

**UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE**

**INSTITUT D'ADMINISTRATION DES ENTREPRISES**

**L'optimisation de l'effort marketing  
à travers la segmentation probabiliste prédictive de la clientèle et la  
modélisation de la persistance des impacts promotionnels**

Étude dans le contexte des biens de consommation courante

**THÈSE**

pour l'obtention du

**Doctorat en Sciences de Gestion**

présentée et soutenue publiquement le 9 décembre 2010 par

**Ioana MIHART**

**COMPOSITION DU JURY**

<b>Directeur de recherche</b>	Michel CALCIU Maître de Conférences à l'Institut d'Administration des Entreprises Université de Lille I
<b>Rapporteurs</b>	Christophe BENAVENT Professeur à l'Université de Paris Ouest  Ioan POPA Professeur à l'Académie d'Études Économiques de Bucarest
<b>Suffragants</b>	Jean-Louis MOULINS Professeur à l'Université de la Méditerranée (Aix-Marseille II)  Francis SALERNO Professeur à l'Institut d'Administration des Entreprises Université de Lille I

*L'université n'entend donner aucune approbation,  
ni improbation aux opinions émises dans cette thèse.  
Ces opinions doivent être considérées  
comme propres à leur auteur.*

## Remerciements

Je voudrais commencer par adresser mes remerciements les plus sincères à mon directeur de thèse, monsieur Michel Calciu. Au long de ces cinq dernières années, monsieur Calciu m'a guidée et conseillée, m'a accordé sa disponibilité et sa confiance, ce qui a permis de faire avancer et aboutir ce travail de recherche.

Je tiens à remercier messieurs les Professeurs Christophe Benavent et Ioan Popa pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de juger mon travail en tant que rapporteurs. Je remercie également messieurs les Professeurs Jean-Louis Moulins et Francis Salerno d'avoir accepté de participer au jury de thèse.

Je suis très reconnaissante à mes amis et collègues dont le soutien, l'écoute et la confiance ont renforcé ma motivation. Mes remerciements s'adressent à Sophie Jeanpert dont les encouragements m'ont accompagnée tout au long de cette dernière année.

J'aimerais remercier chaleureusement ma famille pour avoir soutenu ce projet dès son premier jour et pour la confiance qu'ils me montrent depuis toujours. Enfin, mes remerciements s'adressent à Thomas qui a su adopter ce projet et y croire. Merci infiniment pour ta patience.

# SOMMAIRE

CHAPITRE INTRODUCTIF .....	1	
Section 1 : Fondements et Contexte de la Recherche.....	1	
I. Contexte de la recherche.....	1	
II. Travaux relatifs à la modélisation du comportement du client et à l'estimation de la Lifetime Value.....	3	
III. Travaux relatifs à l'impact des actions marketing sur l'environnement et les performances des enseignes initiatrices.....	6	
Section 2 : Objectifs, Contributions et Plan de la Recherche.....	9	
I. Problématique et objectifs de la recherche.....	9	
II. Contributions attendues de la recherche.....	11	
III. Le plan de recherche.....	14	
PREMIÈRE PARTIE - REVUE DE LITTÉRATURE, CADRE CONCEPTUEL DE LA RECHERCHE, MÉTHODOLOGIE		
CHAPITRE 1 : REVUE DE LITTÉRATURE.....	16	
Section 1 : La Valeur Client – Concept et approches de modélisation .....	16	
I. Typologie des modèles de la Lifetime Value .....	16	
II. Principes et applications des modèles probabilistes .....	21	
III. Principes et applications des modèles économétriques .....	38	
Section 2 : De la Valeur Client au Capital Client.....	55	
I. Comparaison des approches de modélisation.....	55	
II. Généralisations empiriques concernant le Capital Client.....	59	
Section 3 : Les actions promotionnelles basées sur le prix .....	61	
I. Typologie, rôle et conséquences.....	61	
II. Principes des modèles de la persistance .....	66	
III. Evaluation des conséquences des actions promotionnelles à travers la modélisation de la persistance.....	86	
CHAPITRE II : LE CADRE CONCEPTUEL ET LES HYPOYHESES DE RECHERCHE .....		110
Section 1 : Cadre Conceptuel .....	110	
I. Le caractère opportun de la maximisation du Capital Client .....	110	
II. L'approche du portefeuille .....	111	
III. La segmentation probabiliste de la base client et son rôle médiateur dans l'analyse de l'impact des actions promotionnelles sur la Valeur et le Capital Client .....	113	

Section 2 : Effets des actions promotionnelles propres de l'enseigne centrale .....	114
I. Caractère stationnaire des composantes du Capital Client à travers les segments de clients basés sur leur Lifetime Value prédite.....	114
II. Les effets des actions promotionnelles propres sur l'acquisition en tant que composante du Capital Client de l'enseigne.....	115
III. Les effets des actions promotionnelles propres sur la rétention en tant que composante du Capital Client de l'enseigne.....	120
IV. Les effets des actions promotionnelles propres sur l'activité des clients auprès de la concurrence.....	125
V. Les effets des actions promotionnelles propres sur le niveau des prix pratiqués par l'enseigne.....	127
VI. Les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles initiées par l'enseigne.....	129
VII. La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments basés sur la Lifetime Value prédite des clients.....	133
VIII. Les effets des actions promotionnelles propres sur les ventes et le Capital Client l'enseigne.....	134
IX. Optimisation de l'effort marketing .....	136
Section 3 : Effets des actions promotionnelles des concurrents de l'enseigne centrale ..	137
I. L'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur les processus d'acquisition et de rétention, en tant que composantes du Capital Client de l'enseigne centrale.....	137
II. L'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le niveau des prix payés par les clients de l'enseigne centrale.....	141
III. .... L'impact des promotions initiées par la concurrence sur l'évolution des ventes et du Capital Client de l'enseigne.....	142
 CHAPITRE 3 : METHODOLOGIE DE LA RECHERCHE .....	143
Section 1 : Modélisation Probabiliste de la Lifetime Value .....	143
I. Estimation des modèles probabilistes.....	143
II. La qualité de l'ajustement .....	144
III. La validité prédictive .....	145
IV. L'intégration de la Valeur Monétaire .....	145
V. Le calcul de la Lifetime Value .....	147
Section 2 : Segmentation de la base client en fonction de la Lifetime Value Estimée ...	147
Section 3 : Spécification des modèles de la persistance pour l'étude de l'impact des actions promotionnelles à travers les segments de clients.....	148
I. Construction des modèles : choix et définition des variables.....	149
II. Echantillonnage répété .....	156
III. Performances prédictives.....	157

## DEUXIÈME PARTIE - PRÉSENTATION ET DISCUSSION DES RESULTATS

CHAPITRE 4 : PRESENTATION DES RESULTATS ET DISCUSSION .....	160
Section 1 : Analyse Comparative des Modèles probabilistes alternatifs.....	160
I. Résultats de l'estimation des modèles probabilistes .....	163
II. La qualité de l'ajustement .....	165
III. La validité prédictive .....	171
IV. Analyse comparative des modalités alternatives d'introduction de la Valeur Monétaire.....	177
V. Calcul de la Lifetime Value au niveau individuel .....	185
Section 2 : Segmentation de la Base Client selon la Lifetime Value Estimée .....	191
Section 3 : Choix du Seuil Critique pour la Probabilité d'Etre Actif .....	195
Section 4 : Estimation des modèles de la persistance pour les segments de client définis .....	197
I. Résultats des tests de racine unitaire .....	197
II. Durée de la période d'ajustement .....	199
Section 5 : Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle propre .....	200
I. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur le processus d'acquisition, en tant que composante du Capital Client d'une enseigne.....	200
II. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur le processus de rétention, en tant que composante du Capital Client d'une enseigne.....	207
III. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur l'activité des clients auprès de la concurrence.....	214
IV. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur le propre prix moyen de l'enseigne initiatrice .....	221
V. Test des hypothèses concernant les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles initiées par l'enseigne .....	223
VI. La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments basés sur la Lifetime Value prédite des clients.....	224
VII. Typologie des impacts sur les niveaux des ventes et du Capital Client des enseignes à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée...	227
VIII. Optimisation des ventes vs. optimisation du Capital Client.....	236
Section 6 : Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence.....	238
I. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le processus d'acquisition, en tant que composante du Capital Client de l'enseigne centrale .....	238
II. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le processus de rétention, en tant que composante du Capital Client de l'enseigne centrale .....	246

III. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le niveau des prix payés par les clients de l'enseigne centrale .....	253
IV. Typologie des impacts des actions promotionnelles initiées par la concurrence sur les niveaux des ventes et du Capital Client des enseignes à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée .....	255
CHAPITRE 5 : PRINCIPALES CONCLUSIONS, .....	273
IMPLICATIONS DE LA RECHERCHE, LIMITES ET VOIES DE RECHERCHE ....	273
Section 1 : Principales conclusions .....	273
I. Performances des modèles probabilistes alternatives.....	274
II. Pertinence de la segmentation probabiliste basée sur la Lifetime Value estimée pour l'étude de l'impact des actions marketing de l'enseigne.....	277
Section 2 : Implications de la recherche.....	287
I. Contributions académiques.....	287
II. Implications managériales .....	293
Section 3 : Limites et voies de recherche .....	295
I. Limites et voies de recherche méthodologiques.....	295
II. Limites et voies de recherche théoriques.....	298
CHAPITRE 6 : SYNTHÈSE ET CONCLUSION GÉNÉRALE .....	305
Section 1: Rappel des objectifs et des résultats de l'étude .....	305
I. Rappel des objectifs principaux.....	305
II. Principaux résultats .....	307
Section 2 : Synthèse des contributions et des voies de recherche .....	312
I. Synthèse des apports théoriques .....	312
II. Synthèse des apports méthodologiques .....	313
III. Synthèse des implications managériales.....	314
IV. Synthèse des voies de recherche.....	315
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....	317
ANNEXES .....	339
LISTE des FIGURES .....	366
LISTE des TABLEAUX .....	369

## **CHAPITRE INTRODUCTIF**

### **SECTION 1 : FONDEMENTS ET CONTEXTE DE LA RECHERCHE**

#### **I. Contexte de la recherche**

Le paradigme relationnel a acquis aujourd'hui un statut privilégié, la majeure partie des entreprises ayant compris que le chemin de la profitabilité passe désormais par une connaissance approfondie de la clientèle présente et prospectée. Le développement des nouvelles technologies, des capacités de stockage de l'information et surtout de nouvelles techniques de datamining rendent possible cette meilleure connaissance ainsi que son exploitation de manière à optimiser l'activité et, par conséquent, les résultats de l'entreprise.

Les activités marketing de l'entreprise et, dans ce contexte, plus particulièrement celles liées à la mise en œuvre du marketing relationnel ont aujourd'hui besoin de faire valoir leur efficacité. Leur rentabilité et la manière dont elles mettent leur empreinte sur le résultat de l'entreprise doivent pouvoir être mesurées et dans ce but, le Capital Client s'est imposé comme l'alternative la plus pertinente. Certains auteurs, comme Gupta (2009), sont parvenus à mettre en évidence le lien étroit existant entre ce construit et la valeur de marché de l'entreprise.

Ces mêmes activités marketing doivent pouvoir être implémentées de la manière la plus judicieuse et adéquate par rapport aux aspirations de l'entreprise. Dans ce contexte, le Capital Client joue un rôle stratégique, en guidant l'allocation des ressources entre les différents dispositifs et envers de différentes cibles.

Ainsi, une des caractéristiques les plus importantes du Capital Client est son ambivalence : d'une part, il constitue un instrument de mesure, d'autre part, un outil d'aide à la décision. Cette dualité constitue le fondement des courants de recherche dont il



a fait l'objet. Ainsi, nous distinguons dans un premier temps, la recherche dédiée à l'étude du comportement du client et à la prédiction de son comportement futur, dans le but d'établir au niveau individuel la valeur actualisée des flux futurs engendrés par chaque client, existant ou potentiel, et au niveau agrégé, le Capital Client. Dans un second temps, un courant de recherche complémentaire s'est axé sur l'identification des stratégies qui ont le potentiel d'optimiser, voir maximiser le Capital Client. D'ailleurs, une des questions de recherche abordées par ce deuxième courant de recherche concerne le caractère optimal même de la maximisation du Capital Client. La problématique de l'optimisation ou de la maximisation du Capital Client a été dans ce cadre souvent scindée et des solutions individuelles ont été proposées, concernant les processus qui forment le Capital Client, respectivement l'acquisition, la rétention et l'expansion.

Par rapport au caractère ambivalent du Capital Client et aux deux courants de recherche le concernant et brièvement présentés ci-dessus, une nouvelle direction de recherche se profile naturellement. Elle s'attache à investiguer la mesure dans laquelle les résultats obtenus dans le processus de modélisation du comportement des consommateurs, forts de leur capacité prédictive, pourraient être utilisés pour guider les décisions marketing dans le but d'optimiser le Capital Client. Cette nouvelle direction aurait donc un caractère synthétique et serait en mesure d'accommoder les avancées réalisées jusqu'ici dans les deux directions évoquées. Elle constitue le fondement de la recherche présente qui puisera donc dans les travaux relatifs à la modélisation du comportement d'achat, à l'optimisation du Capital Client, mais également à l'impact des actions promotionnelles sur l'environnement et les performances des enseignes initiatrices. En effet, ce troisième volet constitue le lien nécessaire entre les deux premiers, offrant l'instrument à l'aide duquel nous allons pouvoir tester la mesure dans laquelle la Valeur Client telle qu'issue du processus de modélisation peut être influencé par les actions de l'enseigne et comment ces impacts vont s'agréger pour finalement modifier le Capital Client. Les actions promotionnelles représentent un choix parmi plusieurs possibles, mais le contexte économique actuel, marqué par une préoccupation croissante pour le pouvoir d'achat, ainsi que pour l'utilité et le caractère responsable de l'acte d'achat, les recommande plus particulièrement.

## II. Travaux relatifs à la modélisation du comportement du client et à l'estimation de la Lifetime Value

Le passage en revue de la littérature marketing consacrée à la Lifetime Value permet le recensement d'un nombre important d'approches, qui ont fait à travers le temps l'objet de plusieurs taxonomies (Jain et Singh, 2002 ; Gupta et *alii.*, 2006 ; Villanueva et Hanssens, 2007). Dans le cadre de la recherche présente, trois de ces approches, respectivement les modélisations probabilistes, économétriques et celles de la persistance, seront notamment mobilisées afin de répondre à la problématique de recherche.

Les modèles probabilistes sont apparus en guise de réponse au développement de deux phénomènes interconnectés. D'une part, l'apparition de la possibilité de recueillir et stocker des données sur les comportements d'achat individuels, d'autre part, le besoin et désir des managers d'utiliser cette « mine d'or » afin de concevoir les stratégies les plus adaptées à ces comportements, ont conduit les chercheurs vers cette approche. Son principe de base est celui selon lequel les comportements observés ne sont que le reflet d'un processus stochastique sous-jacent, des combinaisons de caractéristiques suivant des lois de probabilité spécifiques. Son principal avantage est lié à sa sphère d'application. En effet, ce type de modèle est particulièrement adapté aux contextes dans lesquels les opportunités d'achat présentent un caractère continu et dans lesquels l'attrition est difficilement observable, les clients pouvant quitter à tout moment, la relation non-contractuelle qui les lie à une enseigne donnée.

L'ancêtre de ce type de modèle est le modèle NBD proposé par Ehrenberg en 1959. Construit autour de deux hypothèses principales concernant le taux de transaction moyen qui suivrait une loi Poisson et son hétérogénéité à travers les clients décrite par une distribution Gamma, ce modèle a été appliqué dans le contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface dans lequel, l'hypothèse de la stationnarité de la base client a été jugée pendant longtemps comme étant pertinente. Néanmoins, ces bases font, elles aussi, l'objet d'un phénomène de « mortalité » bien connu dans le marketing direct. L'intégration de ce phénomène dans la modélisation probabiliste du comportement client est apparue comme critique pour la qualité des prédictions, mais il a fallu attendre le développement du modèle Pareto/NBD par

Schmittlein, Morrison et Colombo (1987) pour y trouver une solution. Pour eux, la probabilité de survie est caractérisée au niveau individuel par une distribution exponentielle, tandis que son hétérogénéité inter-individuelle, par une distribution Gamma. Ce modèle dispose de deux avantages de taille. Premièrement, son implémentation ne nécessite que très peu d'informations décrivant l'historique d'achats des clients : la fréquence des achats observés et la récence du dernier achat enregistré. Deuxièmement, il a rendu possible la dérivation d'expressions fermées pour la prédiction d'un certain nombre d'aspects du comportement du client, parmi lesquelles la probabilité qu'un client décrit par un certain comportement d'achat soit actif à un moment donné – la plus importante. Malgré ces avantages, le modèle Pareto/NBD n'a connu qu'un succès très limité, tant dans la recherche marketing que dans la pratique managériale, à cause de la complexité de sa fonction de probabilité associée et des ressources nécessaires pour son estimation. Cet inconvénient a fait avancer la recherche sur la voie de la simplification de ses hypothèses, et ce sont Fader, Hardie et Lee (2005b) qui vont proposer une solution, appelée BG/NBD et liée justement à la modélisation de l'attrition. Cette solution a l'avantage de rendre l'implémentation du modèle beaucoup plus accessible, tout en préservant son atout phare : la qualité prédictive, ce qui lui a valu une ascension rapide en termes de popularité, mais ne lui a pas épargné les critiques comme celles formulées par Zitzlsperger et *alii.* (2007) ou encore Jerath et *alii.* (2009). Des modèles comme le modèle MBG/NBD proposé par Batislam et *alii.* (2007) ou le modèle PDO bâti par Jerath et *alii.* (2009) viennent palier à ces manques, sans que pour autant les améliorations apportées soient de taille.

Les modèles probabilistes sont complétés par un volet consacré à l'intégration de la valeur monétaire des transactions. En ce qui concerne cet aspect, deux sont les directions répertoriées dans la littérature. Premièrement, en suivant les hypothèses posées par Schmittlein et Peterson (1994), mais en modifiant les distributions qui caractérisent les valeurs transactionnelles moyennes et leur hétérogénéité, Colombo et Jiang (1999) et ensuite Fader et *alii.* (2005 a) proposent le modèle Gamma-Gamma. Gladys et *alii.* (2009) apportent une objection par rapport à la relation d'indépendance entre les processus monétaire et transactionnel, stipulée par le modèle Gamma-Gamma, et proposent le modèle Pareto/Dépendant afin de palier à ce manque.

Les modèles économétriques sont consacrés aux principaux facteurs moteurs du Capital Client : l'acquisition et la rétention, ainsi qu'à l'expansion, mais partagent le cadre conceptuel des modèles économétriques.

La recherche marketing s'étant intéressée au processus d'acquisition, respectivement de re-acquisition comme cas particulier de celle-ci, porteur d'enjeux de taille, peut être classifiée en fonction des questions auxquelles elle a essayé d'apporter une réponse. D'une part, les enseignes ont besoin de savoir quels sont les meilleurs prospects et comment convient-il de les cibler. D'autre part, une fois ces prospects identifiés, quel est le niveau optimal de ressources qu'elles doivent leur consacrer ? Si la première question ne fait quasiment plus débat, sa réponse étant apportée généralement par des modèles de scoring adaptés au contexte dans lequel l'enseigne évolue, la deuxième quant à elle, a stimulé l'apparition de plusieurs solutions (Blattberg et Deighton, 1996 ; Hansotia et Wang, 1997), mais surtout, a suscité des questions supplémentaires concernant les conséquences sur le comportement des prospects mais aussi sur celui des clients établis, des actions mises en place afin de déployer les moyens consacrés à l'acquisition. A travers les différentes études empiriques, des impacts tant positifs que négatifs ont été décelés qui constituent une invitation à un examen approfondi de la façon dont l'acquisition de nouveaux clients à l'aide d'un effort marketing qui prend le plus souvent la forme d'une action promotionnelle influencera l'évolution future du Capital Client.

Dans le binôme acquisition – rétention, cette deuxième bénéficie dans la littérature marketing d'une attention particulière, grâce au lien présumé positif entre la durée de la relation client-enseigne et sa rentabilité. Néanmoins, ce lien ne s'est pas toujours imposé comme une évidence à travers les différentes études empiriques qui lui ont été consacrées et a été même parfois mis à mal par certains résultats, tels que ceux obtenus par Reinartz et Kumar (2000).

L'acquisition et la rétention, juxtaposées dans le continuum que représente la relation client-enseigne, sont intrinsèquement liées. Néanmoins, dans un premier temps, elles ont été modélisées séparément (Blattberg et Deighton, 1996), pour qu'ensuite les approches interdépendantes se multiplient (Thomas, 2001 ; Berger et Nasr-Bechwati, 2001 ; Thomas et *alii.*, 2004 ; Venkatesan et Kumar, 2004 ; Reinartz et *alii.*, 2005 ; Calciu, 2008). Malgré

l'inconvénient de l'approche indépendante, remédié plus tard par Pfeifer (2005) et Calciu (2008), le modèle de Blattberg et Deighton (1996) marque toutefois une étape importante, car il désigne le Capital Client comme critère pour l'allocation des ressources marketing.

Tant les modèles probabilistes que les modèles économétriques ont participé à l'établissement d'un certain nombre de généralisations empiriques concernant le Capital Client répertoriées par Blattberg et *alii.* (2009). Certaines aspects, parmi lesquels l'impact des actions promotionnelles sur la Lifetime Value, nécessitent toutefois des investigations supplémentaires car les résultats obtenus jusqu'à présent apportent des preuves mitigées (Reinartz et Kumar, 2000 ; Anderson et Simester, 2004 ; Lewis, 2006).

### **III. Travaux relatifs à l'impact des actions marketing sur l'environnement et les performances des enseignes initiatrices**

Gupta et *alii.* (2006) incluent la modélisation de la persistance parmi les approches méthodologiques utilisées afin d'examiner les relations existantes entre les composantes de la Lifetime Value. Il convient néanmoins de préciser la particularité de cette approche qui est la possibilité d'évaluer l'impact des actions marketing mises en place sur ces composantes, mais aussi plus généralement, sur l'environnement dans lequel l'enseigne initiatrice évolue.

Empruntée aux disciplines comme la macroéconomie et la finance, la modélisation de la persistance constitue une démarche systémique structurée mais à la fois très flexible qui, dans un contexte marketing, permet d'intégrer les comportements de tous les acteurs du marché, d'appréhender la manière dont ces comportements s'influencent réciproquement à court, moyen et long terme, mais aussi et surtout de tester le caractère optimal des stratégies qu'une enseigne pourrait être amenée à mettre en place, tout en posant de différentes hypothèses concernant les réactions des autres acteurs.

La littérature marketing ayant mis au profit les avantages de la modélisation de la persistance peut être analysée par rapport aux trois piliers de celle-ci : le diagnostic du caractère stable ou évolutif des séries temporelles observées en marketing, l'analyse

univariée et multivariée de la persistance. Un travail important s'est concentré sur le premier volet (Dekimpe et Hanssens, 1995b), mais son bilan est mitigé, car à peine plus de la moitié des séries temporelles observées s'est avérée évolutive. Comparativement, le caractère évolutif est plus présent parmi les séries mesurant la performance marketing, par rapport aux séries décrivant les composantes du mix marketing, tandis que parmi les premières, le caractère évolutif est plus saillant lorsqu'il s'agit des ventes que de parts de marchés. Ces constats offrent de précieux indices quant aux objectifs atteignables à travers les actions marketing. En analysant le caractère stable ou évolutif de la demande primaire et catégorielle, Dekimpe et *alii.* (1999) ont mis en évidence quatre scénarii possibles. D'autres scénarii, liés cette fois au caractère temporaire ou évolutif des efforts marketing effectués par l'enseigne, ont été identifiés par Dekimpe et Hanssens (1999). L'identification du scénario dans lequel l'enseigne évolue présente un caractère critique pour la fixation d'objectifs réalistes et judicieux.

L'analyse univariée de la persistance détermine la mesure dans laquelle un choc subi par une série temporelle évolutive se répercutera dans son niveau futur, tandis que l'analyse multivariée permet de mesurer l'impact à court comme à long terme d'un changement inattendu intervenu au niveau d'une des variables de contrôle sur le niveau des autres variables endogènes qui forment le système vectoriel auto-régressif. C'est ce troisième volet de la modélisation de la persistance qui la rend particulièrement attractive pour l'étude des conséquences de l'adoption de différents scénarii stratégiques à de différents niveaux d'agrégation et qui a permis d'obtenir un nombre important d'aperçus stratégiques. L'analyse multivariée est facilitée par les fonctions impulsionnelles de réponse qui apportent une solution explicite et suggestive au problème de l'interprétation des multiples paramètres issus de la modélisation de la persistance. La décomposition de la variance de l'erreur de prédiction vient affiner l'information offerte par les fonctions impulsionnelles de réponse en offrant la mesure des contributions relatives de chaque composante du choc.

Une partie importante des études concernant l'impact des actions marketing sur les différents plans qui forment l'environnement de marché d'une enseigne ont pris le parti de se concentrer sur les actions promotionnelles sur les prix. Avant de présenter les principaux résultats obtenus à travers ces travaux, essentiellement quantitatifs, il semble

important de passer en revue certains aspects comportementaux associés à cette problématique, d'autant plus qu'il a été prouvé que se fier à des résultats obtenus en appliquant seulement la logique économique, rationnelle peut engendrer la mise en place d'une stratégie sous-optimale (Feinberg et *alii.*, 2002). Ainsi, certaines études ont été en mesure d'identifier des critères autres que financiers qui peuvent rentrer en ligne de compte lors de l'évaluation d'une offre promotionnelle par un client, parmi lesquels : son équité perçue (Stigler, 1987), sa valeur psychologique (Darke et Dhal, 2003), son exclusivité (Barone et Roy, 2010). Loin d'être exhaustive, l'énumération de ces facteurs offre un aperçu des enjeux non-quantitatifs associés à la mise en place des opérations promotionnelles, surtout dans le contexte actuel dans lequel les nouvelles technologies et le développement du commerce électronique rendent possible le ciblage très fin, voire individuel, des clients. Malgré son caractère fondamentalement quantitatif, la modélisation de la persistance est capable d'intégrer dans une certaine mesure ces considérations comportementales, car les réactions passées des clients dans des contextes similaires participent à l'estimation des interactions existantes dans le système dans leur globalité. Certains chercheurs (Villanueva et *alii.*, 2008) ont fait un pas de plus dans cette direction, en utilisant la modélisation de la persistance afin de comparer l'impact de l'acquisition de nouveaux clients à travers des actions marketing vs. bouche-à-oreille sur l'évolution du Capital Client.

De manière générale, la littérature marketing consacrée à l'étude des impacts des actions promotionnelles et qui a employé pour ce faire la modélisation de la persistance peut être analysée selon l'axe des aspects impactés. Ainsi, nous distinguons les travaux dédiés à l'évaluation des conséquences sur la demande primaire (Nijs et *alii.*, 2001), la demande sélective (Pauwels et *alii.*, 2002 ; Pauwels, 2004 ; Slotegraaf et Pauwels, 2008), sur les propres prix (Srinivasan et *alii.*, 2004 ; Pauwels, 2004 ; Nijs et *alii.*, 2007), sur la réaction concurrentielle (Steenkamp et *alii.*, 2005), ainsi que dans le binôme fabricant – distributeur (Pauwels et Srinivasan, 2004 ; Srinivasan et *alii.*, 2004 ; Pauwels, 2007). Une moindre attention a été accordée à l'étude du rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients sur les conséquences des actions promotionnelles. Une seule étude peut être citée dans cette dernière catégorie, celle de Lim et *alii.* (2005) qui effectuent une segmentation à priori selon deux critères – le taux d'usage et la fidélité, pour ensuite mesurer

l'amplitude des écarts enregistrés entre les segments en termes d'effets d'ajustement, permanents et totaux suite à la mise en place d'une action promotionnelle sur les prix.

## **SECTION 2 : OBJECTIFS, CONTRIBUTIONS ET PLAN DE LA RECHERCHE**

### **I. Problématique et objectifs de la recherche**

Blattberg et Deighton (1996) énoncent une série de principes qui devraient, selon eux guider l'allocation des ressources marketing limitées, si le but recherché est la maximisation du Capital Client. Un de ces principes prévoit la détermination de la forme des courbes d'acquisition et de rétention pour des groupes de clients homogènes d'un point de vue attitudinal et comportemental, mais qui affichent de différents niveaux de dépenses. Il serait ensuite possible d'évaluer pour chacun des groupes ainsi créés, son Capital Client ainsi que l'effort optimal nécessaire pour retenir ses clients et y attirer des clients ayant le même profil.

Fader et *alii.* (2005a) ont créé à travers leur travail sur les courbes iso-valeur, les prémisses d'une segmentation de la clientèle en fonction de sa valeur future pour l'enseigne. En effet, s'appuyant sur la modélisation probabiliste des comportements d'achat, Fader et *alii.* (2005a) ont pu mettre en évidence des segments de clients qui, malgré leur hétérogénéité en termes d'historique d'achat, s'avèrent homogènes en termes de Lifetime Value. L'expression de la probabilité d'un client d'être actif, dérivée à partir des modèles probabilistes de type Pareto/NBD aide à départager les flux enregistrés au niveau de ces segments entre le processus d'acquisition et de rétention. Cette segmentation, intégrée à l'approche du portefeuille a le potentiel de guider l'allocation optimale des ressources. Le processus décisionnel pourrait s'appuyer sur l'étude de l'impact des actions marketing à travers les différents segments et dans ce sens, la modélisation de la persistance semble être l'approche la plus indiquée.

Ainsi, compte tenu des aspects évoqués ci-dessous, la problématique de cette étude peut être formulée de la manière suivante :



***L'association de la segmentation probabiliste prédictive de la clientèle et de la modélisation de la persistance des impacts des actions marketing, peut-elle constituer un dispositif pertinent pour l'optimisation de l'effort marketing ?***

Afin d'apporter une réponse à cette problématique, plusieurs objectifs ont été fixés et sont énumérés en ce qui suit :

- identifier le modèle probabiliste qui s'ajuste et prédit le mieux le comportement du client, dans le contexte de cette étude, respectivement celui des biens de consommation courante vendus en grande surface ;
- effectuer la segmentation probabiliste de la clientèle, basée sur l'estimation de sa Lifetime Value ;
- diagnostiquer le caractère stable ou évolutif des séries temporelles qui permettront l'estimation du Capital Client de chaque segment ;
- mesurer, à travers la modélisation de la persistance, l'impact à court et long terme des actions marketing de l'enseigne, dans le cas présent, des actions promotionnelles, sur les facteurs moteurs du Capital Client : l'acquisition et la rétention ;
- établir si les impacts identifiés des actions marketing sur l'acquisition et la rétention sont significativement différents à travers les segments constitués en fonction de la Lifetime Value estimée des clients qui les forment ;
- mesurer, à travers la modélisation de la persistance, l'impact à court et long terme des actions promotionnelles sur d'autres aspects qui mettront indirectement leur empreinte sur l'évolution du Capital Client de l'enseigne initiatrice, comme : le niveau des propres prix (mesure de l'inertie décisionnelle), l'activité des propres clients auprès des enseignes concurrentes, ainsi que les réactions de ces dernières ;

- agréger ces résultats, afin de mesurer l'impact à court et long terme des actions promotionnelles sur le niveau des ventes et sur le Capital Client ;
- établir si les écarts éventuels identifiés en termes d'élasticité à court et long terme du comportement d'acquisition, respectivement de rétention, entre les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value se traduisent, suite à la mise en place d'une action promotionnelle, par des trajectoires différentes des ventes et du Capital Client ;
- mesurer, toujours à travers la modélisation de la persistance, le degré de vulnérabilité de l'enseigne face aux actions promotionnelles initiées par ses concurrents ou, autrement dit, le niveau d'attractivité des actions promotionnelles de ceux-ci à travers les différents segments de clients, issus de la modélisation probabiliste ;
- établir si le fait d'estimer les modèles de la persistance au niveau des segments de clients formés en fonction de leur Lifetime Value, améliore les performances prédictives de cette méthodologie ;
- enfin, établir si les aperçus obtenus quant aux réactions probables des différents segments issus de la modélisation probabiliste sur les axes de l'acquisition et de la rétention peuvent être utilisés afin d'optimiser l'effort marketing, lorsque l'objectif fixé est la maximisation du Capital Client.

## **II. Contributions attendues de la recherche**

Répondre aux objectifs de recherche énumérés ci-dessus et donc à la problématique générale de recherche apportera certaines contributions à l'état actuel de la recherche concernant l'optimisation du Capital Client, tant d'un point de vue académique et méthodologique, que managérial.

### *Contributions académiques*

Du point de vue des contributions académiques, cette étude se situe à la confluence de plusieurs directions.

Premièrement, elle étend la recherche marketing concernant le rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients dans l'impact des actions promotionnelles à court terme (Neslin et *alii.*, 1985 ; Krishnamurthi et Raj, 1991) et long terme (Lim et *alii.*, 2005) sur les ventes. En effet, dans la recherche précédente s'étant intéressée à ce sujet, seulement deux sources possibles d'hétérogénéité ont été étudiées, respectivement le niveau d'usage et la fidélité envers l'enseigne. Aujourd'hui, dans un contexte dans lequel le Capital Client joue un double rôle, étant utilisé à la fois dans le processus décisionnel et dans l'évaluation des résultats engendrés par les décisions prises, il semble judicieux d'investiguer comment l'hétérogénéité des clients en terme de Lifetime Value influence à son tour, l'impact des actions marketing sur les ventes et au-delà, sur le Capital Client.

Deuxièmement, elle offre une nouvelle perspective d'étude pour l'acquisition et la rétention, les deux principaux facteurs moteurs du Capital Client. La recherche antérieure concernant l'acquisition a mis l'accent sur la dichotomie du mode d'acquisition : avec ou sans l'aide des opérations promotionnelles (Lewis, 2006), tandis que celle concernant la rétention s'est intéressée plus particulièrement aux différences en termes de durée de vie probable des clients (Villanueva et Hanssens, 2007). Enfin, la littérature concernant l'équilibre optimal entre les deux processus (Blattberg et Deighton, 1996 ; Pfeifer, 2005 ; Calciu, 2008) a souvent proposé une vision d'ensemble, au niveau de la base clients. La formule de calcul du Capital Client, proposée par Blattberg et *alii.* (2001) représente une exception, car basée sur l'hypothèse selon laquelle la marge de contribution, le taux d'acquisition et la probabilité de rétention de chacun des segments qui forment la base clients varient à travers le temps. Dans le cadre de la recherche présente, les processus d'acquisition et de rétention sont étudiés au niveau des segments de clients formés selon le critère de la Lifetime Value estimée à l'aide des modèles probabilistes.

Troisièmement, cette étude offre une classification des scénarii possibles en termes d'évolution simultanée des ventes et du Capital Client sous l'influence des actions

promotionnelles propres ou des concurrents, d'une intensité croissante. Cette classification est également réalisée au niveau des segments de clients constitués en fonction de la Lifetime Value estimée à travers une modélisation probabiliste.

### ***Contributions méthodologiques***

A l'image du double rôle de Capital Client évoqué auparavant, cette étude combine pour la première fois deux méthodologies distinctes.

Ainsi, lorsqu'il s'agit de mesurer la Lifetime Value de chaque client et d'effectuer la segmentation de la base clients, nous ferons appel à la modélisation probabiliste du comportement d'achat des clients. Plusieurs modèles probabilistes proposés à travers le temps pour le comportement transactionnel (NBD – Ehrenberg, 1959 ; Pareto/NBD – Schmittlein, Morrison et Colombo, 1987 ; BG/NBD – Fader, Hardie et Lee, 2005b ; MBG/NBD – Batislam et *alii.*, 2007) et pour l'intégration de la valeur monétaire (Pareto/Indépendant – Fader et *alii.*, 2005a et Pareto/Dépendant – Glady et *alii.*, 2009) seront estimés. Leurs qualités d'ajustement et capacités prédictives feront l'objet d'une comparaison étendue, à travers plusieurs catégories de produit et enseignes, afin de pouvoir recommander l'approche la plus adaptée au contexte de biens de consommation courante vendus en grande surface.

Lorsque, ultérieurement, nous souhaiterons mesurer l'impact des actions marketing mises en place sur les facteurs moteurs du Capital Client, à travers les différents segments formés en fonction de la Lifetime Value des clients, issue de la modélisation probabiliste, nous ferons appel à la modélisation de la persistance. Cette étude est la première à associer ces deux méthodologies. Elle étendra les résultats obtenus par Lim et *alii.* (2005) qui ont mesuré pour la première fois le gain potentiellement atteignable en termes de performances prédictives en effectuant la modélisation de la persistance au niveau des segments de clients plutôt qu'au niveau de la base dans son intégralité.

### ***Contributions managériales***

D'un point de vue managérial, cette étude offrira les prémisses de la construction d'un système d'aide à la décision, basé sur l'évaluation comparative des impacts potentiels des actions envisagées sur le comportement des différents segments de clients, construits en fonction de leur valeur potentielle pour l'enseigne. Ces impacts pourront être analysés au niveau des facteurs formateurs du Capital Client : l'acquisition et la rétention et donc, le manager aura la possibilité, en fonction de ses objectifs, de privilégier l'un ou l'autre de ces facteurs.

### **III. Le plan de recherche**

Ce travail de thèse est organisé en deux parties. La première partie commence par la revue de la littérature marketing pertinente pour les approches probabiliste, économétrique et de la persistance utilisées à présent dans l'évaluation du Capital Client d'une enseigne (Chapitre 1). Les différents aspects identifiés dans cette revue permettront la définition d'un cadre conceptuel et le développement des hypothèses de recherche (Chapitre 2). La méthodologie utilisée afin de répondre aux questions de recherche formulées sera ensuite exposée (Chapitre 3).

Le premier chapitre de la deuxième partie (le Chapitre 4) présente les résultats des tests des hypothèses. La discussion de ces résultats, ainsi que leurs implications pour la recherche et managériales, feront l'objet du Chapitre 5. Une synthèse générale des objectifs de la recherche, des résultats et de leurs implications clora cette thèse (Chapitre 6).

PREMIÈRE PARTIE

REVUE DE LITTÉRATURE

CADRE CONCEPTUEL DE LA RECHERCHE

MÉTHODOLOGIE

## CHAPITRE 1 : REVUE DE LITTERATURE

### SECTION 1 : LA VALEUR CLIENT – CONCEPT ET APPROCHES DE MODELISATION

Selon Villanueva et Hanssens (2007), la Lifetime Value représente la somme actualisée des flux financiers générés par un client ou un segment de client au cours de sa relation avec l'enseigne. Berger et Nasr (1998) considèrent important de préciser qu'il s'agit de la différence nette entre les revenus et les coûts de tous les efforts déployés afin que ces revenus puissent être générés. Ils y incluent le coût de l'acquisition du client, le coût de l'acte commercial et celui d'entretien de la relation.

#### I. Typologie des modèles de la Lifetime Value

Les différentes approches de la Lifetime Value dans la littérature marketing ont été recensées et synthétisées à plusieurs reprises (Jain et Singh, 2002 ; Gupta et *alii.*, 2006 ; Villanueva et Hanssens, 2007).

Selon Jain et Singh (2002), la littérature marketing concernant la Lifetime Value se cristallise autour de trois courants de recherche principaux :

- les modèles de calcul de la Lifetime Value,
- les modèles d'analyse de la base clients et
- les modèles normatifs de la Lifetime Value.

**Les modèles de calcul de la Lifetime Value** ont été développés dans le but de son optimisation à travers des méthodes d'allocation optimales des ressources. Ils sont à destination des managers marketing qui peuvent les utiliser en tant que fondement pour leurs décisions tactiques et stratégiques.

Jain et Singh (2002) ont identifié quatre types de modèles s'encadrant dans ce premier courant :

1. *Le modèle structurel de base pour la Lifetime Value* dont l'expression la plus

générique est :  $CLV = \sum_{i=1}^n \frac{(R_i - C_i)}{(1+d)^{i-0.5}}$ , où  $i$  représente la période du flux,  $R_i$  – le

revenu apporté par le client au cours de la période  $i$ ,  $C_i$  – le coût total nécessaire afin de générer le revenu  $R_i$  et  $n$  – le nombre total de périodes qui forment la durée prévue de la relation du client avec l'enseigne. Parmi les caractéristiques les plus importantes de ce type de modèles, Jain et Singh (2002) mentionnent le fait qu'ils supposent que le flux financier apparaît au même moment donné, qui est le même pour chaque période, qu'ils s'appliquent seulement aux clients actuels de l'enseigne en ignorant tant les clients qui se sont manifesté par le passé que les prospects, qu'ils n'incluent pas les coûts d'acquisition et qu'ils ne tiennent pas compte de la nature stochastique du processus d'achat. Ils ont néanmoins l'avantage d'être simples et, par conséquent, faciles à implémenter.

2. Dwyer (1997), en s'appuyant sur la classification dichotomique proposée par Jackson (1985), segmente les clients en deux groupes : les « always-a-share » et les « lost-for-good ». Les premiers sont censés entretenir des relations avec plusieurs enseignes simultanément et la part de transactions réalisées avec chacune d'entre elles peut varier d'une période à une autre. Dans le deuxième cas de figure, les clients se sont engagés dans une relation de longue durée avec une seule enseigne, car le coût du changement est non-négligeable et les moyens dédiés à la transaction ne peuvent pas être redéployés facilement. S'il argumente que le comportement de ce deuxième groupe peut être facilement modélisé à travers une approche très similaire au modèle structurel de base, pour adresser le comportement du premier groupe Dwyer (1997) propose *le modèle de migration*. Son principal avantage est l'intégration d'une dimension probabiliste du comportement d'achat : le comportement passé, plus précisément la récence du dernier achat, est utilisé afin d'actualiser la probabilité d'achat au cours de la



période analysée. Ainsi, même un client qui ne s'est pas manifesté activement depuis plusieurs périodes fait partie du portefeuille de l'enseigne. Le modèle de migration comporte néanmoins quelques désavantages, liés à nouveau au moment auquel le cash-flow est censé se produire mais aussi au fait que la propension d'acheter n'est influencée que par la récurrence du dernier achat.

3. *Les modèles pour l'allocation optimale des ressources* introduits pour la première fois par Blattberg et Deighton (1996) ont pour objectif d'équilibrer les efforts de l'enseigne orientés vers l'acquisition de nouveaux clients, respectivement la rétention des clients acquis auparavant, de manière à ce que le Capital Client soit maximisé. Ce raisonnement ouvre pour la première fois la possibilité de retracer les gains ou les pertes enregistrées jusqu'aux actions marketing qui constituent leur point de départ.
4. Pfeifer et Caraway (2000) défendent l'utilisation du chaînage markovien afin de *modéliser la relation client*. Sa flexibilité ainsi que sa nature probabiliste facilitent l'implémentation des autres modèles de calcul de la Lifetime Value.

Le point de départ pour les **modèles d'analyse de la base clients** est le modèle Pareto/NBD proposé par Schmittlein, Morrison et Colombo (1987) et étendu par Schmittlein et Peterson (1994).

Nécessitant en entrée l'historique transactionnel, l'applicabilité du modèle a été considérablement favorisée par le développement des bases de données client rendu possible par les nouvelles technologies. A travers ce modèle, les enseignes sont en mesure d'identifier et compter les clients véritablement actifs, ainsi que de prédire leur comportement futur. L'utilité de ce modèle est d'autant plus saillante dans les environnements dans lesquels les clients peuvent effectuer n'importe quel nombre d'achats à n'importe quel moment, sans que le moment auquel ils deviennent inactifs soit observable par l'enseigne.

Parmi les modèles normatifs de la Lifetime Value, Jain et Singh (2002) classent le modèle du Capital Client proposé par Blattberg et Thomas (2000) et le modèle dynamique de

pricing basé sur la Lifetime Value de Blattberg et Thomas (1997). Les deux modèles fournissent les moyens nécessaires pour l'investigation du retour sur l'investissement marketing.

Jain et Singh (2002) considèrent qu'une voie de recherche très importante mais pas encore assez explorée est celle du développement des modèles d'aide à la décision qui incorporeraient la Lifetime Value, par exemple un modèle de segmentation de la base clients qui utiliserait la Lifetime Value comme critère. Ils suggèrent également que le concept de pricing optimal au niveau de l'acquisition et de la rétention nécessite des investigations supplémentaires.

Villanueva et Hanssens (2007) proposent une typologie basée cette fois sur la source des données utilisées dans la modélisation. Ils identifient ainsi cinq sources : les bases de données internes, les données d'enquête, les rapports d'entreprise, les données de panel et le raisonnement managérial.

Les modèles qui utilisent *les bases de données internes* profitent de la richesse des informations que les systèmes CRM ont rendus disponibles. A travers des analyses transversales et longitudinales, la Lifetime Value des clients, des segments de clients et de la base de clients dans son intégralité peut être évaluée et estimée. Ces modèles présentent néanmoins un inconvénient de taille, liée à la source même des ces données, à savoir qu'ils ne peuvent pas intégrer le comportement concurrentiel, puisque les données concernant le comportement des clients dans leurs relations avec les autres acteurs du marché ne peuvent pas être collectées. Dans cette catégorie de modèles, Villanueva et Hanssens classent les *modèles déterministes*, tels que le modèle structurel de base décrit par Jain et Singh (2002), le *modèle de migration* de Dwyer (1997) mais aussi d'autres *modèles stochastiques* comme ceux issus récemment de la modélisation de la persistance.

Les modèles basés sur *les données d'enquête*, comme ceux développés par Rust et alii. (2004) peuvent s'avérer particulièrement utiles pour les enseignes de petite taille qui ne disposent pas des moyens nécessaires pour mettre en place des systèmes CRM. La modélisation proposée, basée sur les probabilités markoviennes, est relativement facile à

implémenter. Ce type de modèle présente l'avantage d'intégrer la concurrence mais par contre, considère le volume des achats effectués ainsi que l'intervalle inter-achats comme étant des variables exogènes, une hypothèse assez difficilement défendable.

La possibilité d'utiliser *les données publiées dans les rapports d'entreprise* a été évoquée pour la première fois par Gupta et *alii.* (2004). Les avantages du modèle proposé sont liés à sa simplicité conceptuelle, à la facilité de son implémentation et à sa disponibilité pour les analystes extérieurs à l'entreprise. Néanmoins, dans sa version originelle, le modèle présente quelques inconvénients liés aux hypothèses sous-jacentes telles que la marge moyenne constante, le taux de rétention constant ou encore la façon de calculer le coût de l'acquisition en tant que rapport entre le coût marketing et le nombre de nouveaux clients. Certains de ces inconvénients sont adressés par les modèles proposés ultérieurement (Wiesel et Skiera, 2004). Berger et *alii.* (2006) établissent un cadre conceptuel qui permet de relier la Lifetime Value à la valeur des actions. Récemment, Kumar et Shah (2009) prouvent que le Capital Client peut être relié de manière fiable à la capitalisation boursière de l'entreprise et même plus, que les actions orientées vers l'augmentation du Capital Client ont un impact positif sur le prix de l'action.

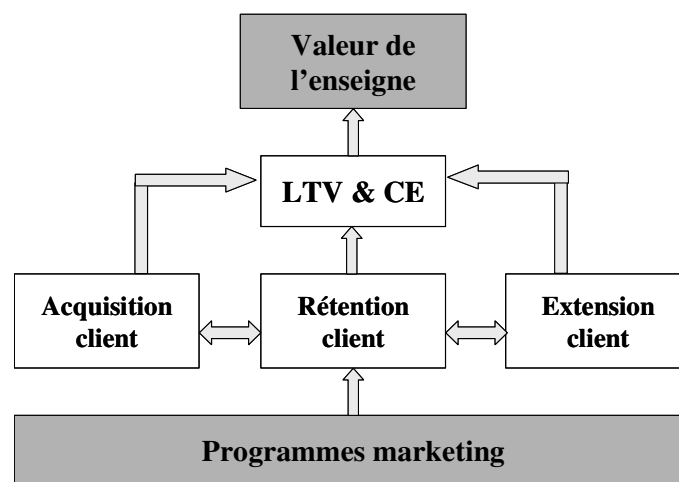
*Les données de panel* offrent selon Villanueva et Hanssens (2007) deux avantages majeurs : d'une part, elles facilitent la prise en compte de l'environnement concurrentiel et d'autre part, elles permettent d'étudier l'interaction entre le mix marketing et le Capital Client, à travers, par exemple, la modélisation de la persistance. A présent, cette catégorie de modèles n'est qu'à ses débuts (Yoo et Hanssens, 2005 et 2008).

Villanueva et Hanssens (2007) illustrent la catégorie des modèles basés sur *le jugement managérial* par le premier modèle pour le calcul du Capital Client, celui de Blattberg et Deighton (1996), étendu ensuite par Berger et Nasr-Bechwati (2001), dont le but était d'aider les managers à établir la répartition optimale entre les dépenses dédiées à l'acquisition de nouveaux clients et à la rétention des clients existants. Ce type de modèle a potentiellement la capacité de surmonter un des problèmes qui concerne un nombre important de modèles issus de la recherche marketing, à savoir qu'ils sont malheureusement rarement utilisés par les managers (Little, 1970), soit à cause de leur complexité ou de la nécessité de la mise en place d'un système d'informations adapté. Les

modèles basés sur le jugement managérial peuvent également être construits au niveau individuel, de chaque client, tel que Ryals (2005) a pu le prouver.

En s'appuyant sur le schéma conceptuel suivant, Gupta et *alii.* (2006) identifient six approches différentes de modélisation utilisées afin d'examiner les relations qui s'établissent entre les composantes de la Lifetime Value: les modèles RFM, les modèles probabilistes, les modèles économétriques, les modèles de la persistance, les modèles basés sur l'intelligence artificielle et les modèles de diffusion (de croissance).

**Figure 1 – Cadre conceptuel pour la modélisation de la Lifetime Value**



Source : Gupta, S., D.M. Hanssens, B. Hardie, W. Kahn, V. Kumar (2006), "Modeling Customer Lifetime Value", *Journal of Service Research*, 9(2), 139-155

En ce qui suit seront détaillés les principes et applications des modèles probabilistes, économétriques et de la persistance qui constitueront le fondement de cette recherche.

## **II. Principes et applications des modèles probabilistes**

Les avancées de la technologie de l'information et les capacités accrues de stockage des données transactionnelles ont orienté l'intérêt des managers de produit vers une meilleure connaissance de leurs bases de clients. Si dans un premier temps, il a été question d'obtenir une vision descriptive de celles-ci, expression inexorable de leur comportement passé, le besoin est devenu rapidement plus spécifique. Il vise désormais la prédiction du

comportement futur, que ce soit au niveau global de l'ensemble des flux qui seront générés ou, idéalement, au niveau individuel, des probabilités conditionnelles d'achat (Fader et Hardie, 2009). Ce type d'analyse crée les prémisses d'une évaluation réaliste de la base de clients et de son potentiel et devient ainsi incontournable dans le contexte actuel dans lequel il a été prouvé que la valeur de cette base constitue une bonne estimation de la valeur de l'enseigne même (Gupta, 2009).

Les modèles probabilistes ou stochastiques considèrent les comportements observés comme étant l'effet d'un processus stochastique sous-jacent gouverné par des caractéristiques latentes (inobservées) qui varient à travers les individus. Selon Gupta et *alii.* (2006), ils s'efforcent à trouver une description simple, paramorphe qui résume et prédit le comportement observé au lieu d'essayer d'expliquer les différences dans le comportement observé comme fonction des covariables, comme le font les modèles de régression. On se contente de présumer que chaque caractéristique du comportement d'un consommateur suit une loi de probabilité spécifique et que la combinaison de celles-ci décrit son comportement global. L'hétérogénéité des caractéristiques à travers les consommateurs est prise en compte par la spécification d'un mélange de distributions. Son association à la combinaison de distributions pour le comportement individuel donne lieu à un modèle de mixture qui caractérise le comportement d'un consommateur aléatoirement choisi dans la base (Fader et Hardie, 2009).

Cette approche probabiliste présente par rapport à une approche basée sur la régression, quelques avantages liés aux faits suivants: d'abord, elle ne nécessite pas la division de la période d'observation en deux périodes afin de construire la variable dépendante, mais permet l'utilisation de son intégralité pour découvrir les caractéristiques comportementales des consommateurs, ce qui signifie une information plus riche pour l'étape de calibrage; ensuite, la prédiction du comportement futur peut être réalisée pour des intervalles de n'importe quelle longueur, voir même, à un horizon infini (Fader et *alii.*, 2006).

Les modèles probabilistes ont été conçus comme solutions pour des entreprises qui évoluent dans des environnements caractérisés par l'absence de visibilité quant au moment auquel les clients abandonnent la relation, mais aussi par des opportunités d'achat

continues, non périodiques ou non-liées à des événements spécifiques. Le croisement de ces deux axes, respectivement, de l'environnement contractuel vs. non-contractuel et des opportunités transactionnelles discrètes vs. continues délimite la sphère d'application de ces modèles. Tel que Schmittlein et *alii.*, (1987) le précisent, il existe des domaines de l'activité économique auxquels ce type de modèles se prêtent plus particulièrement, comme l'achat de biens de consommation courante, la vente par correspondance, les rendez-vous médicaux, les opérations de courtage, etc. Ce sont donc des domaines non-contractuels, aux opportunités transactionnelles continues, des domaines dans lesquels il serait important d'avoir la vision la plus réaliste de la probabilité que les clients existants dans les bases soient encore actifs, et dans le cas affirmatif, des flux qu'il sont susceptibles de générer dans le futur. En revanche, il existe également des domaines qui ne réunissent pas les pré-requis de l'application des modèles probabilistes, comme la prestation de services sur la base d'abonnements renouvelables ou reconductibles ou la collecte de fonds.

## 1. Le modèle NBD

Historiquement, c'est le modèle NBD (Negative Binomial Distribution - Ehrenberg, 1959) que l'on utilisait pour prévoir le nombre d'achats de biens de consommation dans un intervalle de temps donné. Mathématiquement, ce modèle s'appuie sur deux hypothèses principales. D'une part, sur un intervalle  $t$ , un consommateur donné est censé acheter de manière aléatoire autour d'un taux de transaction moyen caractérisé par une distribution Poisson de paramètre  $\lambda$ . Cela revient à considérer que le temps qui s'écoule entre les transactions est distribué de manière exponentielle, avec un taux de transaction  $\lambda$  :  $f(t_j - t_{j-1} | \lambda) = \lambda e^{-\lambda(t_j - t_{j-1})}$ ,  $t_j > t_{j-1} > 0$  (Fader et Hardie, 2005). D'autre part, les consommateurs dans leur ensemble n'affichent pas la même fréquence des achats, d'où la nécessité de caractériser l'hétérogénéité du taux de transaction, à l'occurrence par une distribution Gamma décrite par un paramètre de forme  $-r$ , et un paramètre d'échelle  $-\alpha$ . Grâce à sa souplesse, cette distribution a la capacité de s'adapter à des niveaux d'hétérogénéité très différents (Castéran et *alii.*, 2007). La formalisation de ces hypothèses au niveau des clients individuels nous conduit à l'expression suivante pour la

probabilité d'observer  $x$  transactions dans l'intervalle  $(0,t]$  :

$$P(X(t) = x) = \int_0^{\infty} \frac{(\lambda t)^x e^{-\lambda t}}{x!} \frac{\alpha^r \lambda^{r-1} e^{-\lambda \alpha}}{\Gamma(r)} d\lambda, \quad \text{qui peut également s'écrire}$$

$$P(X(t) = x | r, \alpha) = \frac{\Gamma(r+x)}{\Gamma(r)x!} \left( \frac{\alpha}{\alpha+t} \right)^r \left( \frac{t}{\alpha+t} \right)^x. \quad \text{La fonction de vraisemblance du modèle}$$

devient pour un client générique ayant effectué  $x$  transactions dans l'intervalle  $(0,T]$  :

$$L(r, \alpha | X = x, T) = \frac{\Gamma(r+x)}{\Gamma(r)} \left( \frac{\alpha}{\alpha+T} \right)^r \left( \frac{1}{\alpha+T} \right)^x. \quad \text{Une fois avoir estimé les paramètres qui}$$

décrivent le comportement de la cohorte de clients analysée, il devient possible d'effectuer, au niveau individuel, des prédictions quant à leur comportement futur – dans l'intervalle  $(T, T+t]$ , compte tenu du nombre de transactions observées par le passé – jusqu'au moment  $T$ . Dans le cas du modèle NBD, la dérivation de l'expression de ces probabilités conditionnelles à travers l'application du théorème de Bayes (Morisson et Schmittlein, 1988) est quasi-immédiate (Fader et Hardie, 2004) et conduit à la

$$\text{formulation suivante: } E[Y(t) | X = x, T, r, \alpha] = \left( \frac{r+x}{\alpha+T} \right) t.$$

Ce modèle ne prend pas en compte l'inactivité ou bien la « mortalité » des clients, les marchés étant subséquentement caractérisés par un certain degré d'inertie. Ceci représente un inconvénient majeur car ce phénomène est bien connu dans le marketing des bases de données clients et en marketing direct où le nombre de commandes en provenance d'une cohorte de clients diminue dans le temps. Malgré ce fait, dans le contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface, l'hypothèse de la stationnarité a subsisté pendant longtemps (Chintagunta, 1998).

## **2. Le modèle Pareto/NBD**

Le premier modèle capable d'estimer la probabilité qu'un client soit actif est le modèle Pareto/NBD, développé par Schmittlein, Morrison et Colombo (1987) et étendu par Schmittlein et Peterson (1994). Il rajoute au modèle NBD une représentation stochastique de la survie des clients.

Ce modèle s'appuie sur un nombre d'hypothèses mathématiques, explicitées par Fader et alii. (2005a) afin de résumer les prémisses et réalités qui constituent son fondement. Ainsi, au cours de leur vie en tant que clients d'une enseigne, les individus passent par deux étapes: ils sont actifs un certain temps, pour devenir ensuite définitivement inactifs. Pendant la période active, ils peuvent effectuer des achats à n'importe quel moment. Le nombre d'achats effectués au cours d'un intervalle donné semble varier de manière aléatoire autour de sa moyenne sous-jacente. Les taux d'achat moyens sous-jacents varient à travers les clients. Telles qu'énumérées jusqu'à ce point, ces hypothèses sont les mêmes que celles du modèle NBD. Intervient ensuite la dimension de l'attrition. Le moment auquel un client devient inactif est difficilement repérable pour l'enseigne. Le seul indicateur de cet éventuel changement de statut demeure un intervalle étonnamment long depuis le dernier achat effectué, mais même celui-ci est imparfait. Il n'y a pas vraiment de moyen de s'assurer que ce silence signifie réellement la cessation des achats. Les clients deviennent inactifs pour des raisons très variées; ainsi, le moment auquel le client cesse son activité semble contenir un élément aléatoire. La propension des clients vers l'arrêt de leurs relations avec l'enseigne est hétérogène. Les taux d'achat et les taux d'abandon varient indépendamment à travers les clients.

Les hypothèses mathématiques relatives à l'attrition formulées par Schmittlein, Morrison et Colombo (1987), concernent d'une part le client individuel, d'autre part, l'hétérogénéité à travers les clients. La probabilité individuelle de survie d'un client diminue exponentiellement avec le temps écoulé depuis son dernier achat. Le temps  $\tau$  avant le passage en inactivité, autrement dit la « durée de vie » inobservée de ce client, est décrit par la relation :  $f(\tau|\mu) = \mu e^{-\mu\tau}$ . En ce qui concerne l'hétérogénéité inter-individuelle, le taux de mortalité  $\mu$  suit une distribution Gamma, décrite par un paramètre de forme,  $s$  et un paramètre d'échelle,  $\beta$  :  $g(\mu|s, \beta) = \frac{\beta^s \mu^{s-1} e^{-\mu\beta}}{\Gamma(s)}$ . La distribution Gamma des taux de mortalité est indépendante de la distribution Gamma des taux de transaction.

Schmittlein, Morrison et Colombo (1987) justifient les choix effectués dans la construction du modèle Pareto/NBD et concernant les distributions qui décrivent l'activité



des clients au cours de leurs relations avec l'enseigne. Ainsi, un processus d'achat de type Poisson implique des intervalles inter-achats distribués de façon exponentielle et donc un processus sans mémoire or, au moins dans le contexte des biens fréquemment achetés, cette hypothèse avait été validée auparavant par Ehrenberg (1972). En ce qui concerne la durée de vie probable, les évènements qui peuvent engendrer « la mort » d'un client, tels que les déménagements, les problèmes financiers ou encore les changements de style de vie, sont susceptibles d'intervenir d'une manière « Poisson ». Même si un événement spécifique ne se soumet pas à cette loi, la superposition de tous les évènements possibles le fait, comme Karlin et Taylor (1975) l'avaient démontré. Par rapport à l'hétérogénéité, il y a des acheteurs plus assidus que d'autres, des acheteurs ayant des raisons plus nombreuses ou plus probables d'arrêter leur relation avec l'enseigne. Or, la distribution Gamma est une distribution flexible, qui peut surprendre l'esprit de la plupart des distributions raisonnablement probables des taux d'achat et de mortalité. Au-delà de tous ces aspects, il n'y a pas de raison pour privilégier l'existence d'une corrélation positive ou négative entre les taux d'achat et de mortalité. Et cela, d'autant plus que l'on pourrait trouver des raisons pour chacune: si un acheteur fréquent a plus de chances de se retrouver à un moment donné déçu par l'acquisition faite, il est aussi, probablement, plus attaché à l'enseigne et donc susceptible de ne pas arrêter ses achats pour autant. Il est donc raisonnable de supposer une relation d'indépendance entre les taux d'achat et les taux de mortalité, au moins comme point de départ qui pourrait faire par la suite l'objet d'investigations supplémentaires.

L'expression de la probabilité d'observer un nombre  $x$  d'achats au cours d'une période de durée  $t$  a été dérivée pour le modèle Pareto/NBD par Schimttlein, Morrison et Colombo (1987), mais elle nécessite  $2*(x+1)$  évaluations de la fonction hypergéométrique gaussienne. Fader et Hardie (2006) proposent une formulation alternative qui ne requiert que  $x+2$  évaluations de la même fonction, rendant aussi les calculs plus rapides. Ainsi, pour le modèle Pareto/NBD la fonction  $P(X(t)=x)$  peut s'écrire :

$$P(X(t)=x|r, \alpha, s, \beta) = \frac{\Gamma(r+x)}{\Gamma(r)x!} \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^x \left(\frac{\beta}{\beta+t}\right)^s + \alpha^r \beta^s \frac{B(r+x, s+1)}{B(r, s)} \left\{ B_1 - \sum_{i=0}^x \frac{t^i \Gamma(r+s+i)}{\Gamma(r+s)i!} B_2 \right\}$$

où :

$$B_1 = \begin{cases} \frac{{}_2F_1\left(r+s, s+1; r+s+x+1; \frac{\alpha-\beta}{\alpha}\right)}{\alpha^{r+s}} & \text{si } \alpha \geq \beta \\ \frac{{}_2F_1\left(r+s, r+x; r+s+x+1; \frac{\beta-\alpha}{\beta}\right)}{\beta^{r+s}} & \text{si } \alpha \leq \beta \end{cases} \quad \text{et}$$

$$B_2 = \begin{cases} \frac{{}_2F_1\left(r+s+i, s+1; r+s+x+1; \frac{\alpha-\beta}{\alpha+t}\right)}{(\alpha+t)^{r+s+i}} & \text{si } \alpha \geq \beta \\ \frac{{}_2F_1\left(r+s+i, r+x; r+s+x+1; \frac{\beta-\alpha}{\beta+t}\right)}{(\beta+t)^{r+s}} & \text{si } \alpha \leq \beta \end{cases} .$$

L'un des plus importants avantages de ce modèle est le fait qu'il nécessite seulement deux informations concernant l'historique d'achat de chaque client, notamment, la récence et la fréquence. Habituellement, la notation employée pour la représentation de ces informations est :  $(x, t_x, T)$ , où  $x$  est le nombre d'achats observés dans l'intervalle  $(0, T]$  et  $t_x$  ( $0 < t_x \leq T$ ) – le moment du dernier achat. A partir de ces données, Schmittlein, Morrison et Colombo (1987) ont dérivé quelques expressions importantes comme  $P(\text{actif} | x, t_x, T)$  – la probabilité que le client ayant pour comportement observé  $(x, t_x, T)$  soit encore actif au moment  $T$ :

$$P(\text{actif} | r, \alpha, s, \beta, x, t_x, T) = \frac{\Gamma(r+x)\alpha^r \beta^s}{\Gamma(r)(\alpha+T)^{r+x}(\beta+T)^s} \Big/ L(r, \alpha, s, \beta | x, t_x, T),$$

où  $L(r, \alpha, s, \beta | x, t_x, T)$  représente la fonction de vraisemblance associée du modèle, décrite par l'expression suivante:

$$L(r, \alpha, s, \beta | x, t_x, T) = \frac{\Gamma(r+x)\alpha^r \beta^s}{\Gamma(r)} \left\{ \frac{1}{(\alpha+T)^{r+x}(\beta+T)^s} + \left( \frac{s}{r+s+x} \right) A_0 \right\}, \text{ où}$$

$A_0$  est égal à :

$$\frac{{}_2F_1\left(r+s+x, s+1; r+s+x+1; \frac{\alpha-\beta}{\alpha+t_x}\right)}{(\alpha+t_x)^{r+s+x}} - \frac{{}_2F_1\left(r+s+x, s+1; r+s+x+1; \frac{\alpha-\beta}{\alpha+T}\right)}{(\alpha+T)^{r+s+x}}$$

quand  $\alpha \geq \beta$ , et à :

$$\frac{{}_2F_1\left(r+s+x, r+x; r+s+x+1; \frac{\beta-\alpha}{\beta+t_x}\right)}{(\beta+t_x)^{r+s+x}} - \frac{{}_2F_1\left(r+s+x, r+x; r+s+x+1; \frac{\beta-\alpha}{\beta+T}\right)}{(\beta+T)^{r+s+x}}$$

dans le cas contraire.

La détermination des paramètres du modèle a été, à de nombreuses reprises, jugée difficile (Fader et *alii.*, 2005; Reinartz et Kumar, 2003; Castéran et *alii.*, 2007). Plus particulièrement, l'approche par l'estimation du maximum de vraisemblance (MLE) nécessite un algorithme de recherche numérique qui effectue l'évaluation répétée de la fonction hypergéométrique gaussienne  ${}_2F_1$  (Schmittlein et Petterson, 1994). Néanmoins, cette expression de la probabilité propre à un client donné d'être actif après avoir effectué un parcours décrit par  $(x, t_x, T)$  est le résultat le plus intéressant de la modélisation, constituant un premier élément de réponse à de nombreux problèmes managériaux et, en même temps, le point de départ pour la dérivation des probabilités conditionnelles. Ainsi, compte tenu de son comportement d'achat observé jusqu'au moment  $T$ , le client est susceptible d'effectuer dans l'intervalle  $[T, T+t)$  un nombre de transactions :

$$E[Y(t)|r, \alpha, s, \beta, x, t_x, T] = P(\text{actif}|r, \alpha, s, \beta, x, t_x, T) \times \frac{(r+x)(\beta+T)}{(\alpha+T)(s-1)} \left[ 1 - \left( \frac{\beta+T}{\beta+T+t} \right)^{s-1} \right].$$

Ce modèle est particulièrement utile dans les relations client non-contractuelles où l'entreprise ne peut pas savoir exactement quand un client devient inactif. Mais, la complexité de la fonction de probabilité associée au modèle Pareto/NBD limite sa mise en œuvre non seulement parce qu'elle est peu familière pour la plupart des chercheurs en marketing, mais aussi parce qu'elle demande d'importantes ressources de calcul. Par conséquent, les articles l'ayant appliqué sont peu nombreux (Schmittlein et Peterson, 1994; Reinartz et Kumar, 2000 et 2003 ; Fader et *alii.*, 2005b; Castéran et *alii.*, 2007; Batislam et *alii.* 2007; Jerath et *alii.* 2009). La première étude de Reinartz et Kumar (2000) remet en question quelques-uns des « axiomes » largement acceptés dans les contextes contractuels mais pas encore prouvés dans les environnements non-contractuels comme la vente à distance, concernant la rentabilité des clients à une longue durée de vie. Ainsi, ils s'attachent à explorer la validité de quatre propositions portant sur la corrélation entre la durée de vie client et la rentabilité de la relation, l'augmentation des profits avec

le temps, la diminution des coûts engendrés par les clients « âgés » et la disponibilité de ces derniers à payer des prix plus élevés. En modélisant à l'aide de la méthodologie Pareto/NBD le comportement d'achat à distance d'un panel de ménages observé pendant trois années, Reinartz et Kumar (2000) sont parvenus à invalider les quatre hypothèses mentionnées auparavant. Ils ont pu mettre en évidence un segment de clients caractérisé par une courte durée de vie mais d'importants revenus générés, qui occupait une très bonne position (deuxième) en termes de rentabilité ; cette conclusion vaut un signal d'alarme quant au danger de focaliser sur les clients « relationnels » au détriment de ceux « transactionnels ». Elle met également en évidence la nécessité d'identifier ces clients « transactionnels » aussitôt afin de ne plus les cibler une fois leur activité cessée avec des actions promotionnelles qui ne généreraient que des pertes. La justification de leurs résultats quelque peu étonnants passe d'abord par les caractéristiques intrinsèques des environnements non-contractuels où les coûts de sortie de relation sont quasiment inexistantes et la recherche de variété guide souvent les choix des clients. D'un point de vue strictement méthodologique, l'estimation des paramètres du modèle Pareto/NBD a été réalisée pour cette étude à l'aide du bootstrapping et le seuil choisi afin de départager les clients encore actifs est égal à un seuil intuitif, fixé par défaut à 0.5. Néanmoins, Reinartz et Kumar (2000) précisent avoir testé également d'autres seuils (de 0.1 à 0.9), mais avoir obtenu à chaque fois le pourcentage le plus important de clients correctement classifiés pour ce seuil de 0.5.

Reinartz et Kumar (2003) ont poursuivi leur étude et validé le modèle proposé dans la sphère B-to-B des achats technologiques. Ils se sont attachés à l'identification des antécédents relationnels qui impactent la durée de vie profitable d'un client. Cette fois, la méthodologie employée pour l'estimation des paramètres du modèle Pareto/NBD a été la maximisation de la log-vraisemblance. Comme dans une première étape, l'étude a porté sur le même panel que l'étude de Reinartz et Kumar (2000), les auteurs ont pu mesurer la corrélation existante entre les probabilités des clients d'être actifs, obtenues à travers les deux modélisations. Le niveau de cette corrélation dépassant le seuil de 0.99, ils ont pu conclure à la quasi-équivalence des modèles obtenus à travers les deux méthodes d'estimation.

### 3. Le modèle BG/NBD

Ayant pour but de surmonter la principale difficulté qui frêne l'implémentation du modèle Pareto/NBD, malgré ses atouts évidents, Fader, Hardie et Lee (2005b) ont proposé une alternative: le modèle Beta-Geometric NBD. La différence majeure entre les deux modèles réside dans la modélisation de l'attrition. Puisque le départ du client ne peut être observé directement, la seule preuve dans le sens du passage en inactivité d'un client est une période étrangement longue sans transaction. Si dans le modèle Pareto/NBD, le départ du client peut intervenir à n'importe quel moment et sa probabilité de survie diminue avec le temps passé depuis le dernier achat selon une distribution exponentielle, dans le BG/NBD le départ ne peut arriver qu'immédiatement après une transaction, la probabilité d'attrition suit individuellement une distribution géométrique :

$P(\text{inactif après le } j^{\text{ème}} \text{ achat}) = p(1-p)^{j-1}$  et l'hétérogénéité interindividuelle du taux d'attrition suit une distribution bêta :  $g(p|a,b) = \frac{p^{a-1}(1-p)^{b-1}}{B(a,b)}$ . La probabilité d'observer

un nombre  $x$  de transactions au cours d'une période  $t$  dévient ainsi dans le cadre du modèle BG/NBD (Fader et alii., 2005b) :

$$P(X(t)=x|r,\alpha,a,b) = \frac{B(a,b+x)\Gamma(r+x)}{B(a,b)\Gamma(r)x!} \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^x + \delta_{x>0} \frac{B(a+1,b+x-1)}{B(a,b)} * \left[ 1 - \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left\{ \sum_{j=0}^{x-1} \frac{\Gamma(r+j)}{\Gamma(r)j!} \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^j \right\} \right]$$

où  $\delta_{x>0}=1$  si  $x>0$  et  $\delta_{x>0}=0$  dans le cas contraire. L'estimation du modèle BG/NBD nécessite les mêmes informations que celle du modèle Pareto/NBD, à savoir la récence et la fréquence qui décrivent l'historique d'achat du client. L'expression de la probabilité pour un client donné d'être en vie devient:

$$P(\text{actif}|x,t_x,T,r,\alpha,a,b) = \frac{1}{\left\{ 1 + \delta_{x>0} \frac{a}{b+x-1} \left(\frac{\alpha+T}{\alpha+t_x}\right)^{r+x} \right\}}$$

Tel que l'équation l'indique, cette expression ne nécessite pas l'évaluation de la fonction hypergéométrique gaussienne, mais seulement d'avoir estimé préalablement la fonction vraisemblance associée au modèle:

$$L(r, \alpha, a, b | x, t_x, T) = \frac{B(a, b+x)}{B(a, b)} \frac{\Gamma(r+x)\alpha^r}{\Gamma(r)(\alpha+T)^{r+x}} + \delta_{x>0} \frac{B(a+1, b+x-)}{B(a, b)} \frac{\Gamma(r+x)\alpha^r}{\Gamma(r)(\alpha+t_x)^{r+x}}$$

Le nombre de transactions que ce même client est susceptible d'effectuer dans l'intervalle  $[T, T+t)$  sera égal à:

$$E(Y(t) | X = x, t_x, T, r, \alpha, a, b) = \frac{a+b+x-1}{a-1} \times \frac{\left[ 1 - \left( \frac{\alpha+T}{\alpha+T+t} \right)^{r+x} {}_2F_1 \left( r+x, b+x; a+b+x-1; \frac{t}{\alpha+T+t} \right) \right]}{1 + \delta_{x>0} \frac{a}{b+x-1} \left( \frac{\alpha+T}{\alpha+t_x} \right)^{r+x}}$$

Cette dernière expression ne nécessite qu'une seule évaluation de la fonction hypergéométrique, ce qui allège considérablement la tâche computationnelle.

Fader, Hardie et Lee (2005b) accompagnent le modèle proposé d'une série de tests empiriques effectués sur un panel de clients d'un site de vente de CD en ligne, afin d'évaluer ses performances par rapport à celles de Pareto/NBD. Ainsi, leur modèle est légitimé par la qualité légèrement supérieure de l'ajustement, mesurée à travers la statistique de Khi-deux. En termes de performances du suivi du nombre de transactions répétées, le modèle BG/NBD n'est que légèrement surclassé par Pareto/NBD et ceci que sur la période de validation. Enfin, le test le plus puissant auquel le modèle BG/NBD a été soumis reste celui des probabilités conditionnelles. Le niveau de corrélation entre le nombre réel de transactions répétées enregistrées au cours de la période de validation et les prédictions issues des probabilités conditionnelles des modèles Pareto/NBD et BG/NBD était à ce moment là difficilement interprétable faute de termes de comparaison issus d'autres démarches de recherche. Néanmoins, le niveau de corrélation entre les prédictions issues des probabilités conditionnelles des modèles Pareto/NBD et BG/NBD se situait à un niveau très élevé: 0.996. Ainsi, la pertinence de la modélisation BG/NBD par rapport à Pareto/NBD a été validée empiriquement.

#### 4. Le modèle MBG/NBD

Ceci n'a pas mis le modèle BG/NBD à l'abri des critiques comme celle de Zitzlsperger et

*alii.* (2007) qui mettent en évidence le fait que pour les clients n'ayant pas effectué d'achat répété, le modèle Pareto/NBD va calculer une probabilité d'être actifs qui dépendra du comportement stochastique du segment de clients sous-jacent, tandis que le modèle BG/NBD les considérera toujours comme étant actifs ( $P(\text{Active})=100\%$ ), sans considérer l'ancienneté du premier achat (puisque les hypothèses du modèle stipulent que l'attrition d'un client ne peut intervenir que suite à une transaction (répétée) et qu'au début de la période d'observation, tous les clients sont considérés actifs).

Afin de corriger cet aspect, Batislam et *alii.* (2007) ont modifié le modèle BG/NBD en incluant un cas de figure particulier : l'attrition au moment zéro, c'est à dire, tout de suite après le premier achat effectué par le client. Dans leur modèle qui peut être appelé MBG/NBD (Modified BG/NBD) toutes les autres hypothèses restent inchangées. Ainsi, au niveau individuel du client, la probabilité d'observer un nombre  $x$  de transactions au cours d'une période de durée  $t$  est donnée par l'expression :

$$P(X(t)=x|r,\alpha,a,b) = \frac{B(a,b+x+1)\Gamma(r+x)}{B(a,b)\Gamma(r)x!} \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^x + \frac{B(a+1,b+x)}{B(a,b)} * \left[ 1 - \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left\{ \sum_{j=0}^{x-1} \frac{\Gamma(r+j)}{\Gamma(r)j!} \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^j \right\} \right]$$

et la fonction de vraisemblance devient:

$$L(r,\alpha,a,b|X=x,t_x,T) = \frac{B(a,b+x+1)\Gamma(r+x)}{B(a,b)\Gamma(r)} \frac{\alpha^r}{(\alpha+T)^{r+x}} + \frac{B(a+1,b+x)\Gamma(r+x)}{B(a,b)\Gamma(r)} \frac{\alpha^r}{(\alpha+t_x)^{r+x}}$$

Le premier terme de l'expression formalise le cas dans lequel le client a effectué  $x$  transactions avant  $T$ , moment auquel il est toujours actif. Le deuxième terme spécifie le cas dans lequel le client devient inactif au moment  $t_x$  après sa dernière transaction (ainsi, si le client n'a effectué aucun achat répété, il est considéré comme étant inactif au moment  $t_x=0$ ). Son estimation à travers le maximum de vraisemblance permet d'obtenir les paramètres du modèle. Les autres expressions d'intérêt en découlent. Ainsi, la probabilité qu'un client caractérisé par un historique d'achat donné  $(x, t_x, T)$  soit encore actif au moment  $T$  est décrite par l'équation suivante:

$$P(\text{actif}|x,t_x,T,r,\alpha,a,b) = \frac{1}{1 + \frac{\Gamma(a+1)\Gamma(b+x)}{\Gamma(a)\Gamma(b+x+1)} \left(\frac{\alpha+T}{\alpha+t_x}\right)^{r+x}}$$

tandis que, la probabilité conditionnelle d'achat pour l'intervalle  $[T, T+t)$  sera égale à :

$$E(Y(t)|x, t_x, T, r, \alpha, a, b) = \frac{\frac{b+x}{a-1} \left( 1 - \left( \frac{\alpha+T}{\alpha+T+t} \right)^{r+x} {}_2F_1 \left( r+x; b+x+1; a+b+x; \frac{t}{t+T+\alpha} \right) \right)}{1 + \frac{a}{b+x} \left( \frac{\alpha+T}{\alpha+t_x} \right)^{r+x}}$$

La comparaison empirique des performances des deux modèles, BG/NBD respectivement MBG/NBD, effectuée par Batislam et *alii.* (2007), met en valeur le fait que le modèle BG/NBD a tendance à sous-estimer la fréquence des clients n'ayant pas effectué de transaction répétée. Néanmoins, les deux modèles produisent des estimations quasiment identiques du nombre de transactions répétées hebdomadaires et cumulatives. Comparé à Pareto/NBD, le modèle MBG/NBD attribue des probabilités d'être actifs plus importantes aux clients n'ayant pas effectué de transactions répétées au cours de la période de calibrage, mais ces probabilités demeurent suffisamment faibles pour pouvoir considérer ces clients comme étant inactifs. Les probabilités d'être actifs générées par les deux modèles peuvent s'avérer différentes pour d'autres clients que ceux n'ayant pas effectué de transactions répétées. Si tel était le cas, l'explication se trouve dans le fait que pour le modèle Pareto/NBD, cette probabilité diminue avec le temps écoulé sans que de nouvelles transactions soient enregistrées tandis que MBG/NBD assigne une probabilité d'abandon après chaque transaction, probabilité qui reste inchangée jusqu'à la prochaine transaction.

Le modèle BG/NBD peine aussi par un aspect mis en évidence par Jerath et *alii.* (2009). Le fait de remplacer l'hypothèse de Pareto/NBD selon laquelle l'attrition peut intervenir à n'importe quel moment de la relation du client avec l'enseigne par l'hypothèse que l'attrition est régie par un processus de type Bernoulli qui n'intervient que suite à une transaction, simplifie certes la tâche computationnelle mais introduit également le biais d'accorder plus de chances d'abandon de la relation aux clients caractérisés par une fréquence élevée et inversement, moins de chances aux autres. Pour palier à ce manque, Jerath et *alii.* (2009) proposent un modèle basé sur un processus d'attrition discrétisé. Autrement dit, on accorde périodiquement et à tous les clients le choix d'interrompre leur relation avec l'enseigne. Analytiquement, ses concepteurs mettent en évidence le fait que lorsque la périodicité de ces choix est très réduite, le modèle PDO (Periodic Death



Opportunity) converge vers le modèle Pareto/NBD. À contrario, quand cette périodicité est très étendue ou quand elle dépasse même la durée de la période de calibrage, le phénomène d'attrition disparaît et le modèle PDO converge vers le modèle NBD. Au cours de la validation empirique, la qualité de l'ajustement du modèle PDO s'est révélée supérieure à celle de Pareto/NBD. Ce résultat a pu être obtenu en incrémentant la périodicité. Ainsi, si pour une périodicité qui tendait vers zéro, les résultats étaient quasi-identiques à ceux issus de la modélisation Pareto/NBD, il s'est avéré qu'il existait une autre valeur de la périodicité qui pouvait encore améliorer de façon significative la qualité de l'ajustement. La flexibilité ajoutée au processus d'attrition et le fait que celui-ci est estimé conjointement avec le processus transactionnel, mènent inévitablement à des différences dans les principales inférences réalisées. Toujours au cours de la validation empirique, la modélisation à travers PDO a engendré l'estimation d'une durée de vie plus longue et d'un rythme des transactions plus lent pour le consommateur moyen que ceux obtenus par la modélisation à travers Pareto/NBD. C'est pour cela que Jerath et alii. (2009) ne déconseillent pas l'emploi de Pareto/NBD quand la principale préoccupation de la modélisation reste la prédiction des transactions futures. Car si les améliorations en termes de qualité d'ajustement sur l'intervalle de calibrage sont indéniables, les gains en termes de précision des prédictions pour l'intervalle de validation demeurent limités.

## 5. L'intégration de la valeur monétaire

Les modèles probabilistes de type NBD adressent l'aspect transactionnel de la relation client, offrant des estimations fiables du nombre de transactions qu'un client caractérisé par un historique d'achat donné pourrait accomplir par la suite, ainsi que de la probabilité que celui-ci soit encore actif à un moment donné par rapport à une enseigne. L'estimation de la Lifetime Value nécessite l'intégration de l'aspect monétaire de la relation client. A première vue, nous pourrions nous fier à la moyenne observée des valeurs transactionnelles enregistrées pour chaque client. Néanmoins, cette moyenne observée ne s'approche de la moyenne sous-jacente propre à chaque client qu'avec l'accumulation des transactions répétées. Or, dans l'estimation de la Lifetime Value d'une cohorte de clients, nous devons être en mesure d'associer une estimation réaliste de la valeur moyenne des transactions même aux clients pour lesquels nous avons constaté au cours de la période

d'observation, seulement un faible nombre de transactions répétées. Cette contrainte motive la formalisation de l'aspect monétaire (Fader et *alii.*, 2005a). La modélisation de celui-ci a connu plusieurs approches. Schmittlein et Peterson (1994), ainsi que Fader et *alii.* (2005a) bâtissent le sous-modèle consacré à l'estimation de la valeur monétaire de chaque transaction sur l'échafaudage que constituent les trois hypothèses suivantes :

- Les valeurs des transactions d'un client évoluent de façon aléatoire autour de sa valeur transactionnelle moyenne;
- Les valeurs transactionnelles moyennes varient à travers les clients mais pas à travers le temps pour un client donné ;
- La distribution des valeurs transactionnelles moyennes à travers les clients est indépendante du processus transactionnel.

Cette dernière hypothèse peut être dans certains contextes mise à l'épreuve. Sa validité nécessite d'être vérifiée et Glady et *alii.* (2009) soutiennent que même si l'éventuelle corrélation entre le processus transactionnel et la valeur monétaire dégagée s'avère faible, il est toutefois nécessaire d'entreprendre une démarche qui permette de prendre en compte cet aspect.

Si Schmittlein et Peterson (1994) supposent que tant les valeurs transactionnelles individuelles que les valeurs transactionnelles moyennes des membres du panel sont caractérisées par des distributions normales, Fader et *alii.* (2005a) ne valident pas cette hypothèse dans leur contexte, dans lequel la distribution des valeurs transactionnelles moyennes individuelles est très asymétrique à droite. Le remplacement de la distribution normale qui caractérise les valeurs transactionnelles moyennes individuelles par une distribution log-normale pourrait représenter une solution, mais dans ce cas, le même changement devrait être opéré au niveau de la distribution des valeurs individuelles autour de la moyenne spécifique de chaque client. Or, tel que Fader et *alii.* (2005 a) le rappellent, il n'existe pas d'expression fermée pour la convolution des lois log-normales et c'est pour cette raison qu'ils vont opter plutôt pour le modèle Gamma-Gamma, proposé pour la première fois par Colombo et Jiang (1999). Cette orientation est justifiable de par les propriétés similaires des distributions log-normale et Gamma.

Ainsi, le modèle Gamma-Gamma est décrit par les hypothèses suivantes:

- Les valeurs des transactions effectuées par un client suivent une distribution Gamma de paramètres  $p \cdot x$  de forme et  $v$  d'échelle ;
- L'hétérogénéité inter-individuelle des moyennes des transactions, à travers le paramètre  $v$ , suit également une distribution Gamma de paramètres  $q$  de forme et  $\gamma$  d'échelle.

La formalisation de ces hypothèses conduit vers l'expression suivante pour la distribution

marginale de  $m_x$ :  $f(m_x | p, q, \gamma, x) = \frac{\Gamma(px + q)}{\Gamma(px)\Gamma(q)} \frac{\gamma^q m_x^{px-1} x^{px}}{(\gamma + m_x x)^{px+q}}$ . Une fois l'estimation des

paramètres  $p$ ,  $q$ , et  $\gamma$  accomplie, il est possible de calculer, à travers le théorème de Bayes, la valeur transactionnelle moyenne d'un client caractérisé par une dépense moyenne  $m_x$  observée à travers  $x$  transactions :

$$E(M | p, q, \gamma, m_x, x) = \left( \frac{q-1}{px+q-1} \right) \frac{\mathcal{M}}{q-1} + \left( \frac{px}{px+q-1} \right) m_x.$$

L'hypothèse de l'indépendance entre la distribution des valeurs transactionnelles moyennes à travers les clients et le processus transactionnel permet d'estimer la Lifetime Value en tant que produit entre le nombre estimé de transactions, la valeur moyenne

estimée de ces transactions et le coefficient de la marge :  $CLV_t = \sum_{k=1}^t \frac{(x_{T+k} - x_{T+k-1})m_x}{(1+d)^k}$ ,

où  $d$  représente le coefficient d'actualisation. Cette expression présente l'inconvénient de nécessiter le choix d'un horizon  $t$  pour l'estimation du flux transactionnel futur. Or, dans le contexte de la Lifetime Value, une alternative plus attrayante serait de pouvoir estimer la valeur totale du client, celle qu'il est susceptible de générer sur la durée totale de sa relation avec l'enseigne. Ceci suppose donc de passer de cette formulation discrète vers une formulation continue pour la valeur présente du flux de transactions futures attendues, comme celle dérivée par Fader et alii. (2005a) :

$$DET(\delta | r, \alpha, s, \beta, X = x, t_x, T) = \frac{\alpha^r \beta^s \delta^{s-1} \Gamma(r+x+1) \Psi[s, s; \delta(\beta+T)]}{\Gamma(r)(\alpha+T)^{r+x+1} L(r, \alpha, s, \beta | X = x, t_x, T)}, \quad \text{où } \delta$$

représente le taux d'intérêt composé qui traduit le taux annuel d'actualisation selon la

formulation  $\log(1+taux)/k$  avec  $k$  – le nombre de sous-périodes (semaines, mois, etc.),  $\Psi(\cdot)$  désigne la fonction hypergéométrique confluyente du deuxième type, tandis que  $L(\cdot)$  – la fonction de vraisemblance associée au modèle Pareto/NBD. En considérant cette formulation, la Lifetime Value d'un client peut donc être calculée selon l'expression suivante :

$$CLV = \text{marge} * \text{Valeur moyenne des transactions} * DET.$$

L'approche présentée jusqu'ici représente ce que Glady et alii. (2009) vont appeler le modèle Pareto/Indépendant. Mais tel qu'ils l'ont mis en évidence dans le contexte des produits financiers, cette hypothèse d'indépendance n'est pas toujours vérifiée. Il serait donc judicieux dans ces contextes de la nuancer et d'adapter la démarche de modélisation en conséquence, par exemple en spécifiant un modèle de type Pareto/Dépendant (Glady et alii., 2009). Ce modèle propose de relier l'écart entre les valeurs estimées et les valeurs observées des transactions au même écart entre le nombre de transactions prédit et

observé, de la manière suivante :  $\log\left(\frac{m_{xk}}{E[m_{xk}]}\right) = r \log\left(\frac{x_k}{E[x_k]}\right) + \varepsilon$  , où les quantités

$E[x_k]$  et  $E[m_{xk}]$  sont dérivées à partir des modèles Pareto/NBD selon l'expression :

$$E[x_k] = \frac{r\beta}{\alpha(s-1)} \left[ 1 - \left( \frac{\beta}{\beta+k} \right)^{s-1} \right], \text{ respectivement Gamma-Gamma, selon l'expression}$$

$$E[m_{x_i,k}] = \frac{\gamma}{(q-1)}.$$

Cette équation est censée surprendre la dépendance existante entre

la valeur monétaire du client et le nombre de transactions que celui-ci effectue. L'intensité de cette dépendance varie à travers les clients en fonction de la probabilité d'être actif de chacun d'entre eux,  $p_{actif}$ , de la durée de la période d'observation  $T$  et de la récurrence de la dernière transaction enregistrée,  $t_x$ . Ainsi, le coefficient  $r$  peut être exprimé en tant que fonction de ces variables explicatives, l'équation précédente devenant ainsi :

$$\log\left(\frac{m_{xk}}{E[m_{xk}]}\right) = \alpha_1 p_{actif} \log\left(\frac{x_k}{E[x_k]}\right) + \alpha_2 T \log\left(\frac{x_k}{E[x_k]}\right) + \alpha_3 t_x \log\left(\frac{x_k}{E[x_k]}\right) + \alpha_0 \log\left(\frac{x_k}{E[x_k]}\right) + \varepsilon_i$$

Une fois avoir estimé les paramètres  $\alpha$  de cette expression, il est possible de dériver une expression pour la valeur transactionnelle estimée d'un client, qui sera cette fois une fonction de la période pour laquelle l'estimation est réalisée :

$E(M) = m_x \left( \frac{x_{T+k}/E[x_{T+k}]}{x/E[x_T]} \right)$ . Ceci impacte la formulation de la Lifetime Value, qui

dévié dans le cadre Pareto/Dépendent :  $CLV_t = \sum_{k=1}^t \frac{x_{T+k} m_{x_{T+k}} - x_{T+k-1} m_{x_{T+k-1}}}{(1+d)^k}$ .

### III. Principes et applications des modèles économétriques

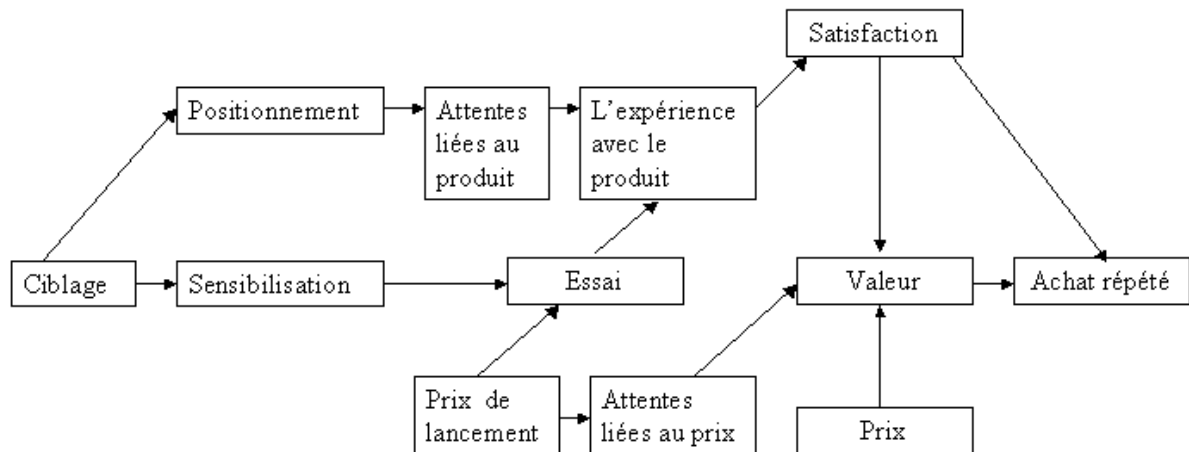
Les modèles économétriques partagent la philosophie sous-jacente des modèles probabilistes (Gupta et *alii.*, 2006). Généralement, les études qui les emploient modélisent l'acquisition, la rétention et l'expansion, pour ensuite les combiner afin d'estimer la Lifetime Value.

#### 1. L'acquisition

*L'acquisition* désigne la partie de la relation client-enseigne qui commence avec la première interaction entre les deux parties et continue à travers le premier achat, jusqu'au premier achat répété (Thomas, 2001). Gupta et *alii.* (2006) précisent qu'il peut s'agir d'un nouveau client ou encore, d'un client caduc. Néanmoins, pour Thomas et *alii.* (2004), ce dernier cas de figure s'apparente à la ré-acquisition.

Cette apparente simplicité de la définition dissimule un processus complexe dont une représentation des mécanismes sous-jacents peut être celle proposée par Blattberg et *alii.* (2001), adaptée dans la figure 2.

Figure 2 – Mécanismes sous-jacents à l'acquisition



Source : Blattberg, R.C., G. Getz, J.S. Thomas (2001), “Customer Equity: Building and Managing Relationships as Valued Assets”, Boston, Massachusetts: Harvard Business School Press

Les éléments identifiés par Blattberg et *alii.* (2001) comme étant critiques pour un management efficace de l'étape d'acquisition sont en nombre de six et forment le modèle ACTMAN (Customer Acquisition Tactics). Leur succinct passage en revue permettra de mettre en évidence les principaux enjeux à chaque niveau.

1. **Le ciblage** peut prendre une des trois formes connues dans la pratique marketing, à savoir, individuel, segmenté et l'auto-sélection. Le premier est bien sûr le plus souhaitable car il permet la sélection des clients en fonction de leur degré d'attractivité économique. Néanmoins, sa mise en œuvre peut engendrer dans certaines industries des coûts non-négligeables qui pourraient impacter le bilan de l'opération. A contrario, l'auto-sélection est la méthode la moins intéressante et dans un sens, risquée, car l'enseigne doit être en mesure de concevoir une offre capable de déclencher une réponse favorable parmi les clients les plus désirables.

2. La clé de la réussite de la deuxième étape, celle de la **sensibilisation** des clients et du **positionnement** de l'offre de l'enseigne, est la correcte évaluation de sa capacité à tenir les promesses faites car dans le cas contraire, le Capital Client que l'enseigne pourrait

espérer dégager à travers la rétention, sera amputé d'entrée. Du point de vue du client, cette étape se déroule pendant la phase de collecte d'information du processus décisionnel d'achat.

3. L'établissement du **prix de lancement**, souvent un prix bas – appelé prix de pénétration, représente un challenge à part entière car il doit être non seulement efficace pendant l'acquisition mais aussi cohérent avec le contexte dans lequel l'enseigne évolue. Blattberg et *alii.* (2001) évoquent quelques lignes directrices qui devraient guider cette partie du processus décisionnel. Ainsi, plus la réactivité estimée d'un segment de clients aux dépenses qui seront effectuées dans le but de leur rétention est importante, plus le prix de lancement devrait être bas. Inversement, des prix plus élevés devraient être pratiqués envers les segments qui auront par la suite tendance à développer une sensibilité supérieure par rapport aux prix (comme par exemple, les clients qui achètent que pendant les promotions) et également sur les marchés évolutifs, qui se dirigent vers une sensibilité accrue des clients par rapport aux prix au fur et à mesure que le choix mis à leur disposition se diversifie. Le prix de lancement s'érigera par la suite en prix de référence pour les clients ayant effectué un premier achat, d'où le caractère extrêmement sensible de son niveau.

4. L'établissement du **prix de rétention** est, lui aussi, inclus parmi les étapes essentielles pour une acquisition réussie, par analogie avec le comportement post-transaction qui représente la dernière étape du processus décisionnel d'achat. Afin de franchir le pas entre la période d'acquisition et celle de rétention, les clients sont censés atteindre un certain niveau de satisfaction qui est lié non seulement à l'expérience avec le produit, mais aussi à leurs attentes quant au prix qu'ils devront payer par la suite.

5. **L'essai** marque le passage du statut de prospect à celui de client et la mesure dans laquelle le consommateur va garder ce dernier statut et intrinsèquement liée à son évaluation de la capacité du produit à satisfaire ses besoins et / ou attentes.

6. **L'expérience d'utilisation** et **la satisfaction** qui en découle sont déterminées par le produit en soi et par le niveau du service après vente fourni.

Blattberg et *alii.* (2001) font l'amendement de la ré-acquisition comme cas particulier de l'acquisition classique et recommandent l'emploi des prix de lancement plus faibles lors du ciblage des anciens clients par rapport à d'autres types de prospects, en guise de reconnaissance de leur valeur. Néanmoins, ceci n'est pas le seul aspect du processus d'acquisition altéré lors de son adaptation à la ré-acquisition des clients caducs. L'enseigne et ses produits sont déjà positionnés dans le champ conceptuel de ces clients, et il serait justement intéressant de pouvoir évaluer dans quelle mesure ce positionnement est relié à leur attrition. L'essai n'a plus non plus la même signification dans un contexte de ré-acquisition. L'essai, l'expérience d'utilisation et la satisfaction qui en découle forment un ensemble de facteurs qui méritent davantage d'attention, car le client est cette fois en mesure d'effectuer une comparaison entre le passé et le présent, comparaison dont le résultat est critique, car si les déterminants de l'attrition ne sont plus présents, la ré-acquisition est potentiellement réussie.

L'intérêt de la problématique de la réactivation ou de la ré-acquisition client est d'ailleurs rendu saillant par deux statistiques très intéressantes (Thomas et *alii.*, 2004) qui confirment les propos de Reichheld (1996) selon lequel les clients qui reviennent sont plus précieux que les nouveaux clients. D'abord, selon Griffin et Lowenstein (2001), si les chances de réaliser une vente auprès d'un client actif varient entre 60% et 70%, celles de réactiver un client, entre 20 et 40%, celles de conquérir un nouveau client se situent seulement entre 5% et 20%. Mise en relation avec le résultat avancé par Stauss et Friege (1999), selon lesquels le retour sur investissement obtenu d'un client provenant d'un fichier externe se situe aux alentours de 23% contre 214% pour un client réactivé, cette statistique donne la mesure de l'importance d'une gestion judicieuse de la base clients, qu'ils soient actifs ou, surtout, inactifs. Si l'enseigne décide de cibler ces derniers, elle doit tenir compte de certains aspects mis en évidence par Thomas et *alii.* (2004) tels que l'existence d'une relation positive entre la première durée de vie client et la probabilité de réactivation, mais aussi d'une relation négative entre la récence du dernier achat et la même probabilité. En outre, leur étude dévoile aussi la relation inverse entre la probabilité de réactivation et la tendance à rester actifs des clients réactivés.

Selon Villanueva et Hanssens (2007), les facteurs qui renforcent l'importance de l'acquisition sont : les coûts de transfert élevés, les coûts de transfert faibles quand les



produits sont non-différenciés, les premiers stades du cycle de vie de l'enseigne, les produits aux cycles de vie assez longs, les nouveaux entrants sur un marché.

Deux questions essentielles se posent par rapport à l'acquisition. D'une part, quelle est la dépense optimale dans le but d'acquérir de nouveaux clients ? Accessoirement, une fois avoir répondu à cette question, le manager marketing doit également décider comment répartir de façon optimale le budget entre les différents canaux dédiés à l'acquisition. D'autre part, comment cibler les meilleurs prospects, autrement dit, les prospects qui, une fois avoir pris en compte le coût de leur acquisition, participent de manière positive au Capital Client de l'enseigne ?

A la question de la dépense optimale, une première réponse heuristique et intuitive a été celle du seuil de rentabilité: le coût de l'acquisition peut être payé tant que la Lifetime Value du client acquis lui est supérieure (Hansotia et Wang, 1997). Cette approche ne bénéficie que d'un champ d'application assez restreint, car elle est conditionnée par l'adressabilité des clients et par une prévision précise de la probabilité de réponse. Quand ces conditions ne sont pas remplies, une solution est apportée par la spécification et la maximisation d'une fonction dépendante du taux d'acquisition et du niveau des dépenses, telle que celle proposée par Blattberg et Deighton (1996).

Le budget dédié à l'acquisition de nouveaux clients est souvent dépensé à travers des promotions sur les prix. Les avis et preuves empiriques quant à leur efficacité sont partagés.

Lewis (2006) a étudié l'impact des promotions visant l'acquisition de nouveaux clients sur la composition du portefeuille de clients et implicitement, sur sa valeur. Le principe de base de la méthodologie développée est celui selon lequel une offre promotionnelle diminue le risque perçu apparenté à l'essai du produit. Lors de l'essai, le client apprend comment le prix de réservation qu'il est prêt à payer se situe par rapport au prix habituel pratiqué par l'enseigne. Une partie des clients ainsi acquis, ceux pour lesquels le prix de réservation est inférieur au prix normal, n'effectueront pas d'achat répété. C'est pour cette raison que l'on peut s'attendre à ce que le Capital Client de clients acquis par voie promotionnelle soit inférieur à celui des clients acquis normalement et Lewis (2006)

démontre que c'est effectivement le cas (jusqu'à -50% pour des promotions de l'ordre de -35%). C'est donc une mise en garde par rapport au danger d'évaluer les clients acquis par le biais des promotions en se rapportant au comportement de ceux acquis normalement, car ce mode opératoire peut conduire à des niveaux du Capital Client sensiblement surestimés.

Anderson et Simester (2004) ont, quant à eux, montré dans le contexte de la vente à distance, que les remises les plus substantielles ont un effet positif sur les achats suivants des nouveaux clients, mais négatif sur ceux des clients établis.

Quant à l'identification et ciblage des meilleurs prospects, son objectif devrait être non pas les clients pour lesquels la Lifetime Value prédite est maximale, mais ceux en mesure d'apporter la contribution la plus élevée au Capital Client de l'enseigne. Néanmoins, souvent, c'est la Lifetime Value prédite qui est utilisée à cette fin, car les facteurs à prendre en compte pour calculer la contribution exacte au Capital Client, tous les effets indirects de l'acquisition d'un nouveau client, sont trop divers et complexes.

Les meilleurs clients sont généralement choisis à l'aide d'un score. Ceci peut être un score d'appétence, visant donc à identifier les prospects ayant les probabilités de réponse les plus élevées, où encore un score dont le but est d'identifier les caractéristiques des clients les plus discriminantes par rapport à leur Lifetime Value. Cette dernière approche représente une version plus évoluée du profilage, tel que défini par Blattberg et *alii.* (2001). Néanmoins, employer ces techniques nécessite une certaine vigilance de la part des analystes par rapport au biais de sélection. Les clients présents dans la base peuvent ne pas être représentatifs de la population des prospects, ce qui pourrait avoir pour conséquence d'ignorer des cibles potentiellement attrayantes.

L'attention accordée à l'acquisition est nettement inférieure à l'engouement que certaines suppositions qui seront présentées par la suite ont généré pour la rétention. Néanmoins, au début du cycle de vie du client et dans certains contextes, parmi lesquels Ang et Buttle (2006) citent les débuts d'une enseigne, l'entrée sur une nouvelle zone géographique ou sur un nouveau segment de marché, les situations dans lesquelles le potentiel de croissance du marché est important, le niveau d'implication des produits ou des services

commercialisés est faible, les achats répétés sont rares ou les coûts de transfert faibles, l'acquisition est d'une importance décisive.

L'investigation menée par Ang et Buttle (2006) afin d'identifier les facteurs organisationnels qui différencient les enseignes qui excellent dans l'acquisition de nouveaux clients, a mis en évidence un seul tel facteur : le fait d'avoir un budget consacré aux activités menées dans ce but. Les autres facteurs ayant fait l'objet de leur recherche, notamment la présence d'un manager responsable de ce processus, le niveau de compréhension des mécanismes économiques associés à l'acquisition ainsi que le déploiement des technologies de type CRM ne se sont pas avérés discriminants. Néanmoins, ce dernier sera espérons-le, amené à évoluer avec la pénétration progressive dans la pratique managériale des modèles marketing issus de la recherche.

## 2. La rétention

Pour Thomas (2001), la *rétention* commence avec le premier achat répété et dure jusqu'à la fin de la relation client-enseigne. Pour Gupta et alii. (2006), ce terme désigne la probabilité qu'un client soit actif, respectivement d'effectuer un achat répété auprès de l'enseigne. La problématique de la rétention client a suscité beaucoup d'intérêt dans la littérature marketing, une des explications possibles pour ce fait étant l'existence d'une certaine relation intuitive entre la durée de vie client et sa rentabilité pour l'enseigne. Villanueva et Hanssens (2007) proposent des arguments pour et contre ce que littérature sur le management de la relation client a quasiment entériné comme étant des axiomes (tableau 1), sans que les généralisations empiriques soient nécessairement là pour les soutenir. Au contraire, des travaux tels que ceux de Reinartz et Kumar (2000) avertissent qu'il n'y a pas d'équivalence entre une longue durée de vie et la rentabilité, au moins dans un contexte non-contractuel.

**Tableau 1 – Récapitulatif des propositions concernant les clients de longue durée**

<i>Proposition</i>	<i>Arguments pour</i>	<i>Arguments contre</i>
P1 : Il est moins cher de retenir que d'acquérir les clients.	Dès qu'il existe des coûts de transfert, l'enseigne qui entretient déjà une relation avec un client, détient un avantage par rapport à ses concurrents. De plus, les enseignes peuvent se retrouver dans la situation d'offrir des prix plus bas afin de déclencher le premier achat.	Il existe nécessairement un intervalle pendant lequel le retour sur le Capital Client obtenu à travers les dépenses effectuées en vue d'acquisition est supérieur à celui obtenu à travers les dépenses effectuées en vue de rétention, comme par exemple dans la phase de lancement d'une enseigne.
P2 : Les coûts du service des clients de longue durée sont moindres par rapport à ceux des nouveaux clients.	A travers un processus d'apprentissage, les clients gagnent avec le temps une certaine expérience et, par conséquent, posent moins de questions et rencontrent moins de problèmes dans l'utilisation du produit.	Les programmes de fidélité peuvent s'avérer chers et donc accroître les coûts du service des clients de longue durée.  Les clients de longue durée peuvent exiger de meilleurs niveaux de service en guise de récompense pour leur fidélité.

<p>P3 : Les clients de longue durée améliorent la réputation de l'enseigne et attirent de nouveaux clients à travers le bouche-à-oreille.</p>	<p>Les clients de longue durée sont habituellement plus satisfaits et peuvent donc générer des références. Plus la relation est longue, plus la probabilité de générer du bouche-à-oreille augmente.</p>	<p>Les clients de longue durée peuvent être des utilisateurs intensifs qui achètent auprès d'autres enseignes. Ils vont donc générer des références pour elles également. Certains clients ont tendance à manifester un degré élevé de fidélité même si leur niveau de satisfaction est faible (par exemple, lorsque les coûts de transfert sont importants).</p>
<p>P4 : Les clients de longue durée sont moins sensibles par rapport au prix et payent, par conséquent, des prix plus élevés.</p>	<p>Puisque les clients préfèrent le produit de l'enseigne à celui de ses concurrents, ils sont prêts à payer une prime. Il est probable que les clients retenus ont des coûts de transfert élevés, qui pourraient d'ailleurs augmenter à travers le temps.</p>	<p>Les clients de longue durée peuvent être des utilisateurs intensifs qui ont une meilleure connaissance des prix de la concurrence.</p>

P5 : Les clients de longue durée sont plus susceptibles d'acheter plus auprès de l'enseigne, de telle sorte qu'elle puisse augmenter leurs dépenses à travers la vente croisée ou la montée en gamme.	Au fur et à mesure de la répétition des achats, les clients prennent conscience de l'existence d'autres produits de l'enseigne, qu'ils vont acheter, s'ils s'estiment satisfaits.	Avec l'enrichissement de leur expérience dans la catégorie de produits, les clients font la connaissance des autres acteurs du marché et peuvent commencer à acheter auprès d'eux.
Conclusions		
P6 : Il existe une corrélation positive entre la durée de vie client et sa rentabilité.	Si P1 à P5 sont vraies, la rentabilité augmente avec la rétention moyenne.	Certains clients transactionnels peuvent acheter plus et à des prix plus élevés que les clients de longue durée.
P7 : Les profits générés par les clients retenus augmentent à travers le temps.	Le faible rythme d'utilisation du début de la relation est compensé ensuite par les effets décrits par les propositions P2 à P5.	Pas si la dépense dédiée à la rétention est trop importante. Le bénéfice marginal de la rétention peut s'avérer inférieur au coût de l'augmentation de la rétention.

Source : Villanueva, J., D. M. Hanssens (2007), "Customer Equity: Measurement, Management and Research Opportunities", *Foundations and Trends in Marketing*, 1(1), 1-95

En faisant état des preuves mitigées apportées par la littérature marketing à l'appui du plus d'intérêt que devraient présenter les clients de longue durée, East et *alii.* (2006) considèrent important de formuler une série de mises en garde. D'abord, en ce qui concerne la portée d'une intervention marketing efficace, ils soutiennent que le fait d'avoir démontré qu'un client représente un avoir plus précieux qu'un autre ne signifie pas qu'il est plus judicieux de le cibler avec une action marketing. Et ceci parce la première préoccupation du manager marketing devrait être le gain net incrémental dégagé suite à la mise en place de l'action. Or, les clients de longue durée sont probablement

moins mobiles que les autres et par conséquent, leur réactivité moindre.

Ils conseillent donc la construction de plans d'expériences afin de simuler l'impact des différentes interventions possibles sur les segments de clients. Ces expériences devraient pouvoir être suivies à travers des intervalles de temps suffisamment longs pour pouvoir surprendre les éventuels effets d'érosion de l'impact.

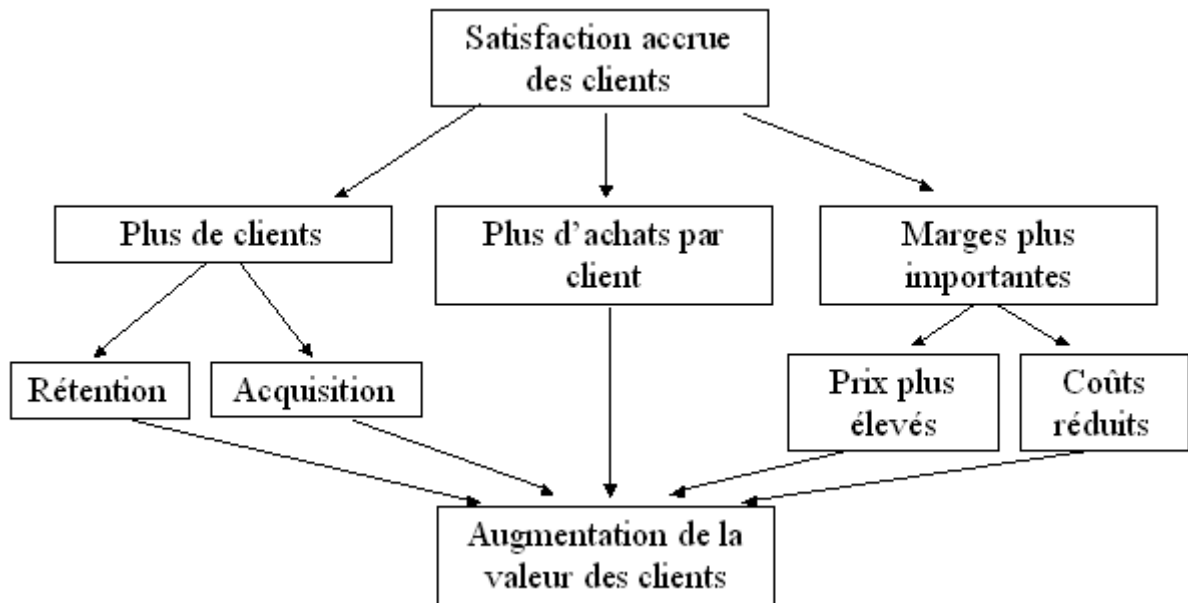
La littérature marketing a désigné un certain nombre de facteurs comme étant les déterminants de la rétention client : les coûts de transfert (les coûts transactionnels, d'apprentissage et artificiel/contractuels), la satisfaction du client et ses considérations par rapport au futur – en termes d'utilisation mais aussi de regret potentiel (Villanueva et Hanssens, 2007).

Les coûts de transfert ont significativement et artificiellement progressé dernièrement, sous l'influence de la multiplication des programmes de fidélité. Néanmoins, la preuve de leur efficacité n'est pas encore faite. Dans le domaine de la grande distribution par exemple, Meyer-Waarden et Benavent (2008) trouvent que les programmes de fidélité induisent un effet d'auto-sélection parmi les clients les plus fidèles, mais qu'ils n'ont pas d'effets positifs ni sur le comportement d'achat répété ni sur le niveau de fidélité des adopteurs tardifs. Ces constats mettent en garde quant au lien existant entre l'amplitude de leur distribution et leur rentabilité.

Klemperer (1987) fait valoir certaines particularités des marchés caractérisés par un certain niveau des coûts de transfert, à savoir une demande inélastique, une concurrence agressive dans un premier temps lorsque les enseignes souhaitent acquérir un maximum de clients et plus faible par la suite quand les coûts de transfert rendent peu probable l'attraction des clients des autres acteurs du marché.

East et *alii.* (2006) rappellent que malgré la relative suprématie qui a été accordée à la rétention (Anderson et Mittal, 2000 ; Zeithaml, 2000), parmi les chemins possibles entre la satisfaction client et une valeur client accrue (figure 3), une revue de relation entre la satisfaction et la rétention client, telle que celle réalisée par Hennig-Thurau et Klee (1997), n'a pu mettre en évidence que de faibles associations.

Figure 3 – Chemins vers une valeur client accrue



Source : East, R., K. Hammond, P. Gendall (2006), "Fact and Fallacy in Retention Marketing", *Journal of Marketing Management*, 22, 5-23

En ce qui concerne les attentes des clients par rapport au futur, Lewis (2004) constate une certaine évolution de leur comportement. Sous l'influence des activités promotionnelles et programmes de fidélité, leurs décisions d'achat ne sont plus tellement myopes et concentrées sur la satisfaction présente, mais plutôt des choix séquentiels, orientés vers la résolution d'un problème d'optimisation dynamique. Petit à petit, le comportement des clients acquiert une connotation stratégique. À travers son travail, Lewis (2004) met à disposition une plate-forme permettant la mise en place de simulations qui pourraient apporter de bienvenus éclaircissements quant à l'efficacité relative de chaque instrument marketing sur la rétention et l'augmentation des taux d'achat à court et à long terme.

### 3. L'équilibre entre l'acquisition et la rétention

Même si intuitivement l'acquisition et la rétention sont deux processus liés, les premières approches de modélisation (Blattberg et Deighton, 1996) les ont considérées comme étant



deux résultats indépendants. Le lien entre ces deux composantes du Capital Client a été formellement explicité plus récemment (Thomas, 2001 ; Berger et Nasr-Bechwati, 2001 ; Thomas et alii. 2004 ; Venkatesan et Kumar, 2004 ; Reinartz et alii., 2005 ; Calciu, 2008).

Blattberg et Deighton (1996) proposent le critère de la maximisation du Capital Client pour le choix du compromis optimal entre les efforts d'acquisition et de rétention. La solution à cette problématique est apportée par le calcul décisionnel (« decision calculus ») qu'ils définissent comme étant une approche managériale qui décompose un problème complexe en plusieurs éléments plus simples, qui sont analysés séparément et qui, une fois résolus, sont réunis à l'aide d'un modèle formel pour enfin répondre à la question de départ. Dans le cas présent il s'agit de relier la dépense en vue d'acquisition au taux d'acquisition et celle visant la rétention au taux de rétention, ce qui est réalisé à travers les deux expressions suivantes :  $a = tx\_plafond_a * [1 - \exp(-k_a * \$A)]$  et  $r = tx\_plafond_r * [1 - \exp(-k_r * \$R)]$ , où  $a$  et  $r$  représentent les taux d'acquisition, respectivement de rétention,  $A$  et  $R$  la dépense pour l'acquisition, respectivement la rétention d'un client et  $k_1$  et  $k_2$  des paramètres de forme de la relation. Dans un premier temps, le niveau optimal des dépenses consacrées à l'acquisition est obtenu de manière à maximiser la contribution nette de l'acquisition d'un client au cours de la première année :  $a\$M - \$A$ , où  $M$  représente la marge dégagée par l'enseigne dans sa relation avec le client, au cours de chaque période. Ensuite, le niveau optimal des dépenses pour la rétention est dérivé de manière à maximiser le Capital Client décrit par la relation :  $CE = a\$M - \$A + a(\$M - \$R/r)[r'/(1 - r')]$  où  $r'$  représente  $r/(1+d)$ .

Blattberg et Deighton (1996) mettent en garde quant au caractère dynamique de l'équilibre entre les dépenses pour l'acquisition de nouveaux clients et la rétention des clients existants. Ils énumèrent une série de principes qui devraient guider l'allocation des ressources dans le but de maximiser le Capital Client.

Un des plus importants, serait une certaine prédilection pour l'investissement dans les clients les plus profitables. Le cadre proposé pour l'optimisation des efforts dédiés à l'acquisition et à la rétention devrait servir en tant que point de départ pour une déclinaison encore plus fine qui permettrait d'établir la forme des courbes d'acquisition et

de rétention pour des groupes de clients homogènes d'un point de vue attitudinal et comportemental mais présentant de différents niveaux de dépenses. Cette analyse s'attacherait ensuite à l'évaluation du Capital Client de chaque groupe et à la détermination de l'effort optimal nécessaire pour la rétention des membres de chacun d'entre eux ainsi que de celui pour l'acquisition de clients ayant le même profil.

Les autres principes incluent la prise en compte de l'impact des montées en gamme et des ventes croisées sur le Capital Client, l'identification des moyens de réduire les coûts d'acquisition, l'identification des gains générés et pertes induites en termes de Capital Client par les programmes marketing, le rattachement du branding au Capital Client, la surveillance du potentiel de rétention intrinsèque des clients et la réflexion quant au caractère opportun du développement des plans marketing distincts pour les efforts d'acquisition et de rétention.

Pfeifer (2005) revisite le modèle de Blattberg et Deighton (1996) dans le but d'investiguer les conséquences de la maxime selon laquelle il coûterait cinq fois plus cher d'acquérir un nouveau client que de retenir un client existant. C'est l'occasion d'apporter un amendement à la procédure d'optimisation proposée dans le modèle original qu'ils considèrent myope et sous-optimal, car si l'enseigne prospecte dans le but de retenir les clients qui seront acquis, alors il serait plus judicieux de maximiser la Lifetime Value prédite du prospect – syntagme qu'il préfère au Capital Client utilisé par Blattberg et Deighton (1996), telle qu'illustrée par l'équation

$$EPLV = a \left[ \underbrace{M + (M - R/r) \left( \frac{r}{1 + d - r} \right)}_{ECLV} \right] - A, \text{ où ECLV représente la Lifetime Value}$$

prédite du client acquis. Pfeifer (2005) inverse donc l'ordre de la procédure d'optimisation, pour dégager d'abord le niveau optimal des dépenses pour la rétention, R, à l'aide d'une technique d'optimisation numérique pour ensuite déterminer le niveau optimal des dépenses pour l'acquisition  $A = (1/k_a) \ln(k_a t x_{\text{plafond}_a} ECLV)$ . Calciu (2008) offrira pour la première fois une expression analytique fermée pour le niveau des dépenses affectées à la rétention, qui maximise la Lifetime Value.

Calciu (2008) nuance la critique du modèle de Blattberg et Deighton (1996) réalisée par

Pfeifer (2005) car il considère que les deux procédures d'optimisation ont chacune ses mérites. Ainsi, la première, en cherchant à complètement séparer les étapes d'acquisition et de rétention, s'apparente à une approche visant le court-terme, aversive par rapport au risque. Elle va mener naturellement vers des taux et dépenses d'acquisition inférieures par rapport à la version proposée par Pfeifer (2005). Cette deuxième représente une attitude neutre par rapport au risque, recommandant un investissement supérieur dans l'étape d'acquisition, qui peut potentiellement avoir pour conséquence des niveaux supérieurs de Capital Client et des ratios optimaux supérieurs entre les dépenses dédiées à l'acquisition et celles pour la rétention.

D'ailleurs, au sujet de ce ratio, la condition d'optimalité du modèle de Blattberg et Deighton (1996) exige que le coût marginal de l'acquisition d'un client soit égal au coût marginal de sa rétention et, qu'à leur tour, tous les deux soit égaux à la prédiction de sa Lifetime Value. Donc si le ratio de 5 à 1 concerne les coûts marginaux, alors il est évidemment sous-optimal et des efforts s'imposent dans la direction de la réduction des dépenses d'acquisition ou, si possible, de l'augmentation des dépenses de rétention ou encore, dans les deux directions à la fois. Néanmoins, Pfeifer (2005) démontre que si ce ratio concerne les coûts moyens, alors il est possible qu'il représente dans certains cas de figure la solution optimale, comme d'ailleurs d'autres seuils peuvent le faire car ils sont le résultat des spécificités de l'enseigne et de son marché, des actions marketing mises en place et ayant pour but l'acquisition ou la rétention des clients, ainsi que de la propension des clients à répondre à ces actions.

Calciu (2008) apporte une approche systémique de l'analyse de l'optimalité du ratio entre les dépenses consacrées à l'acquisition et à la rétention. A l'aide des iso-courbes, il démontre que celui-ci est déterminé par une combinaison de la réactivité et de l'amplitude de la courbe de réponse des clients, comparée à celle des prospects. Plus spécifiquement, quand les amplitudes des deux courbes de réponse sont identiques, il est judicieux de dépenser davantage pour la rétention des clients quand leur réactivité est plus importante et inversement, de dépenser plus pour l'acquisition quand la réactivité des prospects est supérieure. Quand les amplitudes sont supérieures pour la rétention par rapport à l'acquisition (le cas le plus fréquent) et la réactivité de la rétention est plus importante, il convient de renforcer les dépenses dédiées à la rétention ; si, au contraire, c'est la

réactivité de l'acquisition qui est la plus importante, alors un effort supplémentaire s'avère nécessaire dans la direction de l'acquisition.

Le modèle de Blattberg et Deighton (1996), ainsi que sa version révisée par Pfeifer (2005), présentent un très grand intérêt managérial mais aussi un inconvénient de taille lié à leur sphère d'applicabilité, car ils sont basés sur l'hypothèse d'un comportement client de type « lost-for-good ». A l'aide d'une approche matricielle, Calciu (2008) étend le modèle de Pfeifer (2005) à une situation de type « always-a-share », beaucoup plus fréquente dans la réalité des relations des enseignes avec leurs clients.

Si le modèle de Blattberg et Deighton (1996) considère les dépenses en vue d'acquisition et de rétention séparément, Berger et Nasr-Bechwati (2001) proposent une approche généralisée basée sur le calcul décisionnel, censée maximiser le Capital Client en optimisant conjointement les décisions d'allocation de la dépense promotionnelle entre l'acquisition, la rétention et les autres opérations.

La prémisse de départ du travail de Thomas (2001) est que le processus d'acquisition client impacte le processus de rétention. La méthodologie proposée, un modèle Tobit avec sélection, contourne l'obstacle des données manquantes concernant les clients non encore acquis et permet la modélisation simultanée des deux processus. Les classes latentes sont utilisées afin d'incorporer l'hétérogénéité des processus d'acquisition et de rétention.

Venkatesan et Kumar (2004) proposent et valident un modèle pour la sélection des clients et l'allocation des ressources à travers les différents canaux de communication dans un contexte Business-to-Business. La nécessité de ce type de modèle avait été signalée par Berger et *alii.* (2002). En estimant la fréquence d'achat et l'évolution de la marge de contribution d'une période à l'autre, ils calculent et cherchent à maximiser la Lifetime Value des clients présents de l'enseigne. La principale limite du modèle proposé par Venkatesan et Kumar (2004) est qu'il ne tient pas compte de la réaction concurrentielle. Egalement, ses auteurs avertissent que ce modèle visant la maximisation de la Lifetime Value des clients peut s'avérer sous-optimal par rapport à un modèle visant à allouer les ressources aux clients qui présenteraient le gain le plus significatif en termes de Lifetime Value.

Reinartz et *alii.* (2005) ont étendu le modèle proposé par Thomas (2001) en modélisant simultanément l'acquisition, la rétention et la rentabilité client. En adoptant une perspective plus longitudinale et en examinant l'allocation des ressources avant l'acquisition réussie du client, leur modèle représente également une avancée par rapport au modèle de Venkatesan et Kumar (2004). Cette étude a permis de mettre en évidence quelques aspects très importants liés à la manière d'obtenir l'équilibre souhaitable entre les dépenses consacrées à l'acquisition de nouveaux clients et celles visant la rétention des clients déjà acquis. Ainsi, une allocation sous-optimale des dépenses pour la rétention aura des impacts plus importants à long terme sur la rentabilité des clients qu'une allocation sous-optimale des dépenses pour l'acquisition. Egalement, certains canaux de communication se sont avérés plus rentables que d'autres, mais pas les mêmes en fonction de l'initiateur de la communication. Ce modèle présente le même inconvénient que celui de Venkatesan et Kumar (2004) car il ne tient pas compte du contexte concurrentiel. De plus, tel que Reinartz et *alii.* (2005) l'admettent, l'exploration de la frontière optimale entre les dépenses pour l'acquisition et la rétention des clients est plus directe dans l'environnement Business-to-Business que dans un environnement Business-to-Consumer dans lequel une partie importante de la dépense marketing est consacrée à la communication de masse.

Schweidel et *alii.* (2008) conviennent de l'importance de la mise en évidence du lien entre l'acquisition et la rétention réalisée dans les études de Thomas (2001) et Reinartz et *alii.* (2005) mais identifient en même temps quelques freins à la généralisation de leurs approches. Il s'agit, premièrement, du caractère toujours binaire de l'acquisition. En effet, la modélisation de l'évènement ne tient pas compte du délai écoulé entre la mise en place des efforts en vue de l'acquisition d'un client et son acquisition effective. Par conséquent, la durée de la rétention et la profitabilité de la relation ne dépendent pas du moment de l'acquisition, malgré l'existence des contextes dans lesquels un tel lien peut facilement être mis en évidence. Deuxièmement, l'intégration de la dépendance de la durée n'est pas non plus facilitée. Avec le temps, la propension des clients à commencer ou continuer à utiliser un certain produit évolue. Par exemple, les actions promotionnelles d'une enseigne peuvent inciter les clients à adopter un produit mais l'acquisition du produit peut ne pas intervenir immédiatement, mais suite à l'accumulation des offres. Afin de

surpasser ces inconvénients, Schweidel et *alii.* (2008) proposent un modèle bivarié qui incorpore l'hétérogénéité des consommateurs et la dépendance temporelle dans les deux processus. Ils permettent une double corrélation entre le moment de l'acquisition et la durée de la rétention à travers et parmi les consommateurs. La corrélation à travers les consommateurs est prise en compte par l'emploi des classes latentes caractérisées par de différentes propensions latentes d'adoption et rétention du produit, tandis que la corrélation parmi les consommateurs appartenant à une même classe latente est prise en compte par l'utilisation des distributions multivariées.

## **SECTION 2 : DE LA VALEUR CLIENT AU CAPITAL CLIENT**

### **I. Comparaison des approches de modélisation**

Selon Villanueva et Hanssens (2007), le Capital Client (syntagme employé pour la première fois par Blattberg et Deighton (1996)) peut être envisagé de manière statique ou dynamique. D'un point de vue statique, le Capital Client représente la somme des Lifetime Values d'une certaine cohorte de clients, par exemple de clients acquis au moment  $t$ . Dynamiquement, le Capital Client est défini comme la somme actualisée des Lifetime Values des cohortes de clients présentes et futures. Souvent, cette statistique a été considérée comme appropriée pour l'estimation de la valeur d'une enseigne (Gupta et *alii.*, 2004). En considérant les clients comme ressource renouvelable, l'approche dynamique du Capital Client est très attrayante pour les enseignes intéressées par la construction d'une stratégie équilibrée à long terme (Drèze et Bonfrer, 2003).

La discussion portant sur la recherche de l'équilibre optimal entre les efforts orientés vers les deux principales composantes du Capital Client, l'acquisition et la rétention, a fait valoir que la Lifetime Value des clients et le Capital Client sont deux mesures utilisées alternativement dans le pilotage marketing. Il serait donc intéressant d'avoir une image d'ensemble de la façon dont ces deux notions sont conceptualisées sous les différentes approches mentionnées auparavant. Quelles sont les hypothèses qui constituent le fondement de leur construction, quelles sont les données nécessaires pour que les calculs

puissent être réalisés, quelles sont les statistiques intermédiaires et comment s'articulent-elles afin de produire la Lifetime Value des clients et le Capital Client. La réponse schématique très suggestive apportée à ces questions par Kumar et George (2007) est présentée dans le tableau 2.

**Tableau 2 – Approche de modélisation du Capital Client**

Axes d'analyse	Approche de Venkatesan et Kumar (2004)	Approche de Blattberg et <i>alii.</i> (2001)	Approche de Berger et Nasr (1998)	Approche de Rust et <i>alii.</i> (2004)	Approche de Gupta et Lehmann (2003)
Hypothèses de départ	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les achats futurs sont supposés intervenir à des intervalles inversement proportionnels par rapport à la fréquence prédite (cette hypothèse peut être relaxée)</li> <li>• Période de projection finie</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• La marge de contribution, le taux d'acquisition et la probabilité de rétention de chaque segment, varient à travers le temps</li> <li>• Période de projection finie</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les ventes interviennent une fois par an</li> <li>• La dépense pour la rétention et le taux de rétention sont constants</li> <li>• La marge de contribution est constante</li> <li>• Période de projection finie</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les clients de l'échantillon sont représentatifs de la base de clients de l'enseigne</li> <li>• Les achats effectués au cours d'une unité de temps interviennent à des intervalles inversement proportionnels par rapport au nombre moyen d'achats</li> <li>• Période de projection finie</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Taux de rétention constant</li> <li>• Marge de contribution constante ou soumise à un taux de croissance constant</li> <li>• Période de projection infinie</li> </ul>

Données nécessaires	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Données transactionnelles au niveau du client</li> <li>• Données concernant les interactions enseigne - clients</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Données au niveau du segment</li> <li>• Coûts marketing</li> <li>• Taux d'acquisition</li> <li>• Taux de rétention</li> <li>• Marge de contribution</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Données au niveau de l'entreprise</li> <li>• Dépenses promotionnelles</li> <li>• Taux de rétention</li> <li>• Marge de contribution</li> <li>• Taux de croissance du profit</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Données au niveau de l'échantillon</li> <li>• Evaluation des clients sur les axes du Capital Client</li> <li>• Les marques achetées récemment</li> <li>• Marge de contribution</li> <li>• Fréquence</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Données disponibles publiquement au niveau de l'entreprise</li> <li>• Déclarations financières</li> </ul>
Statistiques	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fréquence d'achat</li> <li>• Marge de contribution</li> <li>• Coûts marketing</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Retour sur l'acquisition</li> <li>• Retour sur la rétention</li> <li>• Retour sur l'expansion</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Contribution par client</li> <li>• Taux de rétention</li> <li>• Coûts marketing</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Probabilité de rétention</li> <li>• Contribution par achat</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Taux de rétention</li> <li>• Contribution moyenne</li> </ul>
Type de Lifetime Value calculée	Lifetime Value individuelle	Lifetime Value au niveau du segment	Lifetime Value moyenne	Lifetime Value moyenne	Lifetime Value moyenne



Type d'agrégation des Lifetime Values pour l'obtention du Capital Client	Additive	Additive	Multiplicative	Multiplicative	Multiplicative
--	----------	----------	----------------	----------------	----------------

Source : Kumar, V., M. George (2007), "Measuring and maximizing customer equity: a critical analysis", *Journal of the Academy of Marketing Science*, 35, 157-171

Cette systématisation des approches de calcul du Capital Client permet leur classification ainsi :

- D'une part, les approches dites « agrégées » qui utilisent des données disponibles au niveau du segment de clients ou de l'entreprise même, afin de calculer la Lifetime Value moyenne d'un client. La Lifetime Value propre à chaque client n'est pas disponible. Le Capital Client est obtenu en multipliant ce niveau moyen de la Lifetime Value par le nombre de clients de l'entreprise.
- D'autre part, les approches dites « désagrégées » qui calculent la Lifetime Value de chaque Client individuellement, pour ensuite les additionner afin d'obtenir le Capital Client

Lors de la prise de décision quant à l'implémentation d'une approche ou d'une autre, une entreprise devrait tenir compte des performances de celle-ci sur plusieurs axes, parmi lesquels Kumar et George (2007) proposent : les bénéfices attendus, le besoin en données, les coûts générés, la facilité et le temps nécessaire pour son implémentation, les indicateurs à suivre. Si les approches agrégées sont attrayantes de par leur faible besoin en données, elles pèchent en termes de temps nécessaire pour leur implémentation et de bénéfices attendus. Les approches désagrégées sont beaucoup plus intéressantes, malgré la quantité de données qu'elles nécessitent, car les bénéfices attendus sont plus importants et leur implémentation est caractérisée par une certaine facilité et rapidité. Néanmoins, l'intérêt des approches désagrégées est contrebalancé par certains challenges qu'elles incombent. Premièrement, elles n'incluent pas la dimension de concurrence,

principalement parce que l'information nécessaire est très difficile à obtenir. Une solution à cet inconvénient a été proposée par Bell et *alii.* (2002) - la coopération avec la concurrence, mais pour le moment elle demeure assez peu courante. Deuxièmement, la gestion de la clientèle en fonction de sa Lifetime Value estimée peut conduire à des réactions négatives de la part de celle-ci (Lewis, 2005b).

## II. Généralisations empiriques concernant le Capital Client

Trois sont les critères introduits par Blattberg et *alii.* (1995) pour la validation d'un résultat en tant que généralisation empirique :

- la définition rigoureuse de la problématique analysée,
- l'existence d'un nombre d'au moins trois articles appartenant à de différents auteurs traitant de manière empirique la problématique énoncée,
- la cohérence des résultats empiriques, par exemple le signe de la relation identifiée doit être le même dans les trois articles.

En ce qui concerne les problématiques liées à la Lifetime Value, Blattberg et *alii.* (2009) ont identifié quatre affirmations qui réunissent les conditions nécessaires pour être considérées des généralisations empiriques. Il s'agit d'une relation directe, celle de l'impact positif de la satisfaction client sur la Lifetime Value et de trois autres relations d'association entre les efforts marketing, l'achat croisé et l'achat multicanal et des valeurs élevées de la Lifetime Value.

Les études qui ont contribué à la découverte de la relation entre les efforts marketing et la Lifetime Value ou, plutôt, ses composantes sont recensées dans le tableau 3 :

**Tableau 3 – Généralisations empiriques concernant la relation entre les efforts marketing et la Lifetime Value**

Auteurs	Direction de l'effet	La(les) variable(s) dépendante(s)	Domaine d'activité
Marketing			
Reinartz et Kumar (2003)	+ (niveau des dépenses)	Durée individuelle	Vente à distance (catalogue)
Reinartz et Kumar (2003)	+ (programme de fidélité)	Durée individuelle	Vente à distance (catalogue)
Brusco et <i>alii.</i> (2003)	+ (services)	Durée individuelle	Télécommunications
Brusco et <i>alii.</i> (2003)	+ (qualité des produits)	Durée individuelle	Télécommunications
Li (1995)	+ (programmes promotionnels)	Durée individuelle	Télécommunications
Reinartz, Thomas, and Kumar (2005)	+ (dépense pour la rétention, contacts marketing)	Rentabilité individuelle	B2B Haute Technologie

Adapté à partir de Blattberg, R.C., E.C. Malthouse, S.A. Neslin (2009), "Customer Lifetime Value: Empirical Generalizations and Some Conceptual Questions", *Journal of Interactive Marketing*, 23(2), 157-168

L'importance de cette généralisation concernant les efforts marketing réside dans le fait qu'elle établit que la gestion optimale de la Lifetime Value représente un objectif atteignable à travers des activités marketing judicieusement implémentées.

Blattberg et *alii.* (2009) recensent parmi les questions qui n'ont pas encore fait l'objet d'un nombre suffisant d'évaluations empiriques, la manière dont le pricing et les promotions affectent la Lifetime Value. Ils retiennent néanmoins comme références, les études de Thomas et *alii.* (2004) et de Reinartz et Kumar (2000) pour la problématique du pricing et celles d'Anderson et Simester (2004) et Li (1995) pour la problématique des promotions. Thomas et *alii.* (2004) proposent à l'issue de leur étude portant sur les effets

des stratégies de pricing pour la réactivation des clients que la stratégie optimale serait d'offrir un prix réduit en vue de ré-acquisition, prix qui serait augmenté après la ré-acquisition effective. Lors de leur investigation portant sur le lien entre la durée de vie client et sa Lifetime Value, Reinartz et Kumar (2000) trouvent dans le contexte de la vente à distance que le segment de consommateurs entretenant la plus courte relation avec l'enseigne paie un prix moyen significativement plus élevé. L'étude d'Anderson et Simester (2004) a démontré à travers trois expérimentations contrôlées aléatoires que les promotions augmentent les ventes à court terme et que leur profondeur impacte le niveau d'accélération des achats. Li (1995) trouve que la probabilité de résiliation d'un service de téléphonie longue distance diminue lorsque les clients se voient offrir de réductions temporaires de prix.

### **SECTION 3 : LES ACTIONS PROMOTIONNELLES BASEES SUR LE PRIX**

#### **I. Typologie, rôle et conséquences**

La promotion des ventes a systématiquement été catégorisée comme étant un complexe d'actions visant le court terme, tactiques par excellence. Néanmoins, pour Brito et Hammond (2007) cette vision commence à faire connaître ses limites, car le concept de Communications Marketing Intégrées permet de la situer dans un contexte plus vaste, cette fois stratégique.

Les techniques de promotion des ventes sont le plus souvent classées par rapport aux types de mécaniques qu'elles mettent en action : prix, produit, réduction du risque, jeux et concours (Desmet, 2002). Les formes les plus courantes des mécaniques basées sur le prix incluent les réductions de prix directes, les coupons et les bons de réduction, le remboursement, la prise en charge des frais et la vente en liquidation.

Les promotions sur les prix sont des réductions temporaires des prix offertes aux consommateurs (Blattberg et *alii.*, 1995). Depuis le début des années '70, elles se sont appropriées la meilleure partie du budget marketing dans la plupart des catégories de biens de consommation fréquente (Currim et Schneider, 1991).

L'effet incrémental, immédiat mais essentiellement temporaire des promotions basées sur les prix sur les ventes est devenu un sujet consensuel dans la littérature marketing. Certains auteurs néanmoins, gardent une certaine réserve quant à leur rentabilité (Ehrenberg et *alii.*, 1994 ; Greenleaf, 1995). De plus, à long terme, il leur a été attribué un effet d'augmentation de la sensibilité par rapport aux prix (Mela et *alii.*, 1997).

Dans le contexte actuel, caractérisé par les avancées de la technologie de l'information ainsi que le développement des techniques de ciblage de consommateurs qui rendent possible la personnalisation des offres promotionnelles, plusieurs auteurs ont soulevé la question de la façon dont ces opérations sont perçues par les consommateurs (Kumar et George, 2007 ; Lewis, 2005b).

D'un point de vue strictement économique (Stigler, 1987), les consommateurs seraient censés être intéressés par une réduction de prix dès que l'économie réalisée dépasse le coût de la recherche. Certaines études néanmoins, ont pu mettre en évidence que la motivation des consommateurs peut aller au-delà des considérations financières et intégrer des aspects psychologiques, liés principalement au caractère équitable de l'offre, ce qui est cohérent avec la théorie de l'utilité transactionnelle (Thaler, 1985). Darke et Dhal (2003) mobilisent la théorie de l'équité (Bagozzi, 1975) pour investiguer la manière dont les indices sociaux impactent la perception du caractère équitable d'une promotion. Selon le principe d'équité, les échanges sont perçus comme étant justes quand le rapport entre coûts et bénéfices est le même pour tous les participants. Le niveau perçu d'équité des transactions a d'importantes conséquences sur la satisfaction ressentie. Ainsi, leur expérimentation a montré que le fait d'apprendre qu'un autre client avait bénéficié d'une réduction plus importante a eu un impact négatif plus important sur la satisfaction ressentie que l'effet positif direct du propre avantage. L'information supplémentaire, selon laquelle la meilleure offre reçue par un participant était justifiée par sa fidélité a compensé, mais seulement partiellement cet impact négatif.

Darke et Dhal (2003) font aussi état de quelques explications complémentaires (par rapport au caractère équitable) de la valeur psychologique de ce qu'ils appellent une « bonne affaire » : le cadrage perceptif, l'hypothèse de l'acheteur averti (la satisfaction des objectifs d'expression de l'ego), l'hypothèse de l'acheteur chanceux.

Chandon et *alii.* (2000) montrent que les bénéfices associés avec les promotions ne sont pas exclusivement de nature monétaire. En effet, les économies réalisées comptent parmi les trois types de bénéfices utilitaristes identifiés, aux côtés d'une meilleure qualité du produit et de l'amélioration du confort de l'achat. Mais ces bénéfices sont souvent accompagnés par des bénéfices d'ordre hédoniste comme l'expression des valeurs personnelles, l'exploration et le divertissement.

Naylor et *alii.* (2006) mettent au défi la théorie selon laquelle les processus cognitifs joueraient un rôle médiateur dans l'augmentation de la probabilité d'achat suite à l'exposition à un stimulus promotionnel (Inman et *alii.*, 1990 ; Wansink et *alii.*, 1998). L'hypothèse centrale du modèle alternatif proposé, validée à travers trois expérimentations, stipule que l'exposition à des stimuli promotionnels génère une réponse évaluative spontanée qui ne fait pas l'objet d'une médiation cognitive et qui est ultérieurement utilisée dans l'évaluation du produit, ce qui conduit à une appréciation supérieure de celui-ci. De plus, cette évaluation positive s'étendrait également à des produits qui n'ont pas fait l'objet d'une promotion. Néanmoins, la mesure dans laquelle elle se traduit par une augmentation des ventes dépend de la proximité spatiale et temporelle du produit, car l'affect positif évoqué par le matériel promotionnel est très probablement transitoire. On peut raisonnablement s'attendre à ce que son impact soit plus fort sur le point de vente que lorsque le matériel promotionnel fait l'objet d'un mailing ou d'une insertion publicitaire. Enfin, une condition *sine qua non* de ce modèle est que les consommateurs aient appris par le passé d'associer à ce type de stimuli des résultats positifs. L'absence d'un tel apprentissage dans certains contextes économiques, ainsi que son usure dans d'autres peuvent affecter la validité du modèle.

Une des premières études académiques à s'être intéressée au potentiel des données transactionnelles est celle de Rossi et *alii.* (1996) dans laquelle ont été mesurés les bénéfices que l'on pouvait espérer en adoptant une politique personnalisée de prix.

Les promotions personnalisées (sur mesure) sont financées principalement par les fabricants de biens de consommation courante vendus en grande surface (Zhang et Wedel, 2009). Dans la pratique, il existe habituellement un seul commanditaire à la fois dans une catégorie de produits, ayant un programme promotionnel. Cet arrangement entre le distributeur et le fabricant assure à ce dernier une certaine protection contre les représailles concurrentielles, car les promotions sont offertes aux clients choisis d'une manière assez discrète, soit à travers l'impression de tickets de caisse soit par l'envoi de courriers. Le distributeur est également intéressé, les programmes ayant potentiellement la capacité d'augmenter le trafic dans le magasin et la taille des paniers, tout en contribuant à la construction de la fidélité envers le magasin. Les promotions personnalisées pratiquées en grande surface peuvent être classées en fonction de leur événement générateur. Ainsi, il existe le « bon de réduction fidélisant » offert lorsque le client a acheté le produit en promotion lors de sa dernière occasion d'achat, et le « bon de réduction concurrentiel », offert dans le cas contraire.

Zhang et Wedel (2009) mènent une comparaison de l'efficacité maximale atteignable à travers des promotions personnalisées sur les prix offertes à trois niveaux différents : celui de la masse (même rabais offert à tous les acheteurs vs. non-acheteurs lors de l'occasion précédente), du segment (différenciés en termes de fréquence et profondeur du rabais) et individuel. Une offre promotionnelle non-différenciée joue le rôle de benchmark. Les environnements d'achat (on-line et off-line) représentent un autre axe de la comparaison. Ils utilisent des procédures d'optimisation de manière à dégager les réductions hebdomadaires qui assureront la maximisation du bénéfice brut du fabricant. Les principaux résultats obtenus confirment que :

- les procédures d'optimisation mènent à une substantielle amélioration des profits, qu'il s'agisse de promotions personnalisées ou non-différenciées ;

- les promotions dites « fidélisantes » sont plus profitables dans les magasins on-line que dans les magasins classiques, tandis que dans le cas des promotions dites « concurrentielles », le bilan est inversé ;
- le profit incrémental obtenu en implémentant des promotions personnalisées au niveau individuel par rapport à celui généré par les promotions ajustées au niveau du segment, ainsi que le profit incrémental obtenu à travers ces dernières par rapport à celui généré par une promotion qui s'adresse à la masse ne sont que très faibles, surtout dans les magasins classiques (de l'ordre de 1%) ;
- le mode opératoire des promotions personnalisées dans les magasins classiques, à savoir, le fait de devoir se représenter avec le bon de réduction lors de l'incursion d'achats suivante, représente le principal frein pour leur rentabilité. Zhang et Wedel (2009) recommandent donc pour ce type distribution, la pratique des promotions optimisées non-différencies. Ce frein est néanmoins susceptible de disparaître rapidement avec l'évolution de nouvelles technologies (évolution des cartes de fidélité, paiement par téléphone, etc.).

Barone et Roy (2010) examinent dans quelle mesure la réactivité des consommateurs à une baisse promotionnelle du prix est influencée par leurs perceptions quant à l'exclusivité de l'offre. Ils mettent ainsi en évidence la relation positive existante entre le caractère exclusif de l'offre et la façon dont elle est évaluée, ainsi que deux variables médiatrices de cette relation : le concept de soi et le sexe. Les personnes ayant une conception du soi indépendante, voir égocentrique tendent à apprécier favorablement l'exclusivité. En revanche, celles qui se définissent de manière interdépendante, en connexion avec un groupe d'appartenance, peuvent voir dans les offres exclusives une menace potentielle de l'harmonie qu'elles affectionnent. Cette aversion de l'iniquité peut les amener à apprécier défavorablement l'exclusivité. La même dichotomie de la perception du soi explique, du moins dans la culture occidentale (Markus et Kitayama, 1991), le résultat concernant le rôle médiateur du sexe.

Feinberg et *alii.* (2002), en étudiant deux hypothèses behavioristes, ont identifié deux effets engendrés par la pratique des promotions personnalisées. Premièrement, il s'agit d'un effet de « trahison » qui consiste en appréciations moins favorables à l'adresse de la marque de la part des consommateurs loyaux qui se sont vus exclus d'une offre



promotionnelle ciblant les clients de la concurrence. Deuxièmement, les clients peuvent éprouver un sentiment de « jalousie », si une autre enseigne que celle qu'ils préfèrent offre des prix spéciaux à ses propres clients fidèles. L'intensité de ce deuxième effet dépend de la mesure dans laquelle l'information concernant l'activité promotionnelle du concurrent parvient aux clients de l'enseigne. Dans ce contexte, lorsque le processus décisionnel s'appuie uniquement sur des considérations rationnelles, économiques qui prennent un compte les avantages nets perçus par les clients et qui ignorent les aspects relatifs, il peut conduire à la mise en place des stratégies dans lesquelles les clients non-loyaux se trouvent avantagés, cibles préférentielles des opérations promotionnelles. Ce type de stratégies peut s'avérer largement sous-optimal, lorsque contrairement à ce que les managers pourraient penser, les clients fidèles sont engagés dans l'évaluation comparative des offres proposées par l'enseigne, comme cela peut être par exemple le cas sur Internet. Feinberg et *alii.* (2002) montrent que le caractère optimal d'une stratégie de prix dépend de la proportion des clients qui sont avisés quant à son fonctionnement.

Tsiros et Hardesty (2010) proposent une alternative aux deux façons existantes de déroulement d'une promotion sur les prix : « prix bas tous les jours » et « prix forts / prix bas ». Cette alternative est la « promotion en constante diminution » et elle s'appuie sur l'hypothèse selon laquelle la probabilité d'achat pendant la période courante peut augmenter à travers la stimulation des mécanismes d'attente des prix futurs supérieurs (Jacobson et Obermiller, 1990) et de regret anticipé provoqué par l'inaction (Tsiros, 2009). A travers quatre études, Tsiros et Hardesty (2010) ont pu démontrer la supériorité de ce mode opératoire en termes de revenus générés, mais aussi en termes de trafic créé dans le point de vente. Ils argumentent qu'une telle approche pourrait s'avérer très utile dans le contexte actuel de crise économique, dans lequel les fabricants d'une très large gamme de produits ont du revoir leurs prix à la baisse dans l'espoir de renforcer les ventes.

## **II. Principes des modèles de la persistance**

Quatre approches ont émergé pour examiner le phénomène marketing à long terme : les modèles à retards échelonnés et/ou les fonctions de transfert, les plans transversaux, les

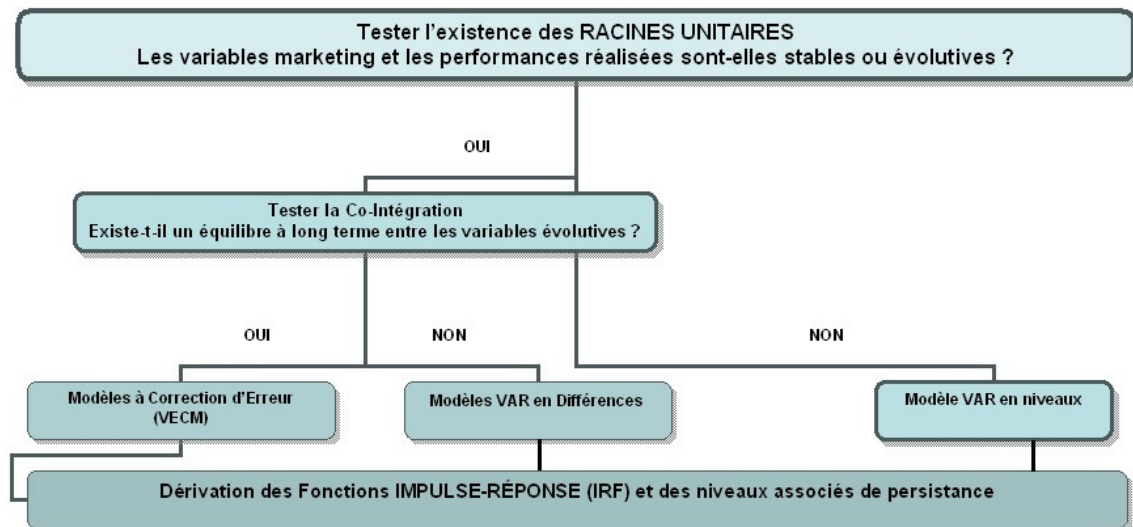
matrices de transition de Markov ainsi que les concepts tels que Brand Loyalty et Brand Equity qui essaient de surprendre la performance à long terme des enseignes (Dekimpe et Hanssens, 1995a). Les divers inconvénients de ces approches ont incité Dekimpe et Hanssens à proposer une nouvelle méthodologie, qu'ils vont appeler pour la première fois, en 1995, modélisation de la persistance. Ils introduisent ainsi « une nouvelle façon de regarder l'efficacité des activités marketing à travers le temps », qui se différencie par rapport aux modèles traditionnels de réponse du marché de deux manières importantes :

- premièrement, plutôt que de se concentrer sur les coefficients individuels de renforcement des achats, elle dérive l'impact total à long terme de l'action marketing ;
- deuxièmement, plutôt que de regarder les niveaux absolus des prix et des dépenses marketing, elle considère l'impact différentiel des déviations temporaires du support marketing habituel de l'enseigne.

La modélisation de la persistance trouve ses racines méthodologiques dans l'économétrie et les séries temporelles et son implémentation dans les disciplines comme la macroéconomie a permis d'identifier les événements majeurs qui ont modifié la tendance à long terme de l'activité économique (Dekimpe et Hanssens, 2003). Telle que présentée par ses pionniers en marketing, M. Dekimpe et D.M. Hanssens (1995a), la modélisation de la persistance, représente une nouvelle approche de l'inférence à long terme. Elle se dresse autour de trois piliers majeurs : l'établissement du caractère stable ou évolutif des séries temporelles qui vont ensuite rentrer dans le modèle, l'analyse univariée et multivariée de la persistance.

D'un point de vue technique, la modélisation de la persistance représente une démarche structurée, dont les principales étapes sont répertoriées dans le schéma suivant :

Figure 4 – Modélisation de la persistance - schéma des étapes méthodologiques



Adapté à partir de M.G. Dekimpe et D.M. Hanssens (2003), "Persistence Modeling for Assesing Marketing Strategy Performance", ERIM Report Series Research in Management, ERS-2003-088-MKT

## 1. L'analyse univariée de la persistance à travers l'identification du caractère stable ou évolutif des séries temporelles observées en marketing

La réponse concernant le caractère stable ou évolutif des marchés est apportée par les tests de racine unitaire. Dekimpe et Hanssens (1995a, 2003) illustrent le mécanisme de ces tests en considérant que le comportement à travers le temps d'une variable d'intérêt comme les ventes d'une enseigne ( $S_t$ ) peut être décrit à l'aide d'un processus autorégressif de premier ordre :  $S_t = c + \phi S_{t-1} + u_t$ , dans lequel  $c$  représente une constante,  $\phi$  – le paramètre autorégressif et  $u_t$  – une série de résidus de moyenne zéro et variance constante ( $\sigma_u^2$ ). L'application des substitutions successives permet de réécrire la relation précédente ainsi :  $S_t = [c / (1 - \phi)] + u_t + \phi u_{t-1} + \phi^2 u_{t-2} + \dots$ . Ceci équivaut à considérer la valeur présente de  $S_t$  comme une somme pondérée de chocs aléatoires. En fonction de la valeur de  $\phi$ , deux scénarii possibles se distinguent. Soit, sa valeur absolue est inférieure à 1, cas dans lequel, l'impact des chocs passés diminue pour finalement

devenir négligeable. L'impact de n'importe quel choc demeurera donc temporaire et la série temporelle des ventes sera considérée comme étant stable (décrite par une moyenne  $c/(1-\phi)$  et une variance finie  $\sigma_u^2/(1-\phi^2)$ ). Soit, si  $\phi$  est égal à 1 en valeur absolue, cela implique que chacun des chocs aléatoires a un effet permanent sur les valeurs futures de la série des ventes. Celle-ci sera considérée comme évolutive car elle ne retrouvera pas systématiquement ses niveaux historiques. D'un point de vue théorique, il existe une troisième alternative dans laquelle la valeur absolue du paramètre autorégressif est supérieure à 1. Cela équivaudrait à un gain continu en intensité des chocs antérieurs, mais Dekimpe et Hanssens (2003) font remarquer que ce type de situation ne correspond pas à un scénario réaliste en marketing.

En résumé, la mission des tests de racine unitaire est d'établir si le paramètre autorégressif est inférieur ou égal à 1 en valeur absolue. Parmi ces tests, le plus populaire dans la littérature marketing est celui que Dickey et Fuller ont proposé en 1979 : « Augmented Dikey-Fuller (ADF) ». Lors de son implémentation le chercheur doit prendre un certain nombre de décisions essentielles (Dekimpe et Hanssens, 2003). Elles concernent le fait d'inclure ou non des composantes déterministes, la détermination du nombre de termes à inclure, le fait de permettre ou non l'existence des changements structuraux. Les composantes déterministes qui pourraient être incluses dans l'équation test sont les variables indicatrices saisonnières – afin de permettre à la moyenne de la série observée de varier à travers les périodes de l'année et la tendance déterministe – afin de tester si les chocs peuvent initier une déviation permanente par rapport à la tendance prédéterminée. Si l'introduction des variables indicatrices saisonnières ne change pas la valeur du test, l'ajout d'un trend déterministe peut le faire. Le choix du nombre de termes à inclure peut être effectué soit à travers l'application des indices d'ajustement tels que AIC ou SBC, solution pour laquelle ont opté par exemple Nijs et *alii.* (2001) ou Srinivasan et *alii.* (2003) soit par le biais de l'approche descendante (Perron, 1994) qui part d'un nombre maximal de termes qui sera réduit jusqu'à ce que le dernier décalage soit significatif, tandis que celui immédiatement supérieur ne l'est pas. Cette solution a été privilégiée par Deleersnyder et *alii.* (2002).

Certains chocs subis par une série temporelle des performances peuvent être particulièrement importants, comme c'est le cas par exemple de l'introduction de

nouveaux produits (Pauwels et Srinivasan, 2003); ces évènements, appelés changements structuraux, peuvent altérer les propriétés à long terme de la série temporelle et ne pas en tenir compte biaiserait le résultat du test dans le sens de la découverte d'une évolution. Perron (1994) et Zivot et Andrews (1992) ont proposé des ajustements pour leur prise en compte judicieuse.

Si le test de Dickey et Fuller (1979) tient comme hypothèse nulle le caractère évolutif de la série étudiée, le test KPSS (Kwiatkowski – Phillips – Schmidt – Shin, 1992) teste l'hypothèse de la stationnarité. Si les conclusions des deux testes convergent, la classification réalisée peut être considérée plus fiable (Slotegraaf et Pauwels, 2008).

Le caractère stable ou évolutif d'une série temporelle est établi en examinant son comportement à travers le temps. Si, par exemple dans un contexte marketing, les performances d'une enseigne fluctuent autour d'un niveau moyen fixe, cela signifie qu'il n'existe pas d'effets à long terme qui pourraient être inférés à partir des données. A contrario, si ces performances ne retrouvent pas leur niveau moyen, cela indique la présence d'une composante évolutive et, le fait de mener une action marketing pourrait engendrer une déviation permanente par rapport aux niveaux antérieurement constatés. Ce sont toujours Dekimpe et Hanssens (1995b) qui font un état des lieux des séries temporelles présentes dans les études marketing. Ils ont ainsi recensé 419 séries, dont 54% évolutives. Ce pourcentage est plus élevé dans les cas des séries mesurant la performance marketing (60%) que dans celui des séries décrivant les composantes du mix marketing (48%). L'écart est encore plus important au sein des séries des mesures de la performance avec 68% de séries évolutives quand il s'agit de ventes et seulement 22% dans le cas des séries de parts de marché. Ces résultats renvoient un message fort : d'une part, il y a une majorité des cas dans lesquels il est possible d'impacter les performances à long terme à travers des actions marketing. D'autre part, il demeure très difficile d'impacter de manière durable les positions relatives des acteurs d'un marché. Une conséquence importante de ce résultat est qu'en absence d'effets sur la demande primaire, les dépenses marketing ont tendance à s'auto-annuler à long terme.

La recherche consacrée au caractère stable ou évolutif des différents marchés en général et celle de Dekimpe et Hanssens (1995b) en particulier, a permis de dégager un certain nombre de généralisations empiriques.

Parmi les plus importantes, on compte celles concernant la relation entre le niveau d'agrégation des séries, leur longueur et leur caractère stable ou évolutif. Premièrement, lorsqu'il s'agit du niveau d'agrégation quantitative, il est plus probable d'observer des séries temporelles évolutives des ventes au niveau de la catégorie de produits, qu'au niveau individuel d'une enseigne. Cela met en évidence l'intérêt des stratégies visant une expansion catégorielle, plus susceptibles d'avoir des effets à long terme. Deuxièmement, il existe une relation positive entre le niveau d'agrégation temporelle des données et la probabilité d'observer une évolution. Troisièmement, la longueur de la série influence, elle aussi, positivement la probabilité d'observer une évolution des ventes mais pas celle d'observer une évolution des parts de marché, ce qui soulève la question importante de la longueur optimale de l'échantillon quand il s'agit d'inférer l'efficacité à long terme du marketing sur les ventes. La réponse exige l'atteinte d'un compromis entre une période trop courte qui ne permettrait pas de saisir les mouvements sous-jacents sur le long terme (Hakkio et Rush, 1991) et une autre, trop longue qui diminuerait la relevance managériale des résultats.

D'autres généralisations reflètent des aspects qui pourrait être désignés comme contextuels. Par exemple, les séries temporelles des parts de marché les plus récentes se sont révélées moins susceptibles de présenter un caractère évolutif, ce qui pourrait être imputée à l'intensification des réactions concurrentielles à travers le temps. Une comparaison selon des critères géographiques a mis en évidence une plus forte propension envers le caractère évolutif des séries des ventes aux Etats-Unis qu'en Europe. Dekimpe et Hanssens (1995b) attribuent ce fait aux structures légales et compétitives différentes existantes des deux côtés de l'Atlantique.

L'analyse du caractère stable ou évolutif des ventes catégorielles (la demande primaire) et des ventes des enseignes en particulier (la demande sélective) conduit aux quatre scénarii possibles que Dekimpe et *alii.* (1999) ont mis en évidence.

1. Si tant les ventes catégorielles que celles de l'enseigne s'avèrent stables, cela signifie que tous les éventuels gains ou pertes en termes de ventes sont fondamentalement temporaires. Dans un tel contexte, la position relative de l'enseigne demeure stable et les décisions managériales relèvent du plan tactique, sans qu'ils soient corrélés avec la direction stratégique de l'enseigne.

2. Si les ventes de l'enseigne peuvent être qualifiées de stables malgré son appartenance à une catégorie évolutive, la conclusion qui s'impose est que le marketing de cette enseigne manque d'efficacité à long terme. Cette situation est délicate pour l'enseigne car les actions marketing qu'elle entreprend peuvent avoir des effets à long terme sur la demande primaire mais les ventes supplémentaires générées ne lui reviendront pas, elles bénéficieront à ses concurrents.

3. Quand les ventes de l'enseigne évoluent dans une catégorie stable, elle se retrouve bloquée dans une lutte stratégique pour une position à long terme. La principale caractéristique de ce scénario est que, dû à l'équilibre existant à long terme, les gains enregistrés par un des acteurs interviennent toujours aux dépenses d'au moins un des autres acteurs. Par conséquent, ce scénario présente un potentiel dégénératif vers une escalade non-profitable des dépenses marketing des concurrents.

4. Enfin, quand les ventes de l'enseigne évoluent dans une catégorie évolutive, le contexte peut être qualifié comme propice car l'enseigne a l'opportunité d'améliorer non seulement sa performance absolue à long terme mais aussi sa position relative.

Si généralement tant l'attention des professionnels que celle des chercheurs se concentre sur la demande sélective, les quatre cas de figure identifiés par Dekimpe et *alii.* (1999) font valoir l'importance d'une juste évaluation de la demande catégorielle car, son caractère stable ou évolutif peut impacter l'efficacité marketing, le comportement concurrentiel et la structure même du marché.

Les scénarii stratégiques diffèrent aussi par rapport à la nature temporaire ou évolutive des efforts marketing effectués par l'enseigne. Dans ce cadre d'analyse, Dekimpe et Hanssens (1999) ont identifié quatre autres cas de figure.

1. L'effort supplémentaire effectué au niveau d'un des supports marketing se traduit par une augmentation temporaire des ventes ; cette situation, baptisée « Business as usual » présente un avantage, à savoir qu'une prise de décision sous-optimale n'aura pas d'impact dommageable sur la rentabilité à long terme de l'enseigne.

2. Une augmentation initiale du budget alloué à une action marketing conduit à des changements persistants tant au niveau des dépenses qu'au celui de la performance future. C'est ce que les auteurs appellent « Evolving Practice ».

3. « L'hystérèse » désigne le cas dans lequel le seul impacté est le niveau des ventes à long terme. Utilisé pour la première fois en marketing par Little (1979), le terme emprunté à la physique signifie la propriété d'un système qui tend à demeurer dans un certain état quand la cause extérieure qui a produit le changement d'état a cessé, dans le cas présent – l'effort marketing. L'impact positif sur la rentabilité à long terme de l'enseigne est évident.

4. Contrairement à l'hystérèse, dans le cas de « l'escalade », seulement le niveau des dépenses est impacté à long terme, ce qui entraîne des conséquences négatives pour la rentabilité de l'enseigne. La situation la plus représentative pour ce cas de figure a été mise en évidence par Leeflang et Wittink (1996) et concerne les réactions managériales face aux actions marketing des concurrents, réactions parfois infondées car les performances de l'enseigne ne sont pas nécessairement impactées par ces actions.

Dans le cas dans lequel les séries temporelles étudiées se sont avérées, à travers les tests de racine unitaire, évolutives, il est nécessaire d'établir s'il existe entre elles un équilibre à long terme, autrement dit une combinaison linéaire qui a pour conséquence, des résidus stables. Dans ce cas, les variables sont considérées comme cointégrées et même si chacune d'entre elles peut s'éloigner de son niveau tenu auparavant, elles ne s'éloigneront pas les unes des autres. Dekimpe et Hanssens (2003) identifient un certain nombre de



causes qui peuvent mener à cette situation, parmi lesquelles les règles budgétaires selon lesquelles les ventes supplémentaires réalisées se traduisent par des dépenses marketing plus importantes par la suite, les règles de décision concernant la concurrence mais aussi les budgets limités des clients qui feront que des niveaux de prix donnés seront associés à des niveaux donnés de la demande à long terme. Tester l'éventuelle cointégration des séries temporelles évolutives revient à tester si les résidus de l'équation qui définit la façon dont elles sont liées sont à leur tour stables ou évolutives. Cette procédure – estimation à travers Ordinary Least Squares de l'équation d'équilibre suivie par tests de racine unitaire appliqués aux résidus – a été proposée pour la première fois par Engle et Granger (1987). Aujourd'hui, une autre approche, Johansen's Full Information Maximum Likelihood (FIML) est de plus en plus utilisée pour tester la cointégration.

Le diagnostic d'une série temporelle comme étant évolutive implique qu'une partie du changement observé en présent et dû à un choc qui lui a été induit, va persister et affecter son niveau futur. L'analyse univariée de la persistance a le rôle d'identifier cette proportion et peut être utilisée afin de mesurer l'impact à long terme des événements isolés (Dekimpe et Hanssens, 1995a). Ce sont Campbell et Mankiv (1987) qui ont proposé la procédure à mettre en œuvre afin d'identifier cette proportion. Elle consiste en l'addition des coefficients des moyennes mobiles de la première dérivative de la série. Cette méthodologie représente une alternative à la traditionnelle analyse des interventions (Leone, 1987), qui requiert des observations post-événement. Bien évidemment, lorsque l'on utilise la modélisation de la persistance, l'hypothèse de départ stipule que l'évènement ne changera pas le processus générateur des données, ce qui à-posteriori peut s'avérer faux, cas dans lequel l'analyse des interventions sera plus fiable. Néanmoins, d'un point de vue managérial, l'avantage revient aux modèles de la persistance, grâce à leur disponibilité au moment de la prise de décision.

## **2. Spécification des modèles vectoriels auto-régressifs : flexibilité et adaptabilité aux problématiques marketing**

Les résultats des tests évoqués auparavant, de racine unitaire de chacune des variables et de cointégration éventuelle entre certaines variables évolutives dicteront la forme que

prendra le modèle vectoriel autorégressif (VAR). Ainsi, il s'agira d'un modèle VAR en niveaux si aucune des séries étudiées ne présente des racines unitaires (autrement dit, si toutes les séries sont stables), en différences si les séries présentent des racines unitaires mais ne sont pas cointégrées ou en format à correction d'erreur si les variables s'avèrent évolutives et cointégrées.

Afin d'illustrer ces différents cas de figure, Dekimpe et Hanssens (2003) proposent d'étudier un modèle simple reliant seulement trois variables considérées pour commencer comme étant stables : les ventes d'une enseigne, ses dépenses marketing et les dépenses marketing de ses concurrents, et ne contenant aucune composante déterministe. Dans ce cas, le modèle VAR générique est décrit par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} S_t \\ M_t \\ CM_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi_{11}^1 & \pi_{12}^1 & \pi_{13}^1 \\ \pi_{21}^1 & \pi_{22}^1 & \pi_{23}^1 \\ \pi_{31}^1 & \pi_{32}^1 & \pi_{33}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{t-1} \\ M_{t-1} \\ CM_{t-1} \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \pi_{11}^J & \pi_{12}^J & \pi_{13}^J \\ \pi_{21}^J & \pi_{22}^J & \pi_{23}^J \\ \pi_{31}^J & \pi_{32}^J & \pi_{33}^J \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{t-J} \\ M_{t-J} \\ CM_{t-J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{S,t} \\ u_{M,t} \\ u_{CM,t} \end{bmatrix}, \quad \text{où } J$$

représente l'ordre du modèle (le nombre de décalages inclus) et  $\bar{u} = [u_{S,t} \quad u_{M,t} \quad u_{CM,t}] \sim N(0, \Sigma)$ . Cette spécification présente plusieurs avantages. D'abord, sa *flexibilité* et le fait de refléter quasiment tous les canaux à travers lesquels une action marketing peut influencer les performances d'une enseigne (Dekimpe et Hanssens, 1995a) : les effets reportés (à travers les coefficients  $\pi_{12}^j$ ), les effets de renforcement des achats (les coefficients  $\pi_{11}^j$ ), le feedback (les coefficients  $\pi_{21}^j$ ), l'inertie des règles de décision spécifiques de l'enseigne (les coefficients  $\pi_{22}^j$ ) et les réactions concurrentielles (les coefficients  $\pi_{32}^j$ ). Les autres avantages de cette spécification sont liés à son estimation. D'une part, toutes les variables explicatives étant prédéterminées, le problème d'*identification*, souvent rencontré dans le cas des modèles structuraux aux équations multiples ne se pose pas. D'autre part, puisque toutes les équations du système présentent les mêmes variables explicatives, l'*estimation* peut être réalisée à travers la méthode des moindres carrés ordinaires, sans perte d'efficacité.

La seule exception est représentée par les effets contemporains (simultanés) qui ne sont pas inclus directement mais peuvent être dérivés à partir de la matrice de variance-covariance des résidus ( $\Sigma$ ). Elle fournit des informations quant à leur existence mais non

pas à leur direction. Pour la résolution de cet aspect, le chercheur a le choix parmi quelques approches proposées à travers le temps, comme le fait d'imposer à priori un certain ordre causal parmi les variables (Dekimpe et Hanssens, 1995a), l'analyse de la sensibilité de différents ordres causals (Dekimpe et al, 1999), la prise en compte des effets instantanés dans la dérivation des fonctions impulsionnelles de réponse (Nijs et alii., 2001), etc.

La spécification du même modèle en différences, pour le cas dans lequel les séries temporelles sont évolutives, nécessite le remplacement des valeurs absolues par les écarts des variables (par exemple,  $S_t$  par  $\Delta S_t$ ). Le fait d'avoir identifié une relation de cointégration entre les variables évolutives requiert le développement du modèle par l'intégration des résidus des relations d'équilibre à long terme, ainsi :

$$\begin{bmatrix} \Delta S_t \\ \Delta M_t \\ \Delta CM_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_S & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_M & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{CM} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{S,t-1} \\ e_{M,t-1} \\ e_{CM,t-1} \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^J \begin{bmatrix} \pi_{11}^j & \pi_{12}^j & \pi_{13}^j \\ \pi_{21}^j & \pi_{22}^j & \pi_{23}^j \\ \pi_{31}^j & \pi_{32}^j & \pi_{33}^j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta S_{t-j} \\ \Delta M_{t-j} \\ \Delta CM_{t-j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{S,t} \\ u_{M,t} \\ u_{CM,t} \end{bmatrix}$$

Le fait d'ajouter les termes pour la correction des erreurs apporte dans chaque période un ajustement partiel vers la restauration de l'équilibre sous-jacent à long terme, temporairement perturbé (Dekimpe et Hanssens, 2003). Autrement dit, le système corrige partiellement les déviations observées précédemment et les coefficients  $\alpha$  reflètent la vitesse d'ajustement de la variable dépendante, correspondante vers l'équilibre (Dekimpe et Hanssens, 2003).

### 3. L'analyse multivariée de la persistance à travers les fonctions impulsionnelles de réponse

L'analyse multivariée de la persistance caractérise *l'impact à long terme* d'un *changement inattendu* effectué au niveau d'une des variables de contrôle. Il existe six canaux à travers lesquels une action marketing peut influencer les performances d'une enseigne. Tels qu'énumérés par Dekimpe et Hanssens (1995a), il s'agit :

- des effets contemporains (simultanés) – sujet de prédilection de la recherche antérieure (Pauwels et *alii.*, 2002) qui fait état de leur ampleur (Blattberg et *alii.*, 1995 ; Bell et *alii.* 1999) ;
- des effets reportés – les effets reportés qui ont pu être mis en évidence à l'aide de la modélisation de la persistance demeurent assez rares et, dans certains cas, négatifs, comme lors des opérations promotionnelles mettant en valeur des produits périssables et qui cannibalisent les achats réguliers (Freo, 2005) ;
- du renforcement des achats - avant que la modélisation de la persistance n'offre les moyens d'obtenir un aperçu fiable de ces effets, les hypothèses les concernant variaient entre des points de vue assez optimistes, comme celui de Rothchild et Gaidis (1981) qui soutenaient que les promotions peuvent être utilisées en tant qu'incitateurs d'achats d'essai afin d'initier un processus de renforcement des préférences et d'autres points de vue, nettement plus pessimistes (Wathieu et Bronnenberg, 1996), basés sur la perception du soi (Dodson et *alii.*, 1978, dans la lignée de Bem, 1972), la dissonance cognitive (Doob et *alii.*, 1969), la relation statistique entre prix et qualité (Gerstner, 1985) ou encore la perception subjective des prix (Monroe, 1973) ;
- du feedback et des règles de décision spécifiques de l'enseigne – les dépenses présentes consacrées aux opérations promotionnelles peuvent être influencées par les ventes observées par le passé et en présent et ne devraient pas être traitées comme facteur exogène ;
- des réactions concurrentielles – elles peuvent impacter significativement l'efficacité des actions promotionnelles. Inversement, en position d'attaquée, une enseigne a besoin de savoir si sa réaction comporte une dimension nécessaire, voir essentielle pour la survie à long terme ou bien si cette réaction présente plutôt un caractère discrétionnaire dans le sens où elle pourrait avoir des résultats désirables à court terme mais serait sans conséquence pour la position compétitive à long terme (Steenkamp et *alii.*, 2005).

Dekimpe et Hanssens (1995a) proposent d'évaluer le caractère inattendu des changements modélisés par rapport à une prévision de base qui suivrait un scénario statique décrit par Litterman (1984) comme celui dans lequel les modèles de dépenses et de réaction observés par le passé se reproduiront dans le futur. Les déviations observées reflètent

dans ce cas les chocs inattendus (les innovations) et leur impact différentiel peut être retracé à travers le temps.

L'avantage de la flexibilité de la spécification des modèles VAR, évoqué auparavant est accompagné de l'inconvénient du nombre de paramètres à estimer et surtout à interpréter qui augmente de façon exponentielle avec le nombre de variables endogènes incluses dans le système. Certains auteurs, comme Dekimpe et Hanssens (1995a) ont essayé de contourner le problème en contraignant à zéro les paramètres non-significatifs mais cette solution ne résout pas complètement le problème et nécessite en plus le remplacement de la méthode des moindres carrés ordinaires par SUR (Seemingly Uncorrelated Regression), car une conséquence de la démarche est que les équations du système n'ont plus nécessairement le même set de variables explicatives. La solution à ce problème vient des fonctions impulsionnelles de réponse dérivées à partir de ces paramètres, qui fournissent un sommaire concis de l'information contenue par ces derniers et surtout, se prêtent très bien à une représentation graphique facilement interprétable (Dekimpe et Hanssens, 2003).

La définition la plus répandue des fonctions impulsionnelles de réponse les décrit comme étant l'écart entre deux prédictions : une première extrapolation basée sur un ensemble d'informations qui ne tient pas compte du choc marketing et une deuxième prédiction basée sur l'information complète qui inclut ce choc. Ainsi, elles retracent l'effet incrémental de l'action marketing reflétée par le choc induit à une des variables endogènes sur les valeurs futures des autres variables endogènes. Dans ce contexte, les actions marketing représentent des déviations par rapport à un benchmark (Dekimpe et Hanssens, 2003), qui lui-même est dérivé comme la valeur attendue de la variable, telle que prédite par la structure dynamique du modèle VAR.

Afin de faciliter davantage les comparaisons à travers les marchés, les enseignes ou les instruments marketing, l'information contenue par les fonctions impulsionnelles de réponse peut être, à son tour, synthétisée de manière à obtenir : *la performance immédiate* du choc induit à travers l'instrument marketing, *l'impact à long terme* de celui-ci (également appelé *impact permanent* ou *persistant*) – la valeur vers laquelle la fonction impulsionnelle de réponse converge et *l'effet cumulatif* avant l'atteinte de ce

niveau de convergence. Dans le cas des séries stationnaires, ce dernier effet est mesuré à travers l'aire sous la courbe. Le laps de temps qui s'écoule entre la génération du choc et l'atteinte de la convergence a souvent été appelé « dust-settling period » (Dekimpe et Hanssens, 1999 ; Nijs et *alii.*, 2001), mais aussi période d'ajustement (Lim et *alii.*, 2005).

Tel que cela a été mentionné auparavant, les effets immédiats sont les seuls à ne pas pouvoir être dérivés directement à partir du modèle VAR estimé, mais qui nécessitent le traitement de la matrice de variance-covariance des résidus ( $\Sigma$ ). Seulement, là aussi, il n'est possible d'établir que l'existence de ces effets et non leur direction. Dekimpe et Hanssens ont offert, à travers le temps, deux solutions à ce problème. D'abord, dans leur étude de 1995(b) ils ont proposé la construction d'un modèle VAR transformé, dans lequel l'ordre des variables serait un imposé à priori, issu par exemple d'une heuristique managériale. Techniquement, cela revient à opérer une transformation de Cholesky qui mènerait à un modèle VAR décrit par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} \Delta S_t \\ \Delta M_t \\ \Delta CM_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \gamma_{12}^0 & \gamma_{13}^0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & \gamma_{32}^0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta S_t \\ \Delta M_t \\ \Delta CM_t \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^J \begin{bmatrix} \pi_{11}^j & \pi_{12}^j & \pi_{13}^j \\ \pi_{21}^j & \pi_{22}^j & \pi_{23}^j \\ \pi_{31}^j & \pi_{32}^j & \pi_{33}^j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta S_{t-j} \\ \Delta M_{t-j} \\ \Delta CM_{t-j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{S,t} \\ v_{M,t} \\ v_{CM,t} \end{bmatrix}$$

si, comme Dekimpe et Hanssens (1999), on considère que les performances de l'enseigne peuvent être impactées instantanément par les efforts marketing de l'enseigne même mais aussi par ceux de ces concurrents, sans qu'il y ait pour autant des relations de feedback immédiat. Dans ce cas, les effets instantanés sont mesurés à travers les coefficients:  $\gamma_{12}^0$ ,  $\gamma_{13}^0$  et  $\gamma_{32}^0$ .

Dans un deuxième temps, dans leur étude de 1999, ils proposent une autre méthodologie pour la dérivation des effets immédiats, car le fait d'imposer un ordre à priori présente quelques limites. En effet, il existe des circonstances dans lesquelles l'expérience managériale ne suffit pas pour établir cet ordre. Egalement, quand il s'agit de données agrégées, des situations peuvent apparaître dans lesquelles il existe entre les variables des relations d'influence bidirectionnelles et instantanées ; dans ces cas, un modèle VAR ayant un ordre temporel pré-imposé ne pourrait pas décrire de manière exacte la dynamique du système. Cette nouvelle méthodologie s'appuie sur les travaux d'Evans et Wells (1983) et consiste en l'utilisation de l'information contenue par la matrice de

variance-covariance des résidus afin de dériver un vecteur de valeurs attendues des chocs suivant un choc initial appliqué à une des variables. C'est l'impact de ce vecteur, plutôt que celui d'un vecteur de type  $[0 \ 1 \ 0]'$ , qui sera ensuite tracé à travers le système afin de dériver les valeurs futures des variables endogènes. Cette méthodologie a été ensuite adoptée par Nijs et *alii.* (2001), Srinivasan et *alii.* (2003) ou encore Pauwels et Srinivasan (2004). Afin de révéler les relations simultanées entre les variables endogènes, Pauwels (2004) et Yoo et Hanssens (2008) optent pour une troisième solution : la factorisation structurelle (Bernanke, 1986). En effet, dans certains cas, il n'est possible ni de prédéterminer l'ordre des variables endogènes ni de supposer que des effets instantanés peuvent apparaître entre toutes les variables endogènes. Ainsi, la factorisation structurelle suppose la construction d'une matrice des restrictions qui spécifiera seulement les interactions qui peuvent être raisonnablement envisagées. Cette approche méthodologique présente beaucoup d'intérêt lorsqu'il s'agit de simuler et comparer des politiques alternatives (Pauwels, 2004). La pré-multiplication du système VAR construit par cette matrice des restrictions mène à l'identification des fonctions impulsionnelles de réponse.

Si les fonctions impulsionnelles de réponse mesurent l'impact total du choc induit sur chacune des variables endogènes du système, il est nécessaire de faire appel à la décomposition de la variance de l'erreur de prévision (FEVD), afin de mesurer la contribution relative de chaque composante du choc. Pauwels et *alii.* (2004) soulignent l'importance de la comparaison entre les résultats de la FEVD à court et à long terme. Ils l'utilisent dans le contexte de l'industrie automobile afin de comparer les impacts des promotions sur les prix et de l'introduction de nouveaux produits sur la valeur des enseignes. Ainsi, bien que dans un premier temps, les promotions semblent avoir un impact plus important, un pourcentage de la variance de l'erreur de prévision croissant à travers le temps peut être attribué à l'introduction de nouveaux produits.

#### **4. Revue des étapes méthodologiques, des directions de recherche explorées et des aperçus stratégiques obtenus à travers la modélisation de la persistance**

Slotegraaf et Pauwels (2008) proposent une revue des questions de recherche et de la littérature marketing qui a essayé de leur apporter une réponse à l'aide de la modélisation de la persistance.

**Tableau 4 – Aperçu des étapes méthodologiques**

Étape méthodologique	Littérature pertinente	Question de recherche
<p>1. Tests de racine unitaire et de co-intégration</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Test augmenté de Dickey-Fuller</li> <li>• KPSS test</li> <li>• Test des changements structurels</li> <li>• Test de co-intégration</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Enders(2004)</li> <li>• Maddala et Kim (1998)</li> <li>• Zivot et Andrews (1992)</li> <li>• Johansen, Mosconi et Nielsen (2000)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Est-ce que les variables sont stationnaires ou évolutives?</li> <li>• Est-ce que les résultats sont robustes par rapport à l'hypothèse nulle?</li> <li>• Est-ce que les résultats sont robustes par rapport aux changements structurels?</li> <li>• Est-ce que les variables évolutives se trouvent en équilibre à long terme?</li> </ul>



<p>2. Modélisation des interactions dynamiques</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• modèles vectoriels autorégressifs (VAR)</li> <li>• modèles vectoriels à correction d'erreurs (VECM)</li> <li>• VAR avec changements structurels</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Dekimpe et Hanssens (1999)</li> <li>• Franses, Srinivasan and Boswijk (2001)</li> <li>• Bai (2000)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Comment est-ce que les variables liées aux ventes et les variables marketing interagissent à court et long terme, tenant compte des racines unitaires, co-intégration et changements structurels?</li> </ul>
<p>3. Analyse des politiques simulées</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Fonctions impulsionnelles de réponse</li> <li>• Fonctions impulsionnelles de réponse généralisées</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Dekimpe et Hanssens (1999)</li> <li>• Pesaran et Shin (1998)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Quelle est la réponse dynamique (des ventes) à une impulsion (marketing) ?</li> <li>• Quel est l'effet immédiat d'une impulsion, sans imposer un ordre causal?</li> </ul>

<p>4. Régression séquentielle</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Régression par moindres carrés pondérés sur les élasticités marketing à long terme</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Srinivasan et <i>alii.</i> (2004)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Quels sont les facteurs moteurs des élasticités à long terme, pondérés par la précision de leur estimation</li> </ul>
--	---	--

Adapté à partir de R.J. Slotegraaf et K. Pauwels (2008), “The Impact of Brand Equity and Innovation on the Long-Term Effectiveness of Promotions”, *Journal of Marketing Research*, XLV, 293-306

L’engouement créé autour des modèles de la persistance s’explique par leur capacité de mesurer les effets à court et long terme des actions marketing sur la performance de marché mesurée à de différents niveaux d’agrégation. Sans qu’elle soit exhaustive, la matrice suivante illustre le positionnement d’un certain nombre d’études qui ont employé les modèles de la persistance dans le plan décrit par les deux axes mentionnés auparavant.

**Tableau 5 – Classification des modèles de la persistance par niveau d’agrégation et actions marketing étudiées**

		Actions marketing				
		Campagnes publicitaires	Promotions sur les prix	Distribution	Canaux d’acquisition	Introduction de nouveaux produits
Niveau d’agrégation	La demande catégorielle	Dekimpe et Hanssens, (1995a) ; Nijs et <i>alii.</i> , (2001)	Dekimpe et al., (1999) ; Nijs et <i>alii.</i> , (2001)			
	Les ventes de l’enseigne		Dekimpe et Hanssens, (1999) Pauwels et <i>alii.</i> (2002)	Deleersnyder et <i>alii.</i> , (2002)		Pauwels et Srinivasan, (2004)

Les parts de marché			Bronnenberg et <i>alii.</i> , (2000)		
Les magasins		Srinivasan et <i>alii.</i> , (2004)			
Les segments de consommateurs		Lim et <i>alii.</i> , (2005)			
Le Capital Client		Yoo et Hanssens, (2005; 2008)		Villanueva et <i>alii.</i> , (2008)	
La concurrence	Steenkamp et <i>alii.</i> , (2005)	Steenkamp et <i>alii.</i> , (2005)			Pauwels et <i>alii.</i> (2004)

Le tableau 6 s'appuie sur le travail de Dekimpe et Hanssens (2003) pour dresser un bilan des aperçus stratégiques obtenus dans les études marketing grâce à la modélisation de la persistance.

**Tableau 6 – Aperçus stratégiques obtenus à travers la modélisation de la persistance**

Étude	Contribution
Baghestani, (1991)	La publicité a un impact à long terme sur les ventes si les deux variables sont (a) évolutives et (b) en équilibre à long terme (cointégrées).
Bronnenberg et <i>alii.</i> , (2000)	La couverture de la distribution, et surtout son évolution au début du cycle de vie impacte la part de marché à long terme.
Dekimpe et Hanssens, (1995a)	Les mesures de la persistance quantifient l'efficacité à long terme du marketing. Les messages publicitaires orientés vers l'image ou les prix ont des effets différenciés à court ainsi qu'à long terme.
Dekimpe et Hanssens, (1995b)	Les séries des ventes sont pour la plupart évolutives, tandis que la majorité des séries de parts de marché est stationnaire.

Dekimpe et Hanssens, (1999)	Des scénarii stratégiques différents (« business as usual », escalade, hystérèse, pratique évolutive d'affaires (« evolving practice »)) ont des implications différentes sur la rentabilité à long terme.
Dekimpe et <i>alii.</i> , (1999)	Peu de preuves en soutien des effets promotionnels à long terme sur les marchés des produits de consommation courante.
Dekimpe et <i>alii.</i> , (1997)	L'introduction de nouveaux produits peut entraîner des breaks structureaux dans les chemins autrement stationnaires de la fidélité.
Franses et <i>alii.</i> , (1999)	Des tests de racine unitaire et cointégration robustes par rapport aux valeurs extrêmes, adaptés aux environnements scannés qui connaissent une activité promotionnelle soutenue.
Franses et <i>alii.</i> , (2001)	Des tests de racine unitaire et de cointégration qui tiennent compte de la cohérence logique des parts de marché.
Joshi et Hanssens, (2004)	La publicité a à long terme un effet positif sur l'évaluation financière de l'enseigne.
Nijs et <i>alii.</i> , (2001)	Les promotions sur les prix n'ont que des effets limités sur l'expansion catégorielle à long terme. L'impact est différent en termes d'intensité marketing, structure concurrentielle et comportement compétitif de la catégorie de produits.
Pauwels et <i>alii.</i> , (2002)	La décomposition des ventes promotionnelles supplémentaires entre les effets de l'incidence catégorielle, du choix de l'enseigne et de la quantité achetée est différente en fonction de la fenêtre temporelle considérée (court ou long terme).
Pauwels et Srinivasan, (2004)	Des effets permanents sur les performances sont générés par l'entrée de l'enseigne du distributeur. Ces effets sont différents entre les fabricants et les distributeurs mais aussi entre les enseignes des fabricants premium et celles de deuxième rang.
Pauwels et Hanssens, (2007)	Les enseignes des marchés matures traversent des régimes de performance différents, influencés par leurs politiques marketing.

Srinivasan et Bass, (2000)	Les parts de marché stables sont cohérents les ventes évolutives si les ventes catégorielles et de l'enseigne sont cointégrées.
Srinivasan et alii., (2000)	Les changements de prix temporaires, progressifs ou structureaux ont des impacts différents sur les parts de marché.
Srinivasan et alii., (2003)	Les prix de détail font preuve d'un important degré d'inertie, qui est néanmoins variable.
Srinivasan et alii., (2004)	Les promotions sur les prix ont des impacts différents sur les performances des distributeurs vs. fabricants.
Steenkamp et alii., (2005)	Les réactions compétitives aux attaques promotionnelles ou publicitaires sont souvent passives. Cela n'équivaut que très rarement à des opportunités manquées. Au contraire, si une réaction intervient, cela équivaut souvent à un gâchis.
Villanueva et alii., (2008)	Les clients acquis à travers de différents canaux ont des Lifetime Values différentes.

Adapté à partir de: M.G. Dekimpe et D.M. Hanssens (2003), "Persistence Modeling for Assesing Marketing Strategy Performance", ERIM Report Series Research in Management, ERS-2003-088-MKT

### **III. Evaluation des conséquences des actions promotionnelles à travers la modélisation de la persistance**

La modélisation de la persistance constitue un des trois courants existants dans la littérature marketing traitant les différents aspects des impacts à long terme des actions promotionnelles, chacun avec sa définition du long-terme, sa méthodologie et ses résultats (Pauwels et al, 2002).

Un premier courant s'appuie sur le modèle des retards échelonnés de Koyck et définit le long terme comme « l'effet cumulatif sur le choix de l'enseigne, durant plusieurs années » (Mela et alii., 1997). Les résultats obtenus dans cette voie de recherche font état de l'existence d'un effet négatif de la pratique des prix promotionnels sur le comportement

du consommateur (Blattberg et Neslin, 1990). Il est la conséquence de la conjugaison des facteurs tels que la baisse de l'incidence catégorielle, l'augmentation des quantités achetées et surtout de la sensibilité des consommateurs aux prix – ce qui à terme conduit inévitablement à l'érosion du Capital Enseigne.

Un deuxième courant établit les effets positifs des promotions. Parmi les études les plus représentatives, celle d'Ailawadi et Neslin (1998) établit que les promotions déterminent les consommateurs à acheter davantage et à consommer plus vite, tandis que celle d'Ailwadi et *alii.* (2001) met en évidence, à l'aide d'un modèle multiplicatif de réponse, la relation entre le poids des ventes réalisées en promotion et la part de marché détenue par une enseigne.

Pauwels et al (2004) soulignent la différence de taille qui distingue ces deux premiers courants de la modélisation de la persistance, à savoir le fait que même s'ils modélisent les effets dynamiques des promotions basées sur les prix, ils ne mettent en évidence que leurs effets transitoires, non persistants et ceci parce qu'ils présument le retour vers la moyenne de la variable dépendante.

## 1. Evaluation des conséquences sur la demande primaire

Les effets des promotions sur les prix sur la demande primaire sont dus à des facteurs tels que l'attraction de nouveaux consommateurs vers la catégorie de produits, l'augmentation de la consommations par les consommateurs actuels, l'accélération des achats et le stockage de produits (Dekimpe et *alii.*, 1999).

Il existe plusieurs raisons pour lesquelles la croissance à travers l'augmentation de la demande catégorielle devrait être considérée avec beaucoup d'attention. Nijs et *alii.* (2001) mettent en évidence quatre :

- elle concerne tous les acteurs évoluant sur le marché ;

- la réaction concurrentielle nuisible pourrait être limitée, puisque les pertes en termes de parts de marché sont cachées par de gains en termes de ventes et ainsi, elle attire moins de mesures de rétorsion ;
- une demande catégorielle croissante signifie que les préférences des consommateurs se renforcent et que leur disponibilité à payer est en train d'augmenter, ce qui peut créer des opportunités en termes d'augmentation des prix et des marges de profit ;
- les ventes des distributeurs sont plus liées à la demande catégorielle qu'aux ventes de n'importe quelle enseigne ; les responsables marketing sont donc plus susceptibles de recevoir la coopération nécessaire de la part des distributeurs si ceux-ci peuvent être convaincus que les programmes marketing proposés augmentent les ventes catégorielles.

L'augmentation de la demande primaire présente néanmoins aussi quelques désavantages, parmi lesquels Nijs et *alii.* (2001) mentionnent le fait qu'une enseigne individuelle peut se retrouver dans la situation de financer la croissance de la catégorie, faisant profiter à ses concurrents d'effets de type « free-rider » mais aussi, la possibilité d'attirer de nouveaux intervenants vers la catégorie.

Afin d'étudier l'effet principal des promotions sur les prix sur la demande catégorielle à court et long terme Nijs et *alii.* (2001) utilisent un système vectoriel autorégressif à trois équations construit autour de la demande catégorielle, des prix et des dépenses publicitaires dans la catégorie. En étant conduite à travers 560 catégories de biens de consommation courante couvrant quasiment complètement l'offre d'un supermarché classique hollandais et à travers un historique transactionnel de quatre ans, l'étude de Nijs et *alii.* (2001) a permis de dégager un certain nombre de généralisations empiriques. Si à court terme, les promotions sur les prix étendent la demande catégorielle de manière significative dans 58% des cas, à travers une période de « dust-settling » d'une durée moyenne de 10 semaines, l'incidence des effets positifs des promotions sur les prix décline de manière drastique à long terme, à 2%. Ce résultat n'est pourtant pas si surprenant, car il représente la conséquence logique de la stationnarité de la demande catégorielle.

Ensuite, à travers un modèle régressif, Nijs et *alii.* (2001) vont déceler l'impact modérateur de l'intensité marketing, de la réactivité et la structure concurrentielles sur le pouvoir d'expansion du marché des promotions sur les prix. L'intensité promotionnelle dans une catégorie de produits peut être analysée selon les deux axes proposés par Raju (1992) : *la fréquence* – opérationnalisée par Nijs et *alii.* (2001) comme le nombre de semaines pendant lesquelles le prix d'une ou plusieurs enseignes parmi les cinq premières d'une catégorie de produits a été au moins deux écart-types en dessous de son niveau moyen et *la profondeur* promotionnelle – définie en termes de différence (en pourcentages) entre le prix promotionnel, tel que déterminé auparavant et le niveau moyen des prix de l'enseigne. La structure concurrentielle peut être mesurée, à l'image de Bell et *alii.* (1999), par le nombre d'enseignes présentes dans la catégorie de produits. Becker (1971) avait soutenu que l'élasticité par rapport aux prix devrait être supérieure sur les marchés caractérisés par un nombre limité d'enseignes parce qu'elles peuvent s'engager plus facilement dans des activités coopératives qui tentent de restreindre la production et augmenter les prix pour atteindre une partie plus élastique de la courbe de la demande catégorielle. Ainsi, l'efficacité promotionnelle est susceptible d'être plus forte (faible) dans les environnements moins (plus) compétitifs. Un effet similaire avait été envisagé par Ratchford (1980) comme conséquence de la variation du coût de la recherche d'information. Pour que les consommateurs soient informés quant aux prix et qualités des différentes enseignes appartenant à une catégorie, ils doivent s'engager dans des activités de recherche dont les coûts vont augmenter naturellement avec le nombre d'enseignes à évaluer. Enfin, la réactivité simple par rapport aux prix pratiqués a été mesurée à travers les mêmes modèles VAR estimés pour chaque paire possible d'enseignes appartenant à la même catégorie de produits. Un des atouts de la modélisation VAR mis en évidence par Nijs et *alii.* (2001) est leur flexibilité qui permet de surprendre des patterns de réaction asymétriques en fonction de l'enseigne initiatrice de l'effort promotionnel initial.

Nijs et *alii.* (2001) ont pu établir ainsi que l'élasticité promotionnelle à court terme est plus élevée dans les catégories présentant une fréquence promotionnelle élevée mais plus faible dans les catégories les plus concurrentielles ainsi que dans les catégories dans lesquelles un nouveau produit majeur a été introduit. A long terme, l'élasticité



promotionnelle est plus faible dans les catégories caractérisées par une forte intensité publicitaire.

Le fait que le principal facteur moteur de l'élasticité à court terme de la demande catégorielle soit la fréquence promotionnelle peut s'expliquer par le fait que l'usage fréquent des promotions sur les prix les transforme dans une composante importante de la motivation des consommateurs d'acheter dans une catégorie de produits, puisqu'ils sont conditionnés à rechercher et à compter sur les promotions futures (Mela et alii., 1997). Néanmoins, cet effet disparaît complètement à long terme. Ceci indique que, à travers le temps, l'effet positif de la fréquence des promotions sur les prix sur leur efficacité est annulé par ses effets négatifs collatéraux. La disparition des effets initiaux positifs constitue un piège pour les managers car ils sont témoins de l'effet à court terme tandis que l'effet à long terme est assez éloigné. Ainsi, les ressources peuvent être consacrées au soutien des efforts promotionnels, ce qui n'améliore pas la position à long terme. Cette vision myope pourrait expliquer pourquoi les promotions sur les prix sont tellement attrayantes aux yeux des managers de produit qui ne sont pas responsables d'une enseigne que pour une période relativement courte (Abraham et Lodish, 1993).

L'effet négatif significatif de la structure concurrentielle sur l'efficacité promotionnelle à court terme recommande la prise en compte de ce facteur dans l'évaluation de l'opportunité d'une stratégie basée sur les promotions sur les prix.

## **2. Evaluation des conséquences sur la demande sélective**

En ce qui concerne la demande sélective, la manière dont elle est influencée par les promotions effectuées sur les prix dépend dans une certaine mesure de la position relative que l'enseigne occupe couramment sur le marché. S'il est possible pour certaines enseignes que leurs gains en termes de ventes supplémentaires générées dépassent l'effet de la promotion sur l'expansion du marché, qu'elles soient donc réalisées aux dépenses de leurs concurrents, cela relève de l'exception. En contrepartie, les promotions sur les prix opérées par l'enseigne privée peuvent s'avérer bénéfiques pour certains concurrents car leurs effets sur l'expansion du marché sont plus importants que ceux sur les propres gains.

Ce résultat vient soutenir l'hypothèse selon laquelle les promotions sur les prix effectuées par l'enseigne privée moins chère attirent temporairement de nouveaux acheteurs vers la catégorie de produits, des acheteurs qui lors de la répétition de leurs achats vont essayer également d'autres enseignes nationales. La recherche antérieure (Blattberg et *alii.*, 1995 ; Bronnenberg et Wathieu, 1996) avait prouvé que les promotions des enseignes nationales ont un pouvoir d'attraction instantanée supérieur, mais l'étude de Dekimpe et *alii.* (1999) vient nuancer cet aspect lorsqu'il s'agit de l'impact total à travers le temps sur la demande primaire et sélective. Si souvent les enseignes nationales ont tendance à considérer la concurrence des enseignes privées comme étant préjudiciable, Dekimpe et *alii.* (1999) parviennent à mettre en évidence le caractère « coopétitif » de leur relation, tel que Brandenburger et Nalebuff (1996) l'avaient défini.

La décomposition de l'impact immédiat total sur les trois axes qui définissent la demande sélective, respectivement : l'incidence catégorielle, le choix de l'enseigne et la quantité achetée a été investiguée dans plusieurs études, dont celui de Bell et al (1999) qui établit, à travers 13 catégories de produits une distribution moyenne dans les proportions 11/75/14.

Pauwels et *alii.* (2002) mesurent pour la première fois les effets totaux sur les trois axes en tant que somme des effets immédiats, d'ajustement et permanents, introduisant le caractère périssable du produit comme variable modératrice. L'incidence catégorielle opérationnalisée en tant que nombre de panélistes qui achètent des produits appartenant à la catégorie d'intérêt, le choix de l'enseigne – le pourcentage d'acheteurs de chaque enseigne parmi ceux de la catégorie et la quantité moyenne achetée par les clients de chaque enseigne forment avec les prix des enseignes le noyau de variables endogènes autour duquel est construit le modèle VAR sous une spécification linéaire. La mise en avant et les prospectus sont pris en compte en tant que variables exogènes. Pauwels et *alii.* (2002) font état de deux spécifications alternatives. La première inclurait la mise en avant et la distribution de prospectus parmi les variables endogènes, car tel que démontré par Papatla et Krishnamurthi (1996), elles aussi peuvent montrer des effets dynamiques. La deuxième, multiplicative, mènerait à une élasticité constante par rapport à l'élasticité issue de la spécification linéaire – croissante avec le prix, conceptuellement plus attrayante. En effet, les gains sur l'axe de l'incidence catégorielle sont limités par le

nombre de consommateurs qui considèrent acheter dans la catégorie, ceux en termes de choix de l'enseigne par le noyau dur des consommateurs fidèles aux autres enseignes, tandis que les gains quantitatifs, par les contraintes liées à la capacité et les coûts du stockage. Néanmoins, Pauwels et *alii.* (2002) estiment ces deux spécifications alternatives et démontrent que la qualité de l'ajustement du modèle de base est supérieure.

Pauwels et *alii.* (2002) ont clarifié un aspect important concernant l'absence d'effets permanents des actions promotionnelles sur les ventes, rapportée par plusieurs études antérieures. Cette absence n'est pas due à un effet de compensation entre des effets permanents de signe contraire qui seraient obtenus en termes d'incidence catégorielle et quantité achetée. Les effets d'ajustement à leur tour ne se manifestent que pendant une très courte durée, en moyenne de deux semaines, au maximum de huit semaines. Les élasticités d'ajustement sont typiquement positives sur les axes de l'incidence catégorielle et de la quantité achetée, et négatives sur l'axe du choix de l'enseigne. Par conséquent, les gains immédiats sur chacune des trois composantes des ventes sont renforcés ou diminués mais jamais complètement effacés. L'élasticité promotionnelle totale, en tant que somme des élasticités immédiate et d'ajustement s'établit à 6.6 dans la catégorie des yaourts et à 7.4 dans celles des soupes.

Malgré l'équilibre constaté en termes de choix de l'enseigne sur les marchés matures, qui rend temporaires les bénéfices des actions promotionnelles, Pauwels et *alii.* (2002) considèrent, tout comme Ailawadi et *alii.* (2001), que le jeu promotionnel mérite d'être joué tant que les effets immédiats et d'ajustement sont positifs.

Si des effets cumulatifs importants ont pu être identifiés au niveau des composantes de la demande sélective (Pauwels et *alii.*, 2002), les effets permanents relèvent de l'exception, étant identifiés dans moins de 5% des cas analysés (Dekimpe et *alii.*, 1999, Nijs et *alii.*, 2001, Pauwels et *alii.*, 2002).

Slotegraaf et Pauwels (2008) attribuent la rareté des effets permanents sur les ventes générées par les actions marketing temporaires telles que la pratique des prix promotionnels à la manière dont les études précédentes ont été menées. En effet, la plupart de ces études se sont concentrées sur les enseignes leaders de leurs marchés

respectifs, prenant ainsi le parti de considérer que les enseignes en elles-mêmes, leur positionnement relatif et les avantages qui en découlent n'influencent pas le résultat obtenu. Parmi les facteurs modérateurs considérés, la dichotomie enseigne nationale vs. enseigne privée occupe la première position (Dekimpe et *alii.*, 1999 ; Pauwels et *alii.*, 2002). Slotegraaf et Pauwels (2008) investiguent la thèse de la variabilité des résultats en analysant deux autres facteurs modérateurs : la valeur sous-jacente de chacune des enseignes qui composent une catégorie de produits et le niveau de son activité d'innovation.

La valeur sous-jacente d'une enseigne, appelée dans la littérature marketing Capital de Marque est opérationnalisée par Slotegraaf et Pauwels (2008) en tant qu'écart entre le revenu généré par un produit vendu sous cette enseigne et celui généré par un produit de l'enseigne privée. Cette approche est cohérente avec la définition du Capital de Marque formulée par Aaker (1991), à savoir la valeur d'un produit portant une enseigne donnée par rapport à la valeur du même produit, sans enseigne, mais aussi avec les travaux d'Ailawadi et *alii.* (2003).

Leur étude porte ainsi sur sept catégories de produits comprenant cent enseignes, les données de panel ayant été collectées pendant sept ans. Elle est construite autour d'un système vectoriel autorégressif à 12 variables endogènes : les ventes, les prix, les activités de mise en avant des produits en magasin et la distribution de prospectus pour l'enseigne d'intérêt, pour l'enseigne privée et de manière agrégée pour toutes les autres enseignes nationales de la catégorie. Cette agrégation représente le prix à payer pour limiter le nombre de degrés de liberté du modèle, car en procédant ainsi, il n'est pas possible d'identifier les concurrents les plus affectés par une action promotionnelle de l'enseigne d'intérêt ni, inversement, ceux dont les actions promotionnelles impactent le plus les performances de l'enseigne centrale du système.

La modélisation de la persistance est suivie d'une régression pas à pas dont le rôle est d'établir le lien existant entre les élasticités cumulatives et permanentes estimées et des facteurs comme le Capital de Marque et l'introduction de nouveaux produits.

Le résultat le plus important obtenu par Slotegraaf et Pauwels (2008) infirme ce qui serait presque devenu une généralisation empirique, à savoir l'absence d'impact permanent des actions promotionnelles sur les prix, car dans 14% des cas les ventes évoluent de manière durablement positive. L'obtention de ce résultat a été favorisée par l'inclusion dans l'analyse des enseignes détenant une faible part de marché, car en effet, l'évolution concerne exclusivement les petites et moyennes enseignes situées en dessous du seuil de 3.1% de parts de marché.

En ce qui concerne le rôle des facteurs modérateurs, il apparaît que le Capital de Marque a un effet positif et significatif sur la mesure dans laquelle celle-ci réussit à générer des effets à long terme à travers les efforts effectués. L'introduction de nouveaux produits s'avère être une prémisse favorable au développement de l'efficacité à long terme de l'activité promotionnelle. Néanmoins, Slotegraaf et Pauwels (2008) font ressortir également l'effet de plafond associé à un Capital de Marque important, effet qui se traduit par un plus de rentabilité à long terme des introductions de nouveaux produits effectuées par les enseignes ayant un Capital de Marque plus faible. Un aperçu supplémentaire est obtenu quant à la relation négative existante entre l'étendue de la gamme de produits d'une enseigne et l'efficacité de ses actions promotionnelles.

Pauwels (2004) s'attache à quantifier la mesure dans laquelle la performance nette en termes de ventes obtenue par la mise en œuvre d'une action marketing est due aux différents mécanismes enclenchés par celle-ci. Ces mécanismes incluent :

- le stockage (Neslin, 2002),
- les réactions concurrentielles telles que les représailles (Leeflang et Wittink, 1996),
- les règles décisionnelles de l'enseigne qui supportent la décision initiale en la prolongeant à travers le temps (Srinivasan et *alii.*, 2004),
- les règles décisionnelles de l'enseigne qui supportent la décision initiale avec d'autres actions, par exemple en associant la publicité à l'extension d'une ligne de produits (Keller, 1998).

La décomposition de la variance de l'erreur de prévision (FEVD) ne permet d'évaluer que la façon dont les niveaux passés de chacun de ces facteurs influencent les niveaux

observés aujourd'hui des mêmes facteurs. Afin d'estimer leur impact sur le résultat net, Pauwels (2004) opte pour une approche basée sur les fonctions impulsionnelles de réponse. En effet, en absence de toute restriction, leur analyse implique un scénario dans lequel les patterns des réactions observés par le passé sont censés se reproduire dans le futur, ce qui demeure peu probable lorsqu'il s'agit de la réaction concurrentielle par exemple. L'alternative consiste à spécifier des simulations restreintes de politique qui permettent une réponse dynamique seulement de la part des variables censées se comporter de façon comparable à celle de la période d'estimation. Cette approche allie les avantages de la structure flexible de modèles vectoriels autorégressifs avec la nécessité de dévoiler l'impact net des actions marketing et de prédire les effets marketing à long terme sous différentes hypothèses concernant la politique de l'enseigne même et les réactions de ses concurrents.

A travers un modèle complexe, contenant les ventes et cinq variables marketing (les prix, la mise en avant et les prospectus, la publicité et les extensions des lignes de produits) pour chacun des acteurs du marché américain des produits alimentaires surgelés, observé à travers 156 semaines entre 1991 et 1993, cette étude a permis d'établir que la réponse du consommateur à une action marketing est significativement différente de son effet net (pour tous les types d'actions marketing testées, à l'exception de la mise en avant) et que ce dernier est largement déterminé par les règles décisionnelles de l'enseigne complémentaires à la décision d'origine, mais aucunement par la réponse compétitive. Pour les actions marketing à caractère tactique, telles que les promotions sur les prix, l'inertie décisionnelle se manifeste fréquemment, ce qui explique pourquoi le creux post-promotionnel observé dans la réponse des consommateurs n'est pas observé lorsqu'il s'agit de l'impact net (van Heerde et *alii.*, 2000). En ce qui concerne les actions stratégiques, le support de l'enseigne réussit sa mission de renforcer l'impact positif sur la réponse des consommateurs de l'action d'origine.

La stationnarité constatée tant des séries temporelles des efforts marketing mis en œuvre que des séries des performances qu'ils ont pu engendrer (Dekimpe et *alii.*, 1999, Nijs et *alii.*, 2001) ne peut avoir selon Dekimpe et *alii.* (1999) que deux explications possibles. Soit les effets des actions propres et de celles des concurrents sont intrinsèquement temporaires et dans ce cas l'opportunité de la réaction compétitive ne dépend que de la

valeur absolue du compromis entre des ventes réduites obtenues sans coûts marketing supplémentaires et des ventes soutenues mais obtenues en échange d'importants efforts marketing. Soit, ces effets sont non-nuls à long terme, mais le jeu des réactions concurrentielles mène à leur annulation réciproque (à long terme). Dans ce cas, une réaction concurrentielle adaptée devient capitale, l'échec étant équivalent d'une baisse permanente du niveau des ventes. Mais Dekimpe et *alii.* (1999) prouvent que ce deuxième cas de figure relève de l'impossible quand les enseignes établissent leurs budgets marketing indépendamment ou dans une optique champion / challenger et de l'improbable quand elles le font les unes en fonction des décisions des autres. La principale implication découlant de cette démonstration est que les guerres des prix auxquels les enseignes se livrent parfois ne sont que d'inutiles exacerbations.

### **3. Evaluation des conséquences dans le tandem fabricant / distributeur**

Les enseignes du distributeur, connues également dans la littérature marketing en tant qu'enseignes privées bénéficient au cours des dernières années d'une attention croissante (Pauwels et Srinivasan, 2004), conséquence logique du statut qu'elles ont gagné à travers le temps. Leur attractivité est confirmée par l'accélération continue du rythme de leur introduction (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2010).

Les réductions pratiquées par les enseignes nationales augmentent l'incidence catégorielle car plus attrayantes tant à court qu'à long terme (Blattberg et *alii.*, 1995), tandis que celles des enseignes privées augmentent la part de gain en profitant de leur bon positionnement sur l'axe des prix, accentué par la sensibilité accrue des consommateurs à cet aspect – une des conséquences de l'activité promotionnelle (Mela et *alii.* 1997). A travers ces deux leviers, à long terme, les promotions sont plus bénéfiques pour le distributeur (demande primaire) que pour le fabricant (demande sélective) (Pauwels et *alii.*, 2002).

Pauwels et Srinivasan (2004) étudient les effets de l'entrée sur le marché de l'enseigne privée du distributeur. Leur investigation est basée sur un modèle vectoriel autorégressif construit autour d'un set de variables endogènes comprenant les volumes des ventes, les

prix de détail et de gros de chacune des enseignes d'une catégorie de produits et d'un set de variables exogènes incluant les activités de mise en avant et de distribution de prospectus et la variété de la gamme de produits de chacune des enseignes. Le modèle contient également une constante, des variables indicatrices (quatre saisonnières et dix liées aux jours et périodes de fête) et une variable de tendance déterministe. L'estimation du modèle est réalisée pour quatre catégories de biens de consommation courante vendus en grande surface, dont une alimentaire.

Les tests de racine unitaire et de stabilité des paramètres du modèle VAR ont permis d'établir que l'introduction de l'enseigne du distributeur entraîne systématiquement un changement structurel du marché. Différentes conséquences ont pu être dévoilées pour chacun des acteurs.

Premièrement, pour les fabricants, l'issue de cet événement dépend de la position relative occupée auparavant. Les enseignes premium accueillent la nouvelle venue en augmentant tant leur prix de gros que de détail, ce qui entraîne l'augmentation de leur revenus, car cette augmentation n'est pas complètement contrebalancée par une baisse des volumes de ventes. Pauwels et Srinivasan (2004) avancent pour ce phénomène une explication basée sur la relation de non-concurrence directe qui s'établit entre ces enseignes haut de gamme, concentrées sur la satisfaction de leur noyau de clients soucieux de la qualité et l'enseigne du distributeur. Les enseignes de deuxième rang, caractérisées par une sensibilité plus accentuée aux prix, se retrouvent néanmoins dans la situation d'engager de représailles en baissant de manière durable leurs prix ou en intensifiant l'activité promotionnelle.

Deuxièmement, pour le distributeur lui-même, l'introduction de l'enseigne privée permet de dégager simultanément deux effets favorables : des marges unitaires élevées pour l'enseigne privée même mais aussi l'augmentation des marges unitaires pour les enseignes nationales. Ce deuxième effet n'est pas diminué par une baisse des volumes, car les enseignes nationales parviennent à maintenir leurs niveaux de ventes tandis que les parts de marché perdus par les enseignes de deuxième rang reviennent justement à l'enseigne privée. Ainsi, le distributeur se voit renforcer sa position de négociation par rapport aux enseignes nationales.



Enfin, troisièmement, les consommateurs ne seront pas témoins d'une baisse généralisée des prix des enseignes nationales, suite à l'introduction de l'enseigne privée, mais bénéficieront tout de même d'un plus vaste choix et d'une activité promotionnelle en augmentation.

Globalement, l'étude de Pauwels et Srinivasan (2004) rejoint les conclusions de Dekimpe et alii. (1999), car elle identifie une situation potentielle de type gagnant-gagnant pour les enseignes premium et celle du distributeur. Même si toujours liées par une relation concurrentielle, elles peuvent néanmoins bénéficier réciproquement des effets de stimulation de la demande primaire de leurs actions respectives.

La question de la comparabilité de la profitabilité des actions promotionnelles dans le couple fabricant / distributeur a été analysée par Srinivasan et alii. (2004). Cette étude en deux étapes établit dans un premier temps, à travers un modèle vectoriel autorégressif l'impact des actions promotionnelles sur les performances du fabricant – le volume des ventes et les revenus dégagés, et sur celles du distributeur – les ventes, les revenus et les marges catégorielles, le trafic du magasin et les revenus globaux du magasin. Lors de la deuxième étape, sont analysés les facteurs modérateurs identifiés au niveau de l'enseigne (les parts de marché détenues, le statut national vs. privé, la fréquence et la profondeur promotionnelles) ou de la catégorie de produits (le niveau de concentration du marché, l'étendue de la gamme de produits, le poids de l'enseigne privée, la mesure dans laquelle le produit peut être stocké, le fait de se prêter un non à un achat impulsif) et qui pourraient expliquer les différences constatées.

Plusieurs modèles vectoriels autorégressifs ont été spécifiés autour de différents sets de variables endogènes, composés à chaque fois d'une des variables de la performance énumérées auparavant et des prix pratiqués par les trois enseignes principales actionnant dans la catégorie de produits. Leur estimation à travers 21 catégories de produits a permis la mise en évidence du fait que, si le fabricant profite d'impacts positifs, tant immédiats que cumulatifs, sur les deux mesures de sa performance – les ventes et les revenus, le bilan est nettement plus mitigé du point de vue du distributeur.

Ainsi, si d'une perspective volumétrique, des ventes réalisées, les actions promotionnelles s'avèrent attrayantes aussi pour le distributeur, le constat se doit être nuancé lorsque la mesure de la performance est celle des revenus dégagés. L'effet immédiat d'expansion des revenus catégoriels est nié dans les périodes suivantes. L'analyse des marges offre des preuves encore plus concluantes en faveur de la thèse du caractère peu bénéfique des promotions sur les prix pour les distributeurs. Dans plus de 50% des cas, l'impact total sur les marges de la catégorie s'avère négatif. De plus, l'élasticité totale moyenne des marges est inférieure à celle immédiate ce qui indique que les effets post-promotionnels sur les marges du distributeur sont, à la fois, forts et négatifs, capables d'empirer l'impact initial négatif. Ces résultats défavorables pour le distributeur auraient pu être compensés par des effets bénéfiques sur les revenus du magasin et sur le trafic engendré, mais cela ne s'avère pas être le cas.

Le déséquilibre entre les impacts financiers des promotions sur les prix pour les fabricants et distributeurs soulève la question de l'opportunité d'une compensation fixe qui pourrait être exigée par les distributeurs pour justement neutraliser ces impacts et qui d'ailleurs semble de plus en plus plébiscitée (Bloom et *alii.*, 2000). Srinivasan et *alii.* (2004) trouvent néanmoins que seulement dans une proportion extrêmement faible des cas analysés, le gain réalisé par le fabricant dépasse la perte enregistrée par le distributeur, ce qui implique qu'une telle compensation aurait pour conséquence un bilan négatif pour l'intégralité du canal.

Puisque la littérature précédente concernant les facteurs modérateurs de l'impact des actions promotionnelles sur la performance s'était surtout axée sur les aspects volumétriques (Blattberg et *alii.*, 1995 ; Narasimhan et *alii.*, 1996 ; Bell et *alii.*, 1999 ; Nijs et *alii.*, 2001), l'étude de Srinivasan et *alii.* (2004) visant surtout l'axe des revenus, comporte une forte dimension exploratoire. Du point de vue du fabricant, l'élasticité de ses revenus est potentiellement plus forte quand il s'agit d'une enseigne nationale, détenant une faible part de marché, dont la fréquence promotionnelle est élevée, d'un produit qui peut être achetée de manière impulsive, dans les catégories dans lesquelles le poids de l'enseigne privée est faible ou encore dans les catégories à faible étendue de la gamme de produits. La fréquence promotionnelle, le caractère impulsif de l'achat du produit, l'étendue de la gamme de produits ont tendance à impacter de la même manière

les performances en termes de revenus du distributeur, ce qui fait que souvent les intérêts de deux parties s'avèrent synchronisés.

La mesure dans laquelle le distributeur va relayer la réduction des prix de gros effectuée par le fabricant, son management de la catégorie et la réaction de la concurrence par rapport à la situation créée par ces facteurs vont impacter l'efficacité à long terme des actions promotionnelles mises en place par un fabricant donné. Selon Pauwels (2007), le distributeur peut agir de quatre manières différentes par rapport à une réduction du prix de gros proposée par un fabricant : de la relayer à 100%, à moins ou à plus de 100% dans le prix de détail ou encore, de ne pas la reporter du tout dans le prix de détail. Son choix dépendra de son estimation de la sensibilité des consommateurs par rapport aux prix, de son intérêt principal: stimulation des profits ou bien augmentation du trafic dans le magasin et de l'importance qu'il accorde aux desiderata du fabricant. De plus, avec l'adoption du management de la catégorie, les distributeurs peuvent réagir par rapport aux réductions des prix de gros pratiquées par un fabricant en modifiant les prix de détail des autres enseignes présentes dans la catégorie (Zenor, 1994). En se basant sur le fait que les promotions sont particulièrement attrayantes pour les consommateurs qui changent facilement d'enseigne et que dans ces conditions, les enseignes concurrentes ne comptent plus que sur les achats effectués par les clients fidèles, le distributeur peut décider d'augmenter les prix de ces dernières, afin d'assurer le niveau habituel du profit de la catégorie. Néanmoins, ce procédé visera surtout les petites enseignes d'une catégorie, car les éventuelles représailles des enseignes d'envergure demeurent dissuasives. A l'inverse, la complémentarité stratégique existante parmi certaines enseignes d'une catégorie de produits peut amener le distributeur à baisser simultanément les prix de détail des autres enseignes que celle qui bénéficie d'une action promotionnelle initiée par son fabricant. Besanko et *alii.* (2005) ont démontré le caractère courant de la pratique du transfert croisé d'une promotion, tant positif que négatif. Enfin, la réaction concurrentielle agressive, accommodante ou passive est quant à elle le résultat de l'appréciation de l'impact sur les propres ventes de l'action promotionnelle initiale et de la mesure dans laquelle une éventuelle réaction est jugée comme étant potentiellement utile (Steenkamp et *alii.*, 2005).

A travers un modèle vectoriel-autorégressif comportant en tant que variables endogènes les ventes, les prix de gros et de détail, ainsi que les activités de mise en avant et de distribution de prospectus des trois premières enseignes d'une catégorie et estimé à travers 25 catégories de biens de consommation courante vendus en grande surface, Pauwels (2007) montrent que, de manière générale, les distributeurs vont relayer la réduction de prix souhaitée par un fabricant à hauteur de 65%. Cependant, cette proportion varie amplement (entre 0% et 183%) à travers les catégories et les enseignes. Les distributeurs vont également appuyer la réduction de prix à travers des prospectus ou par le biais de la mise en avant, en proportion de 27%, respectivement 15%. La mesure dans laquelle la promotion du fabricant est relayée, ainsi que le support qui lui est accordé, sont fortement influencées par la position relative occupée par l'enseigne dans la catégorie de produits, les enseignes leader étant avantagées. Des mesures d'ajustement majoritairement positives, correspondant au management de la catégorie et visant les prix de détail ainsi que les activités de mise en avant et de distribution de prospectus des enseignes concurrentes, ont été révélées. En ce qui les concerne, les concurrents vont réagir en réduisant leur prix de gros de 15% par rapport à la réduction pratiquée par l'enseigne initiatrice, ce qui réduira son efficacité de 10%.

#### **4. Evaluation des conséquences sur les prix**

A travers les études s'appuyant sur la modélisation de la persistance pour déceler les impacts à long terme des actions promotionnelles basées sur les prix, ces prix affichent quant à eux un degré d'inertie plus important que celui des ventes (Srinivasan et *alii.*, 2004). Cette caractéristique a un effet négatif sur la rentabilité des programmes promotionnels parce que les consommateurs peuvent bénéficier de prix toujours inférieurs à la moyenne même après que le niveau des quantités achetées soit revenu à un niveau moyen (Dekimpe et *alii.*, 1999).

L'inertie par rapport au niveau des prix pratiqués par le passé représente un des cinq principaux facteurs moteurs de la formation des prix au détail, identifiés par Nijs et *alii.* (2007): l'activité concurrentielle des autres distributeurs, évoquée par Chintagunta (2002), l'historique des prix pratiqués par l'enseigne centrale, illustré par Dutta et *alii.* (2002),

ainsi que ses prix de gros mis en évidence par Hall et *alii.* (1997), la demande pour celle-ci, soulignée par Pesendorfer (2002) et les considérations concernant le management catégoriel, stipulées par Zenor (1994).

Plusieurs raisons peuvent expliquer la relation de dépendance entre les prix pratiqués en présent et ceux adoptés par le passé. Ainsi, en premier lieu, le succès en termes d'augmentation des ventes enregistré à l'aide d'opérations promotionnelles ponctuelles, peut favoriser leur prolongation ou répétition (Srinivasan et *alii.*, 2004). Nijs et *alii.* (2007) trouvent également, à travers 67 catégories de produits analysées sur deux marchés, Denver et Chicago, que les prix pratiqués par le passé représentent le facteur dominant dans l'établissement des prix présents, à hauteur de 62.3%, respectivement 49.6%. Ils attribuent ce constat à l'incapacité des managers de faire face à des objectifs multiples dans un contexte informationnel limité, évoquée par Nagle et Holden (1995), à la complexité de la dynamique de la demande, mise en avant par Kopalle et *alii.* (1999) ou encore à un comportement visant à optimiser les profits, comme argué par Maskin et Tirole (1988).

Pauwels (2004) a également montré, à travers un modèle vectoriel auto-régressif construit autour d'un noyau de variables endogènes, composé des ventes d'une enseigne centrale, d'une activité marketing centrale initiée par celle-ci, de ses autres activités marketing ainsi que des activités marketing de ses concurrents, que les actions marketing sont conditionnées par leur propre passé, par les autres actions mises en place et, dans une moindre mesure par les actions marketing de la concurrence, plus particulièrement par celles implémentées à travers le même instrument. Il suggère que les managers doivent mettre en place un certain nombre d'expérimentations, comme par exemple un retour plus rapide au niveau antérieur des prix, afin d'établir si ce comportement est profitable ou non. Dans ce sens, l'utilisation des systèmes d'aide à la décision peut s'avérer utile car, tel que van Bruggen et *alii.* (1998) l'ont démontré, lorsqu'ils les utilisent, les managers sont moins tentés d'ancrer les décisions présentes dans celles passées.

## 5. Evaluation des conséquences sur la réaction concurrentielle

La plupart des études concernant les effets des actions marketing menées par une enseigne incluent dans les systèmes spécifiés et estimés une composante censée saisir les réactions concurrentielles déclenchées par ces actions et la manière dont à leur tour, ces réactions impactent le résultat net obtenu. Néanmoins, un changement de perspective de l'enseigne initiatrice de l'action marketing vers l'enseigne qui subit l'attaque de la part d'un de ses concurrents soulève la question du caractère nécessaire ou discrétionnaire de sa réaction (Steenkamp et *alii.*, 2005). La réponse nécessite d'abord l'évaluation du caractère bénéfique, nuisible ou neutre de l'impact de cette attaque, de la durée pendant laquelle les conséquences d'une telle attaque se font ressentir et surtout, de l'efficacité d'une réponse concurrentielle tant pour le comportement répressif que pour celui accommodant (Gatignon et Reibstein, 1997). Steenkamp et *alii.* (2005) développent le courant de recherche exploré par Leeflang et Wittink (1992; 1996; 2001) et Brodie et *alii.* (1996) en examinant les réactions simples et multiples tant par rapport aux promotions sur les prix que par rapport à la publicité, ainsi que les facteurs modérateurs liés à l'enseigne mais aussi à la catégorie de produits. A l'aide d'un modèle vectoriel autorégressif construit autour des dépenses publicitaires, des prix pratiqués et des volumes de ventes réalisées en tant que variables endogènes et de d'un set de variables exogènes comprenant la couverture de la distribution, les activités de mise en avant des produits en magasin et la distribution de prospectus, Steenkamp et *alii.* (2005) analysent les actions et réactions concurrentielles qui ont eu lieu dans tous les binômes d'enseignes formés parmi les trois premières enseignes des 442 catégories de produits considérées – des biens de consommation courante vendus en grande surface, aux Pays-Bas, observées pendant quatre années.

L'envergure de l'étude confère aux résultats obtenus et synthétisés ci-dessous le caractère de généralisations empiriques.

- A court terme, la forme prédominante de réaction s'est avérée être le manque de réaction, résultat d'ailleurs cohérent avec la recherche antérieure (Leeflang et Wittink, 1996 ; Nijs et *alii.*, 2001).

- Les représailles à l'encontre des attaques promotionnelles sont plus fréquentes et plus fortes que celles à l'encontre des attaques publicitaires. Ceci pourrait s'expliquer par le degré de visibilité nécessaire pour que l'attaque soit observée, particulièrement élevé quand il s'agit des promotions sur les prix (Leeftang et Wittink, 2001). De plus, les actions sur les prix peuvent impacter directement les marges de profit, leur effet se matérialisant assez vite, ce qui les rend plus provocatrices (Chen et MacMillan, 1992).

- Les réactions concurrentielles sont plus fortes à court qu'à long terme. En effet, les conclusions de Nijs et alii. (2001) sont confirmées : qu'il s'agisse d'attaques publicitaires ou promotionnelles, elles ne suscitent une réaction à long terme que dans moins de 10% des cas.

- Les schémas de la réaction simple ont tendance à être répressifs, mais ceux de la réaction multiple sont aussi souvent répressifs qu'accommodantes ;

L'impact modérateur de plusieurs facteurs caractérisant l'enseigne ou la catégorie de produits sur l'intensité de la réaction concurrentielle a permis de dégager quelques constats très intéressants.

- Plus l'enseigne attaquante est puissante, plus l'élasticité de la réaction aux promotions sur les prix est importante. La visibilité de l'attaque d'une enseigne puissante, qui bénéficie de plus d'exposition en magasin, du moins dans l'industrie de biens de consommation durable (Corstjens et Corstjens, 1995) est une des possibles explications de ce résultat. Une deuxième possible explication réside dans le fait que, au vu de sa puissance, ses attaques sont perçues comme étant plus menaçantes. Or, conformément à la théorie des conflits sociaux, la motivation de réagir augmente avec la force de la menace perçue (Deutsch, 1969).

- Il existe une relation inverse entre l'asymétrie du pouvoir entre l'enseigne attaquante et celle qui se retrouve dans une position défensive et la probabilité d'observer des représailles en guise de réaction concurrentielle. Ce constat peut se justifier tant économiquement, car les enseignes de petite taille ne disposent généralement pas de ressources suffisantes pour rétorquer, que sociologiquement, par le biais de la théorie du pouvoir relatif (Cook et Emerson, 1978) selon laquelle les défenseurs faibles ne

souhaitent pas prendre le risque de rétorquer pour ensuite subir des représailles encore plus fortes (Kumar et *alii.*, 1998).

- L'étude ne confirme pas l'hypothèse selon laquelle les actions promotionnelles initiées par les enseignes privées entraînent moins de représailles que celles initiées par les enseignes nationales ; réciproquement, les réactions concurrentielles des enseignes privées ne se sont pas non plus avérées moins agressives que celles des enseignes nationales. Ce résultat est néanmoins cohérent avec les travaux de Pauwels et Srinivasan (2004) et Dekimpe et *alii.* (1999) qui identifient un potentiel de stimulation réciproque des ventes des enseignes privées et nationales via l'effet d'expansion du marché de leurs actions marketing.

- Les enseignes qui se trouvent dans la situation de se défendre face à une attaque promotionnelle ont tendance à le faire de manière plus agressive dans les catégories de produits caractérisées par l'achat impulsif ou par une longueur plus importante de l'intervalle inter-achats et, au contraire, de manière moins agressive sur les marchés concentrés. Tel que Blattberg et Neslin (1990) l'avaient souligné, les actions promotionnelles sur les prix ont tendance à impacter directement le comportement d'achat en magasin, plutôt que le processus cognitif qui précède l'achat et de fait, de stimuler l'achat impulsif (Bell et *alii.*, 1999). Cette réalité justifie l'agressivité de la réaction concurrentielle dans les catégories de produits caractérisées par l'achat impulsif. Bell et *alii.* (1999) ont également montré que les consommateurs sont plus réceptifs aux prix promotionnels dans les catégories de produits caractérisées par de plus longs intervalles d'achats, ce qui pourrait justifier le plus d'agressivité constaté dans la réaction concurrentielle des enseignes évoluant dans ce type de catégorie. Quant au niveau de concentration des marchés, le manque d'agressivité correspond à la volonté d'éviter une guerre des prix dans un contexte dans lequel les marges dégagées sont reconnues comme étant attrayantes (Ramaswamy et *alii.*, 1994).

- Steenkamp et *alii.* (2005) se seraient attendu à ce que l'élasticité des réactions aux attaques promotionnelles soit plus élevée dans les catégories caractérisées par une forte intensité promotionnelle, mais cela n'a pas été le cas. Selon eux, l'explication pourrait résider dans le fait que l'intention de réagir des managers est tempérée dans ce type de contexte par la peur de déclencher une guerre des prix dans une catégorie déjà caractérisée par l'utilisation intensive de ces tactiques.



Selon Steenkamp et *alii.* (2005), la plupart des réactions concurrentielles observées (y compris le manque de réaction) est justifiée. D'abord, l'absence de réaction correspond à l'absence d'effets croisés dommageables de l'attaque sur les ventes de l'enseigne cible. Dans les rares cas dans lesquels de tels effets se produisent, l'efficacité promotionnelle du défendeur ne lui aurait pas forcément permis de réduire ou d'annuler les dommages à long terme. Quand une réaction répressive efficace a lieu, son ampleur est généralement suffisante pour au moins neutraliser les effets potentiellement dommageables de l'attaque. Enfin, dans le cas des réactions accommodantes, l'absence d'effets croisés négatifs sur les ventes indique que les enseignes bénéficient du potentiel d'expansion du marché de la promotion initiale. Ceci équivaut à une opportunité manquée en termes des ventes, mais cette décision ne doit pas nécessairement être considérée comme sous-optimale, car les économies réalisées en termes de coûts marketing pourraient la justifier du point de vue de la maximisation des profits.

## **6. Evaluation du rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients sur les conséquences des actions promotionnelles**

Dans le paysage assez riche des études empiriques visant à établir l'impact à long terme des actions promotionnelles menées sur les prix à travers la modélisation de la persistance, la façon dont ces effets varient à travers les différentes typologies de consommateurs demeure quasiment inexplorée. La seule exception est marquée par l'article de Lim et *alii.* (2005) qui opèrent une segmentation à priori, basée sur le taux d'usage et la fidélité envers l'enseigne pour ensuite évaluer, à travers des modèles vectoriels autorégressifs estimés au niveau de la catégorie de produits et des enseignes, comment les segments obtenus se différencient en termes d'effets d'ajustement, permanents et totaux, ainsi qu'en termes de durée de la période d'ajustement.

Pauwels et *alii.* (2002) ont identifié quatre forces capables d'influencer la durée de la période d'ajustement : le creux post-promotionnel, l'effet du simple achat, l'effet d'usage de la promotion et la réaction compétitive.

- Le creux post promotionnel est le résultat de l'accélération du rythme d'achat et de l'augmentation des quantités achetées pendant la promotion surtout dans les catégories propices au stockage (Neslin, 2002).
- L'effet du simple achat trouve son origine dans deux théories comportementales qui s'accordent pour dire que les achats induits par le biais des promotions augmentent les ventes futures (Blattberg et Neslin, 1990) en :
  - rappelant aux consommateurs d'acheter dans la catégorie de produits ou l'enseigne et en renforçant leurs goûts (Erdem, 1996);
  - offrant une prime de risque pour l'essai par de nouveaux consommateurs, parmi lesquels certains vont aimer le produit et le racheter dans le futur (Mela et alii., 1997).
- L'effet d'usage de la promotion résulte également de l'association de trois théories comportementales qui stipulent que les actions promotionnelles affectent les perceptions du consommateur:
  - selon la théorie de la perception de soi (Bem, 1967; Dodson et alii., 1978), parce que les consommateurs effectuant leur achat pendant une promotion, vont attribuer leur achat à cette cause externe, plutôt qu'à une cause interne comme la préférence envers l'enseigne;
  - selon la théorie de la perception du prix (Briesch et alii., 1997 ; Kalyanaram et Winer, 1995 ; Winer, 1986) parce que les promotions abaissent le prix de référence que les consommateurs se sont formés par le passé pour l'enseigne, les rendant ainsi moins enclins à l'acheter en dehors de promotions ;
  - selon la théorie de la perception de l'objet (Blattberg et alii., 1995), parce que les promotions sont censées éroder l'image de l'enseigne.
  - Les différentes réactions concurrentielles aux attaques promotionnelles et les facteurs modérateurs de leur impact ont fait l'objet d'études approfondies par Ailawadi et alii. (2001), Leeflang et Wittink (1992 ; 1996 ; 2001), Steenkamp et alii. (2005).

Pour les produits périssables, les résultats indiquent que les périodes d'ajustement des utilisateurs occasionnels sont plus longues que celles des utilisateurs intensifs. Aucune différence en termes de période d'ajustement entre les deux types d'utilisateurs n'a pu être mise en évidence pour les produits non-périssables. L'étude de la segmentation basée

sur le niveau de loyauté envers l'enseigne révèle que les périodes d'ajustement des consommateurs non-loyaux sont plus longues que celles des autres.

Les utilisateurs intensifs des produits périssables présentent un effet d'ajustement plus faible mais un effet total plus important que celui constaté pour les utilisateurs occasionnels.

Mis en rapport avec les résultats concernant la durée de la période d'ajustement, ce constat indique une piste pour l'augmentation de la part de marché détenue par une enseigne actionnant dans le périmètre des produits périssables, par le ciblage des utilisateurs intensifs avec des promotions plus fréquentes puisqu'ils achètent davantage en promotion et retournent plus vite que les utilisateurs occasionnels à leur comportement d'achat habituel. Néanmoins, il est important d'identifier le seuil au-delà duquel les promotions plus fréquentes diminuent leur propre effet (Foekens et *alii.*, 1999 ; Raju, 1992). Inversement, leur durée d'ajustement plus longue préconise pour les utilisateurs occasionnels des actions promotionnelles plus espacées dans le temps.

Dans le cas des produits non-périssables, tant l'effet d'ajustement que les effets totaux sont plus faibles pour les utilisateurs intensifs que pour ceux occasionnels. Cela indique que les utilisateurs intensifs ont tendance à constituer de stocks pour ensuite se retirer temporairement du marché.

Pour les utilisateurs non-loyaux, la période d'ajustement la plus longue se traduit également par les effets d'ajustement et totaux les plus élevés. Ce résultat suggère que les actions promotionnelles ciblant les utilisateurs non-loyaux envers l'enseigne, mais loyaux envers un de ses concurrents, pourraient s'avérer plus rentables que celles orientées vers les switchers.

Un des résultats les plus intéressants de l'étude de Lim et *alii.* (2005) concerne le gain en termes de validité prédictive des modèles vectoriels autorégressifs obtenu par la segmentation de la population. Si ce gain n'a pas pu être mis en évidence à travers toutes les catégories de produits étudiées, là où les performances se sont avérées meilleures, elles l'ont été largement. Au contraire, dans les cas où les performances prédictives ont

été meilleures quand le modèle vectoriel autorégressif a été estimé sur l'ensemble de la population, le gain n'était que négligeable. L'utilisation de la modélisation de la persistance conjuguée avec une segmentation cohérente de la base de clients présente donc un potentiel substantiel d'amélioration de la qualité prédictive. Lim et alii. (2005) explorent pour la première fois le rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients (à travers une segmentation à priori dans leur cas) dans l'impact des actions promotionnelles sur les ventes catégorielles et des enseignes. Ce type de démarche de segmentation améliore considérablement l'utilité managériale des résultats obtenus (Wedel et Kamakura, 2000). C'est pour cette raison qu'il serait nécessaire d'explorer l'intérêt d'autres types de segmentation, par exemple prédictive, qui prendraient en compte les comportements d'achat passés des clients afin de les regrouper en ensembles homogènes du point de vue du comportement futur et surtout de leur valeur pour l'enseigne.

## **CHAPITRE II : LE CADRE CONCEPTUEL ET LES HYPOYHESES DE RECHERCHE**

### **SECTION 1 : CADRE CONCEPTUEL**

#### **I. Le caractère opportun de la maximisation du Capital Client**

Généralement, la littérature marketing concernant le Capital Client considère comme étant acquise une certaine équivalence entre la maximisation et l'optimisation de celui-ci (Villanueva et Hanssens, 2007). Toutes choses égales par ailleurs, les efforts orientés vers une meilleure allocation des ressources peuvent effectivement avoir pour résultat une augmentation du Capital Client. Néanmoins, aujourd'hui, dans un contexte dans lequel tous les acteurs des marchés franchissent la frontière entre le paradigme transactionnel et celui relationnel, il n'est pas certain que la poursuite d'un objectif comme la maximisation du Capital Client bénéficie en égale mesure à chacun d'entre eux. Et ce parce que la multiplication des actions à l'intention des clients peut amener les enseignes dans « un dilemme du prisonnier » (Kopalle et Neslin, 2003). L'opportunité de l'orientation vers le long terme, de l'implémentation des technologies de type CRM a reçu l'attention de Villanueva et Hanssens et *alii.* (2006) qui mettent en évidence, à travers les résultats d'un modèle duopole sur deux périodes, l'importance d'une évaluation réaliste des conséquences des actions de chacun sur l'environnement concurrentiel et le fait que dans certains contextes, une vision myope, aussi inattendu que cela puisse paraître, peut conduire vers des profits globaux supérieurs.

Ainsi, une importante direction de recherche se dessine, portant sur l'opportunité de la maximisation du Capital Client, sur les facteurs qui impactent la réussite d'une telle démarche, sur les résultats qui peuvent raisonnablement être attendus dans un contexte concurrentiel dans lequel de plus en plus d'acteurs se tournent vers le même objectif.

## **II. L'approche du portefeuille**

Les méthodes basées sur la gestion du portefeuille sont très appréciées dans la pratique managériale pour leur attrait visuel et la limpidité des stratégies normatives suggérées (Homburg et *alii.*, 2009). La gestion de la base clients par l'intermédiaire de l'analyse de portefeuille a gardé pendant plus de deux décennies son caractère statique (Rajagopal et Sanchez, 2005 ; Storbacka, 1997 ; Zolkiewski et Turnbull, 2002), l'analyse s'effectuant sur divers axes mais à un moment donné. Aujourd'hui il est néanmoins devenu clair que la valeur des clients pour l'enseigne évolue à travers le temps, raison pour laquelle Homburg et *alii.* (2009) préconisent que l'analyse du portefeuille de clients évoluera vers une approche dynamique. De premiers pas ont déjà été effectués dans cette direction (Gupta et *alii.*, 2006) mais il s'agit principalement d'approches managériales (Dhar et Glazer, 2003 ; Ryals, 2002), tandis que l'investigation académique de la dynamique des portefeuilles clients reste encore assez limitée (Kumar et *alii.*, 2006).

Johnson et Selnes (2004) proposent un cadre conceptuel pour la gestion dynamique du portefeuille de clients. En se rapportant à la diffusion de l'innovation dans le cadre du cycle de vie d'un produit (Mahajan et *alii.*, 1995), les auteurs postulent que les relations entre une enseigne (fournisseur) et ses clients évoluent progressivement. Etrangers au début, l'enseigne et ses clients deviennent lors de leurs premiers contacts des connaissances et, au fur et à mesure que l'enseigne développe son offre afin de mieux s'adapter aux exigences de ses clients, la relation se transforme en amitié. Franchir la dernière étape, celle qui mène vers le partenariat, nécessite de la confiance et de l'engagement. Johnson et Selnes (2004) admettent néanmoins que ce qui différencie essentiellement ce parcours des relations sociales réelles est que la relation d'échange entre l'enseigne et ses clients peut disparaître à tout moment, si des motivations économiques l'imposent.

La probabilité d'observer cette évolution devrait varier à travers les enseignes, les clients et les domaines d'activité. Ainsi, plus la Lifetime Value des clients est importante, plus les enseignes sont motivées dans leur démarche de rendre plus étroites leurs relations avec ces clients. Réciproquement, plus elles adaptent leur offre, afin de répondre aux besoins

particuliers de certains clients, plus ceux-ci sont intéressés par l'entretien d'une relation étroite à leur tour. Une conséquence directe de ce fait est qu'en présence d'une concurrence forte, les clients sont plus facilement tentés de changer. En s'appuyant sur une revue de littérature étendue, Johnson et Selnes (2004) formulent une série de postulats concernant :

- les changements qu'entraîne l'avancement vers une relation plus étroite entre l'enseigne et ses clients, respectivement :
  - la baisse de la probabilité de passage vers la concurrence;
  - l'augmentation du coût d'acquisition des clients aux dépenses de la concurrence, ainsi que celle du coût de l'entraînement des clients dans une relation encore plus étroite;
  - l'augmentation des recettes dégagées;
- les bienfaits d'une capacité accrue de l'enseigne d'apprendre de son marché et de ses clients :
  - la baisse de la probabilité de passage vers la concurrence;
  - l'augmentation de la probabilité d'acquérir des clients appartenant à la concurrence;
  - l'augmentation de la probabilité d'amener les clients vers des stades plus avancés de la relation conjuguée avec la baisse des coûts de cette opération ;
  - l'augmentation des recettes générées par les relations plus étroites;
- les conséquences de l'augmentation des économies d'échelle possibles :
  - l'augmentation de la Lifetime Value du portefeuille de clients;
  - l'augmentation de la contribution des relations distantes par rapport à celle des contributions étroites.

Terho et Halinen (2007) présentent à travers des études de cas la manière dont certaines enseignes ont déjà implémenté l'analyse dynamique du portefeuille de clients, tandis que Homburg et *alii.* (2009) effectuent la première démarche empirique en analysant à travers le modèle proposé la dynamique des segments de consommateurs dans quatre industries majeures : le domaine bancaire, les télécommunications, l'industrie pharmaceutique et l'industrie chimique. Cette étude marque une première étape importante vers la généralisation de certains résultats qui constitueront un appui important pour un processus décisionnel optimal. Ainsi, ils ont pu mettre en évidence le fait que la prise en compte du

caractère dynamique de la relation client impacte la façon dont les différents segments sont classés en termes de contribution à la rentabilité de l'enseigne. Plus précisément, les modèles statiques ont tendance à surestimer la valeur des clients du tiers supérieur et inversement, de sous-estimer celle du tiers inférieur.

La dynamique des relations client est la résultante de trois phénomènes simultanés : la migration des clients vers des segments d'une plus faible (forte) Lifetime Value et la migration des clients vers la concurrence. Face à ces comportements, le manager peut adopter un comportement défensif ayant pour but de prévenir ou limiter le passage des clients vers les segments moins profitables ou la concurrence ou bien un comportement offensif afin de stimuler le passage vers les segments plus profitables. Les différentes simulations effectuées par Homburg et *alii.* (2009) ont permis de mettre en évidence plusieurs aspects. Premièrement, si l'on fait abstraction de l'acquisition de nouveaux clients, les bases clients affichent une tendance de polarisation : les segments les plus et les moins performants tendent à s'étoffer, tandis que le segment moyen, dont la contribution au Capital Client de l'enseigne est la plus importante s'amenuise. Deuxièmement, le Capital Client de l'enseigne peut être significativement augmenté à travers une politique qui vise à empêcher les clients moyennement profitables de glisser vers les segments les moins profitables et réciproquement, à stimuler la profitabilité de ce dernier de manière à intégrer le plus grand nombre possible de ses membres au segment moyen.

### **III. La segmentation probabiliste de la base client et son rôle médiateur dans l'analyse de l'impact des actions promotionnelles sur la Valeur et le Capital Client**

L'hétérogénéité des consommateurs avait été étudiée auparavant surtout comme facteur influençant la réponse immédiate des ventes à la pratique des prix promotionnels. A partir des années 1970, les promotions sur les prix ont représenté la partie la plus importante des budgets marketing des biens de consommation courante (vendus en grande surface) (Srinivasan et *alii.*, 2004) et ont donc accaparé l'intérêt des académiques et des



professionnels. A de nombreuses reprises, cette réponse immédiate s'est avérée élevée et significativement différente à travers les segments de consommateurs. Par exemple, les utilisateurs assidus affichent une élasticité par rapport aux prix plus importante que celle des autres utilisateurs (Neslin et *alii.*, 1985), de même que les consommateurs infidèles par rapport aux consommateurs fidèles (Krishnamurthi et Raj, 1991).

A l'image de l'étude de Lim et *alii.* (2005), qui ont démontré que la performance prédictive des modèles de la persistance peut être améliorée en utilisant une segmentation à priori, ce travail est le premier à évaluer le degré d'amélioration prédictive apporté par une segmentation post-hoc basée sur la modélisation probabiliste du comportement d'achat.

Dans le cas de la segmentation post-hoc les comportements de consommation passés sont observés et mesurés, les clients étant ensuite regroupés en fonction de leur degré d'homogénéité par rapport aux caractéristiques étudiées. Les méthodes de segmentation post hoc comportent deux catégories : d'une part, les méthodes descriptives – les plus populaires, basées sur les algorithmes de clustering, d'autre part, les méthodes prédictives – parmi lesquelles la régression et l'analyse discriminante (Wedel et Kamakura, 2000).

## **SECTION 2 : EFFETS DES ACTIONS PROMOTIONNELLES PROPRES DE L'ENSEIGNE CENTRALE**

### **I. Caractère stationnaire des composantes du Capital Client à travers les segments de clients basés sur leur Lifetime Value prédite**

Par rapport aux impacts sur les axes de l'acquisition et de la rétention, mais aussi concernant les impacts sur le niveau des prix pratiqués dans la catégorie de produits, une hypothèse sous-jacente H0 est celle selon laquelle les actions promotionnelles initiées par

les différentes enseignes ne réussiront pas à apporter un changement permanent dans le niveau habituel des ventes ou des prix moyens payés pour les produits propres ou ceux de la concurrence à travers les segments. En effet, ce type d'hypothèse a été testé à de nombreuses reprises au niveau des bases clients agrégées (Dekimpe et *alii.*, 1999 ; Nijs et *alii.*, 2001, Pauwels et *alii.*, 2002 ; Pauwels, 2004), sans que d'éventuels effets permanents, attribuables aux actions marketing, soient détectés. Lim et *alii.* (2005) ont montré que l'absence des effets permanents au niveau de l'ensemble de la clientèle ne cache pas d'effets permanents de signes contraires (qui pourraient donc s'annuler réciproquement) au niveau des segments de clients définis en fonction du taux d'usage du produit et de la fidélité envers l'enseigne. Dans le cas de l'étude présente, ces hypothèses sous-jacentes concernant l'absence des effets permanents à travers les segments de clients définis par rapport à leurs Lifetime Values prédites seront validées à travers les tests de racine unitaire effectués sur les séries temporelles décrivant le comportement d'achat en mode acquisition, respectivement rétention.

*H0a: l'incidence ainsi que le volume d'achat en mode acquisition et rétention sont des composantes stationnaires du Capital Client d'une enseigne, quel que soit le segment de clients obtenu par rapport à la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste.*

*H0b : les prix moyens payés par les clients d'une enseigne pour acquérir ses produits ou les produits de ses concurrents sont également des variables stationnaires, quel que soit le segment de clients obtenu par rapport à la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste.*

## **II. Les effets des actions promotionnelles propres sur l'acquisition en tant que composante du Capital Client de l'enseigne**

Le test des hypothèses présentées ensuite tente d'apporter une réponse aux questions de recherche suivantes :

- quels sont les effets des actions promotionnelles propres sur l'acquisition (nombre d'acheteurs et quantité achetée) à travers les segments ?
- de quelle manière les effets immédiats, d'ajustement et permanents forment-ils les effets totaux ?

Dans le contexte de la recherche présente, un client en mode acquisition est défini comme un client pour lequel la probabilité d'être actif est descendue en dessous d'un seuil optimal pour la classification des clients sur l'axe activité – inactivité. Ces clients peuvent appartenir aux segments définis par une Lifetime Value prédite aussi bien faible qu'élevée.

Ehrenberg et *alii.* (1994) trouvent que parmi les clients qui contribuent au pic de ventes réalisé à travers une promotion dans l'univers des biens de consommation courante vendus en grande surface, environ 70% avaient acheté le produit en promotion au cours des six derniers mois et 80% au cours des douze derniers mois. Ces proportions sont nettement supérieures à celles observées en absence d'activité promotionnelle. Ehrenberg et *alii.* (1994) interprètent ces résultats comme étant la preuve d'un comportement sélectif délibéré : lorsqu'une enseigne fait l'objet d'une action promotionnelle, certains clients y répondent si elle fait partie d'un univers familier, mais cela n'arrive que très rarement, voir jamais si elle n'a pas fait jusque là, l'objet d'un essai.

Naylor et *alii.* (2006) montrent que le fait d'être exposé aux stimuli promotionnels invoque chez un acheteur potentiel une réponse évaluative positive qui est ensuite utilisée en tant qu'information dans l'évaluation du produit. Cet effet est susceptible d'être plus saillant dans le cas des clients appartenant aux segments caractérisés par une Lifetime Value prédite plus faible pour lesquels cette évaluation positive pourrait enfreindre les obstacles qui font qu'ils optent habituellement pour une autre enseigne.

L'effet de visibilité et détournement de l'attention (Desmet, 2003) avéré des promotions peut lui aussi se retrouver renforcé dans le cas des clients appartenant à ces segments, pour lesquels il peut être supposé que l'enseigne ne fait pas partie habituellement de l'ensemble des alternatives considérées.

Ces constats permettent de prévoir un impact positif des actions promotionnelles implémentées par l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs et la quantité achetée au niveau des segments caractérisés par une faible Lifetime Value prédite.

Les effets immédiats des promotions sur les prix sur les composantes des ventes ont acquis le statut de généralisation empirique (Blattberg et *alii.*, 1995 ; Bell et *alii.*, 1999). Ainsi, la quantité achetée, en tant que composante des ventes au même titre que l'incidence catégorielle et le choix de l'enseigne, augmente grâce aux mécanismes d'accélération quantitative et stockage. Ces mécanismes sont néanmoins susceptibles d'être renforcés au niveau des segments de clients caractérisés par une Lifetime Value prédite supérieure. Ailawadi et Neslin (1998) affirment que l'impact des promotions sur la consommation est dû à leur capacité intrinsèque d'accroître le niveau des stocks détenus par les ménages, car ces niveaux élevés déclenchent deux mécanismes : le premier, relativement simple – la diminution du nombre de situations de rupture de stock ; le deuxième, plus complexe, appuyé par la théorie économique et comportementale – l'augmentation du taux d'usage dans la catégorie de produits. Assunção et Meyer (1993) montrent que la consommation devrait augmenter avec le niveau du stock, non seulement à cause de la pression exercée par les coûts de stockage, mais aussi parce qu'un stock plus important signifie pour le consommateur une flexibilité accrue, puisqu'il n'a pas à s'inquiéter du remplacement du produit à un prix plus élevé. La théorie de la rareté suggère que les ménages restreignent leur consommation lorsque le niveau du stock est faible, parce qu'ils perçoivent les petites quantités comme étant plus précieuses (Folkes et *alii.*, 1993). Wansink and Deshpandé (1994) montrent que le stock supplémentaire généré à travers une promotion peut induire un taux d'usage croissant si les pensées liées à l'utilisation du produit sont saillantes, comme ce serait le cas lorsqu'il s'agit par exemple de produits périssables, de produits volumineux ou de produits polyvalents en termes d'occasion d'usage.

Yoo et Hanssens (2008) ont mis en évidence des élasticités immédiates positives tant en termes de volume que d'incidence d'achat en mode acquisition pour l'ensemble des enseignes étudiées. Néanmoins, leur analyse se situe au niveau des clientèles de ces enseignes dans leur intégralité.

La classification des clients par rapport à leur Lifetime Value prédite correspond à une synthèse des relations non-linéaires qui caractérisent leur comportement d'achat. Il est donc possible d'envisager que l'hétérogénéité du comportement d'achat à travers les segments de clients ainsi définis conduira à des impacts significativement différents des actions promotionnelles initiées par l'enseigne centrale sur le comportement en mode acquisition. Il n'est par contre pas possible de formuler des hypothèses concernant l'ampleur et le sens de ces écarts.

Compte tenu des éléments présentés ci-dessus, une première hypothèse de recherche se dégage concernant les effets immédiats d'une action promotionnelle sur l'axe de l'acquisition.

***H1a** : Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

***H1b** : Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode acquisition seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

Dans le contexte de la distribution alimentaire en ligne, Lewis (2006) trouve que la probabilité d'effectuer un achat répété est significativement différente entre les clients acquis par le biais d'une opération promotionnelle et les clients acquis normalement. Ce type d'acquisition semble attirer un nombre important de clients occasionnels.

Lewis (2006) fait état d'un certain nombre de théories psychologiques avancées par la recherche antérieure (Blattberg et Neslin, 1990 ; Neslin, 2002) et qui pourraient expliquer les conséquences potentiellement négatives des réductions de prix offertes afin d'acquérir de nouveaux clients sur leur comportement d'achat ultérieur. Ainsi, selon la théorie de l'attribution, les clients acquis à l'aide d'une action promotionnelle pourraient attribuer la cause de leur achat à celle-ci et non à la qualité intrinsèque du produit (Scott, 1976).

D'après Doob et *alii.* (1969), les clients ayant payé d'abord des prix élevés, soulagent la dissonance en mettant l'accent sur les qualités de la marque. Enfin, la théorie du niveau d'adaptation de Helson (1964) pourrait apporter son soutien à l'idée selon laquelle des promotions initiales profondes pourraient entraîner la formation de prix de référence inférieurs par rapport au niveau habituel des prix. D'après Ailawadi et *alii.* (2001), la théorie de l'apprentissage comportemental pourrait aussi expliquer de telles conséquences, en stipulant que les réductions répétées des prix entraînent les consommateurs à acheter pendant les promotions (de l'enseigne ou des ses concurrents) plutôt que de répéter l'achat auprès d'une enseigne (Rothschild, 1987).

Pauwels et *alii.* (2002) trouvent à travers deux catégories de biens de consommation courante vendus en grande surface (soupe et yaourt) et à travers trois magasins, qu'en termes de choix de l'enseigne, les effets d'ajustement observés suite à la mise en place d'une opération promotionnelle sont typiquement négatifs. En termes de quantités achetées, leurs résultats sont plus mitigés, étant en moyenne positifs dans la catégorie des soupes et négatifs dans la catégorie des yaourts.

Ces aspects permettent de formuler l'hypothèse suivante concernant les effets d'ajustement qui suivent l'implémentation d'une action promotionnelle sur l'axe de l'acquisition.

***H1c*** : *Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

***H1d*** : *Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode acquisition seront majoritairement négatifs significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

Les résultats de Pauwels et *alii.* (2002) font apparaître également l'infériorité en valeur absolue des effets d'ajustement par rapport aux effets immédiats. Ce constat est appuyé

par les effets cumulatifs mis en évidence pour la clientèle en sa totalité, à un horizon de treize semaines, par Yoo et Hanssens (2008). Ceux-ci se sont avérés majoritairement positifs (avec une seule exception) tant en nombre d'acheteurs qu'en volume d'achat en mode acquisition. Tenant compte de l'hypothèse sous-jacente concernant la stationnarité des séries temporelles décrivant le comportement d'achat en mode acquisition, les hypothèses suivantes peuvent donc être formulées.

***H1e** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

***H1f** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

### **III. Les effets des actions promotionnelles propres sur la rétention en tant que composante du Capital Client de l'enseigne**

Les questions de recherche suivantes seront explorées à travers les hypothèses formulées ci-dessous :

- quels sont les effets des actions promotionnelles propres sur la rétention (nombre d'acheteurs et quantité achetée) à travers les segments ?
- de quelle manière les effets immédiats, d'ajustement et permanents forment-ils les effets totaux ?

Dans le contexte de la recherche présente, un client en mode rétention est défini comme un client pour lequel la probabilité d'être actif est supérieure à un seuil optimal pour la

classification des clients sur l'axe activité – inactivité. Comme dans le cas de l'acquisition, ces clients peuvent appartenir aux segments définis par une Lifetime Value prédite aussi bien faible qu'élevée.

Guadagni et Little (1983) trouvent que la réponse à court terme des marchés face à une action promotionnelle est le plus souvent forte, mais leur résultat est nuancé par le fait que l'élasticité de cette réponse se trouve dans une relation inverse avec les parts de marché détenues par les différentes enseignes. Même si la relation n'est pas parfaite, ils en concluent que les grandes enseignes sont moins sensibles à leurs propres variables de contrôle que les enseignes d'une moindre envergure. Ce résultat a été plus tard confirmé par Bolton (1989), Bemmaor et Mouchoux (1991) et Vilcassim et Jain (1991).

Jedidi et *alii.* (1999) trouvent qu'une activité promotionnelle soutenue rend les clients moins sensibles en termes de choix de l'enseigne, mais plus sensibles en termes de quantité achetée. Ce résultat indique que l'augmentation de la fréquence des actions promotionnelles de toutes les enseignes activant dans une catégorie de produits, rend inutile le changement d'enseigne, car la probabilité de bénéficier d'une promotion réalisée par l'enseigne favorite augmente avec chaque jour qui passe. Lorsque cet événement se produira, ils sont susceptibles d'acheter une quantité plus importante afin de réaliser des stocks censés couvrir leur consommation jusqu'à la prochaine promotion. Ce mécanisme aura pour conséquence la couverture d'une proportion plus importante de la demande des clients qui apprécient l'enseigne pour ses qualités intrinsèques au cours des périodes pendant lesquelles elle fait l'objet d'une action promotionnelle. Par conséquent, il est susceptible de se déclencher et d'entraîner un achat parmi les clients appartenant aux segments caractérisés par une Lifetime Value prédite élevée, même s'ils évoluent en mode rétention (autrement dit, si leur dernier achat est suffisamment récent pour que, corrélé avec la fréquence et le montant des achats antérieurs, les recommande comme étant actifs).

Les effets immédiats d'un choc inattendu exercé sur le niveau moyen des prix sur la rétention mis en évidence par Yoo et Hanssens (2008) au niveau de la base clients dans son intégralité sont positifs pour toutes les enseignes, avec une seule exception. Ainsi,



concernant les effets immédiats d'une action promotionnelle sur l'axe de la rétention, les hypothèses suivantes peuvent être formulées :

**H2a** : *Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H2b** : *Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

Ailawadi et *alii.* (2001) font état des résultats empiriques divergents concernant le lien existant entre l'activité promotionnelle et la répétition de l'achat. Ainsi, si pour Dodson et *alii.* (1978), cette association est négative, elle est inexistante pour Ehrenberg et *alii.* (1994) et ambivalente pour Gedenk et Neslin (1999). A leur tour, Ailawadi et *alii.* (2001), trouvent que les promotions n'ont qu'un faible impact sur la rétention, mesurée d'une part par le pourcentage des produits de l'enseigne centrale dans les achats effectués par le ménage dans la catégorie de produits et d'autre part, par le rapport entre la moyenne par client de l'enseigne des achats dans la catégorie et la moyenne par client de la catégorie des achats dans la catégorie. Lewis (2004) démontre dans le contexte de la distribution par Internet, que les programmes de fidélité ainsi que les différents instruments promotionnels tels que les e-mails contenant des bons de réduction ou encore la prise en charge des frais d'expédition parviennent à augmenter le taux d'achat répété et la dépense annuelle totale d'une grande partie des clients.

DelVecchio et *alii.* (2006) ne réussissent pas à statuer sur le sens de l'impact d'une action promotionnelle sur la préférence pour une enseigne donnée. Les mécanismes de renforcement et d'usage de la promotion actionnent simultanément vers des résultats contraires, rendant ainsi l'issue non-significative. Néanmoins, ils ont identifié un certain nombre de facteurs modérateurs liés à la promotion, au produit mais aussi aux clients. Ainsi, les promotions inopinées, profondes (>20% de la valeur du produit), concernant des enseignes avec lesquelles les clients ne sont pas familiarisés ou encore, effectuées

dans les catégories de produits caractérisées par un nombre restreint de concurrents se sont avérées plus préjudiciables en termes de préférence ultérieure (perçue ou mesurée à travers la probabilité du choix) pour l'enseigne initiatrice.

Le niveau habituel des ventes a été défini par Abraham et Lodish (1993) comme étant le niveau auquel les ventes d'une enseigne se seraient situées, si elle n'avait pas fait l'objet d'une activité promotionnelle. A part la constitution des stocks, Kopalle et *alii.* (1999) font état d'autres mécanismes à travers lesquels l'accélération du rythme promotionnel peut provoquer une baisse du niveau habituel des ventes. Parmi ces mécanismes, peuvent être cités : l'endommagement du capital de marque argué par Blattberg et Neslin (1990) ainsi que par Jedidi et *alii.* (1999), la baisse du taux d'achat répété invoqué par Neslin et Shoemaker (1989), le développement d'une attitude attentiste par rapport aux promotions énoncée par Mela et *alii.* (1998), la diminution du prix de référence évoquée par Kalyanaram et Winer (1995). Deux de ces mécanismes, respectivement l'attitude attentiste et la diminution du prix de référence peuvent également impacter la sensibilité par rapport au prix. Néanmoins, les études qui se sont intéressées à ce sujet ont mené parfois à des conclusions contradictoires. Si Blattberg et *alii.* (1995) soutiennent qu'un rythme supérieur des actions promotionnelles peut réduire le pic de ventes, Zenor et *alii.* (1998) arrivent à la conclusion contraire. Boulding et *alii.* (1994) et Narasimhan et *alii.* (1996) trouvent que les effets des promotions sur la sensibilité par rapport aux prix varient à travers les enseignes, respectivement les catégories de produits.

Pauwels et *alii.* (2002) font état d'une durée très courte pendant laquelle les effets d'ajustement se manifestent dans les catégories de biens de consommation courante vendus en grande surface, du caractère négatif des élasticités d'ajustement en termes de choix de l'enseigne et des résultats mitigés concernant les élasticités d'ajustement en termes de quantité achetée.

Compte tenu des résultats empiriques souvent contradictoires, obtenus à travers la recherche antérieure concernant le lien entre l'activité promotionnelle et le processus de rétention, mais aussi des facteurs modérateurs et mécanismes potentiellement nuisibles à la rétention qui risquent d'être déclenchés par ce type d'activité, les hypothèses suivantes sont formulées :

**H2c :** *Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H2d :** *Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode rétention seront majoritairement négatifs significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

Malgré l'absence quasi-totale des effets permanents sur le niveau des ventes (Dekimpe et alii., 1999, Nijs et alii., 2001, Pauwels et alii., 2002), les effets totaux sont souvent positifs, car les effets négatifs d'ajustement identifiés sur les axes du choix de l'enseigne et de la quantité achetée ne parviennent pas à annuler les effets immédiats le plus souvent positifs enregistrés sur les mêmes axes (Pauwels et alii., 2002).

Les effets cumulatifs d'une action promotionnelle sur la rétention obtenus par Yoo et Hanssens (2008) au niveau de la base clients dans son intégralité et à un horizon de treize semaines demeuraient eux aussi positifs, même si pour certaines enseignes, ceux-ci étaient inférieurs aux effets immédiats observés. Pour l'enseigne présentant un effet immédiat négatif, l'effet cumulatif avait gardé la même caractéristique, dépassant même en valeur absolue l'effet immédiat.

Ces résultats et l'hypothèse sous-jacente concernant la stationnarité des séries temporelles décrivant le comportement d'achat en mode rétention permettent la formulation des hypothèses suivantes, concernant l'impact total d'une action promotionnelle propre sur l'axe de la rétention.

**H2e :** *En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement*

*différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

***H2f** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

#### **IV. Les effets des actions promotionnelles propres sur l'activité des clients auprès de la concurrence**

L'incidence catégorielle et le choix de l'enseigne sont les deux autres composantes des ventes, à part la quantité achetée, pour lesquelles les travaux de recherche précédents ont pu établir l'existence d'un impact immédiat des actions promotionnelles. Les mécanismes responsables sont dans le cas de l'incidence catégorielle : l'accélération temporelle (l'achat intervient plus tôt que prévu), les achats impulsifs et les substitutions inter-catégorielles. Quant au choix de l'enseigne, il est évidemment favorisé par les substitutions d'enseigne.

Pauwels et *alii.* (2002) trouvent des effets immédiats positifs pour une action promotionnelle basée sur le prix tant en termes d'incidence catégorielle que de choix de l'enseigne. Nijs et *alii.* (2001) ont démontré qu'à court terme la demande catégorielle bénéficie d'un impact positif significatif dans la majorité des catégories de biens. Ce résultat a la valeur d'une généralisation empirique étant donné le nombre important de catégories étudiées (560). Il peut être nuancé à travers l'analyse de deux facteurs modérateurs : la fréquence promotionnelle de la catégorie, qui présente un rôle stimulateur sur l'élasticité promotionnelle de la demande catégorielle, respectivement l'intensité de la concurrence dans la catégorie, qui présente, elle, un rôle inhibiteur sur la même élasticité.

**H3a** : Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H3b** : Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

Kopalle et *alii.* (1999) complètent la liste de périls qui accompagnent les actions promotionnelles. Ainsi, à part la baisse du niveau habituel des ventes et l'augmentation de la sensibilité par rapport aux prix, leur utilisation intensive peut également diminuer leur capacité de détourner les achats effectués auprès de la concurrence.

L'impact cumulatif pendant la période d'ajustement s'est révélé, chez Pauwels et *alii.* (2002) positif en termes d'incidence catégorielle mais négatif en termes de choix de l'enseigne. Néanmoins, l'effet global, calculé en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement demeure positif sur les deux axes. Pour Nijs et *alii.* (2001), à long terme, les effets positifs des actions promotionnelles sur la demande primaire se font nettement plus rares. Le rôle de l'intensité concurrentielle reste le même à long terme, à savoir négatif par rapport à l'élasticité de la demande entraînée par une opération promotionnelle sur les prix. En considérant ces éléments préalablement établis, les hypothèses suivantes sont formulées concernant les effets d'ajustement et totaux d'une action promotionnelle sur l'activité des clients de l'enseigne initiatrice auprès de ses concurrents :

**H3c** : Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H3d** : Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à

travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H3e** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H3f** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

## **V. Les effets des actions promotionnelles propres sur le niveau des prix pratiqués par l'enseigne**

L'hypothèse suivante a le rôle d'apporter une réponse à la question de recherche énoncée ci-dessous :

- quels sont les effets des actions promotionnelles propres sur le niveau des prix payés par les clients de l'enseigne pour ses produits à travers les segments ?

L'analyse des conséquences des actions promotionnelles propres d'une enseigne sur les niveaux des prix présents et futurs que ses clients vont payer pour acheter ses produits doit considérer deux aspects distincts : d'une part, l'impact des promotions sur le prix de référence de ses clients, d'autre part le feedback des résultats obtenus à travers les promotions, qui se traduit par une certaine inertie décisionnelle.

Selon Mazumdar et *alii.* (2005), le prix de référence est habituellement conceptualisé comme une attente prédictive façonnée par l'expérience antérieure du client et le contexte

d'achat actuel (Briesch et *alii.* 1997). D'autres acceptions du prix de référence incluent soit une dimension normative, dans le sens du prix « juste » - le prix que le vendeur est en droit d'exiger (Campbell, 1999 ; Bolton et *alii.*, 2003), soit une dimension liée aux aspirations des clients, basée sur la comparaison avec le prix payés par d'autres personnes appartenant au même groupe social (Mezias et *alii.*, 2002). Selon la théorie de la perspective (Thaler, 1985), les clients perçoivent un prix supérieur, respectivement inférieur à leur prix de référence comme une perte, respectivement un gain (Hardie et *alii.*, 1993).

Précédemment, la recherche portant sur les mécanismes de constitution des prix de référence a mis en évidence le fait que la fréquence de l'exposition aux actions promotionnelles par le passé influence de manière négative le niveau courant de ces prix, à travers l'attente d'une autre promotion (Kalwani et *alii.*, 1990). Néanmoins, cet impact négatif est modéré par un certain nombre d'aspects, parmi lesquels, le caractère régulier vs. aléatoire des actions promotionnelles sur les prix implémentées par l'enseigne achetée, mais aussi celui des enseignes concurrentes (Krishna, 1991) et la façon dont la promotion monétaire est implémentée - en pourcentage ou valeur absolue (DelVecchio et *alii.*, 2003). De plus, cet impact négatif de la fréquence et de la profondeur promotionnelles sur le niveau du prix de référence diminue avec l'augmentation des mêmes dimensions (Gupta et Cooper, 1992).

Pauwels (2004) a démontré qu'en ce qui concerne les actions marketing tactiques telles que les actions promotionnelles sur les prix, les enseignes font souvent preuve d'inertie, continuant à supporter la décision initiale en la prolongeant au-delà de la période d'implémentation (Srinivasan et *alii.*, 2004). Ce fait serait donc à l'origine de l'écart significatif mis en évidence entre la réponse client et l'impact net obtenu sur les ventes et confirmerait l'hypothèse avancée par Blattberg et Neslin (1990), ainsi que par van Herde et *alii.* (2000) selon lesquels l'étendue des activités promotionnelles masquerait les creux post-promotionnels. Les résultats de Pauwels (2004) ont été confirmés par Yoo et Hanssens (2008), qui ont identifié une inertie décisionnelle plus ou moins saillante pour la quasi-totalité des enseignes étudiées.

Par la définition des systèmes vectoriels auto-régressifs, l'impact immédiat d'une action promotionnelle initiée par une enseigne centrale sur le niveau des prix propres est unitaire. Ainsi, seuls les effets d'ajustement ont la possibilité de varier à travers les catégories de produits, les enseignes et les segments de clients et par conséquent, de déterminer l'amplitude des effets totaux sur cet axe. L'hypothèse suivante concerne ces effets et tient compte des résultats de la recherche antérieure présentés concernant l'influence des actions promotionnelles sur l'évolution du prix de référence et sur le degré d'inertie décisionnelle de l'enseigne initiatrice :

*H4 : Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne initiatrice pour acquérir ses produits seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

## **VI. Les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles initiées par l'enseigne**

L'hypothèse suivante a le rôle d'apporter une réponse à la question de recherche énoncée ci-dessous :

- quels sont les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles propres à travers les segments ?

Rao et *alii.* (1995) proposent la taxonomie suivante des relations concurrentielles dans le contexte de l'activité promotionnelle :



**Tableau 7 – Classification de la concurrence promotionnelle**

Cas	Profitabilité de l'activité promotionnelle	Type de jeu / Modèle	Type d'équilibre	Observation empirique
I	Indépendante des actions concurrentielles	Dilemme du prisonnier	Une stratégie pure : les deux choisissent d'actionner	Les deux initient une action promotionnelle avec une probabilité proche de 1.
II	Seulement si le concurrent initie une action promotionnelle	« Bataille des sexes »	Deux stratégies pures : (P,P) et (N,N)	Les promotions sont soit positivement corrélées ou non-corrélées à travers les concurrents. Il est possible d'observer de longues périodes dépourvues d'activité promotionnelle.
III	Seulement si le concurrent n'initie pas d'action promotionnelle	« Bataille des sexes »	Deux stratégies pures : (P,N) et (N,P)	Les promotions sont soit négativement corrélées ou non-corrélées à travers les concurrents. Il n'est possible d'observer de longues périodes dépourvues d'activité promotionnelle.

IV a	Dépend de la profondeur de l'activité promotionnelle du concurrent	Modèles de Varian (1981), Narasimhan (1988), Raju et <i>alii.</i> (1990)	Stratégie mixte en fonction de la profondeur de l'activité promotionnelle	Les promotions sont non-corrélées à travers les concurrents ; la distribution de la profondeur est bi-modale ; les enseignes bénéficiant d'un niveau de fidélité plus élevé initient moins souvent des actions promotionnelles
IV b	Dépend de la profondeur et de la fréquence de l'activité promotionnelle du concurrent	Modèle de Rao (1990)		Les mêmes que pour IV a, avec l'exception des enseignes privées qui, présentant un faible niveau de fidélité, ont une très faible probabilité d'initier une action promotionnelle.
V	En présence d'une troisième enseigne (régionale)	Le modèle de Lal (1990)	Complicité implicite dans un jeu répété (théorème Folk)	Les promotions des enseignes leaders sont négativement corrélées.

Source: Rao, R.C., R.V. Arjunji, B.P.S. Murthi (1995), "Game Theory and Empirical Generalizations Concerning Competitive Promotions", *Marketing Science*, 14 (3), Part 2 of 2, G89-G100

Ailawadi et *alii.* (2001) étudient la question de la réactivité concurrentielle face aux actions promotionnelles mises en place par une enseigne et trouvent que son amplitude dépend de la mesure dans laquelle leur propre part de marché est touchée. Il existe également des facteurs structurels du marché, tels que la position relative occupée par les deux concurrents en termes de parts de marché ainsi que le nombre de catégories de produits dans lesquelles ils se trouvent en concurrence, qui dictent l'envergure des

réactions. Egalement, la réponse est différente en fonction du type d'action marketing utilisée par l'enseigne initiatrice. Ces résultats sont cohérents avec Steenkamp et alii. (2005) qui trouvent que la plupart du temps la réaction concurrentielle face à une attaque promotionnelle est passive. Néanmoins, si tout même une réaction concurrentielle a lieu, alors c'est pour répondre à une action promotionnelle basée sur le prix avec une action du même type, la réponse se limitant généralement à un changement de courte durée du niveau de prix pratiqué. Ce changement peut s'avérer plus agressif quand l'enseigne est plus puissante (en termes de parts de marché), quand le niveau de concentration de la catégorie de produits est faible, quand l'intervalle inter-achats est plus long ou encore quand la catégorie de produits est caractérisée par un niveau significatif d'achats impulsifs.

Il convient avant de formuler l'hypothèse concernant les réactions concurrentielles face à une action promotionnelle initiée par l'enseigne centrale de nuancer la manière dont ces réactions concurrentielles sont reflétées dans le système vectoriel auto-régressif. Ainsi, les réactions promotionnelles seront opérationnalisées à travers les prix moyens que les clients de l'enseigne initiatrice vont payer pour leurs achats auprès de la concurrence. Or, ces clients ne représentent pas l'intégralité des clients actifs au niveau de la catégorie de produits. Néanmoins, la segmentation des clients réalisée selon le critère de la Lifetime Value prédite permet d'obtenir de segments hétérogènes du point de vue de leur « implication » dans la relation avec l'enseigne initiatrice. Nous pourrions ainsi supposer que les segments caractérisés par des Lifetime Values plus faibles seront plus susceptibles de répondre aux éventuelles réductions de prix opérées par la concurrence en guise de représailles par rapport à la promotion initiale.

Par la définition des systèmes vectoriels auto-régressifs, l'impact immédiat d'une action promotionnelle initiée par une enseigne centrale sur le niveau des prix propres est nul, car les délais nécessaires pour l'identification de l'action promotionnelle initiale ainsi que pour la mise en place d'une réaction adéquate ne permettent pas de supposer que cette réaction pourrait intervenir à moins d'une semaine, ce qui les rendrait simultanées dans le système vectoriel auto-régressif. Ainsi, seuls les effets d'ajustement ont la possibilité de varier à travers les catégories de produits, les enseignes et les segments de clients et par conséquent, de déterminer l'amplitude des effets totaux sur cet axe.

*H5 : Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne initiatrice pour leurs achats auprès de ses concurrents seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

## **VII. La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments basés sur la Lifetime Value prédite des clients**

L'hypothèse formulée ci-dessous devrait permettre de répondre à la question de recherche suivante :

- la performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments de consommateurs basés sur la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste du comportement d'achat, est-elle supérieure à celle des modèles agrégés ?

La seule étude à avoir comparé les performances prédictives des modèles de la persistance estimés au niveau agrégé et au niveau segmenté (selon les axes de l'intensité de l'utilisation et de la fidélité envers l'enseigne) est celle de Lim et *alii.* (2005). Les résultats obtenus sont partagés. Ils ont pu observer une nette amélioration pour deux des quatre catégories de produit étudiées, tandis que pour les deux autres, les résultats obtenus au niveau agrégé sont supérieurs mais comparables avec les résultats obtenus au niveau segmenté. Ces résultats, ainsi que la pertinence de la segmentation issue de la modélisation probabiliste et utilisée dans le travail présent permettent de formuler l'hypothèse suivante :

*H6 : La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments de clients basés sur la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste du comportement d'achat est supérieure à celle des modèles estimés au niveau agrégé.*

## **VIII. Les effets des actions promotionnelles propres sur les ventes et le Capital Client l'enseigne**

Kopalle et *alii.* (1999) mettent l'accent sur le caractère critique de l'équilibre entre les effets positifs des actions promotionnelles sur les ventes obtenus au cours de la période qui correspond à leur implémentation et les effets dynamiques de réduction du niveau habituel des ventes. Pour la première fois, ils proposent une stratégie de prix optimale par rapport à cet aspect, issue d'un algorithme de rétroaction dynamique implémenté à l'aide de la programmation dynamique.

Lewis (2005), à travers une approche basée également sur la programmation dynamique démontre que les stratégies qui parviennent à optimiser la valeur client des différents segments latents sont elles-mêmes, différentes. Il plaide pour une utilisation combinée des approches existantes pour l'identification des segments latents, respectivement l'observation du comportement client afin de déterminer les probabilités postérieures d'appartenance à un segment donné, tel que proposé par Kamakura et Russell (1989) et l'emploi des variables démographiques, tel qu'illustré par Gupta et Chintagunta (1994). Néanmoins, Lewis (2005) attire l'attention sur le fait que le gain atteignable en déployant des stratégies de pricing personnalisées au niveau des segments latents devrait toujours être comparé avec le danger que représente la détérioration des relations client à travers un certain sentiment d'injustice que ce type de stratégie pourrait engendrer.

L'utilisation des promotions sur les prix de courte durée peut affecter les indicateurs axés sur le client comme la Lifetime Value et le Capital Client (Lewis, 2006). Dans le contexte de la distribution alimentaire en ligne, il montre que la Lifetime Value des clients acquis à l'aide des opérations promotionnelles est significativement inférieure à celle des clients acquis hors promotion. Cet écart demeure important lorsque l'analyse est limitée aux clients réguliers et Lewis (2006) le justifie par rapport au fait que le mix-marketing déployé par ce type de distributeur varie d'une semaine à l'autre, ce qui fait que même les consommateurs ayant des prix de réservation inférieurs aux prix moyens habituels, peuvent se voir offrir occasionnellement des prix qui permettent d'effectuer une transaction d'utilité positive.

La recherche antérieure a accordé une place importante à l'étude de l'impact des actions promotionnelles sur le niveau des ventes. Dans un premier temps, l'accent a été mis sur les conséquences des promotions à court terme et cela a permis de dégager un certain nombre de généralisations empiriques (Blattberg et *alii.*, 1995). Plus récemment, la modélisation de la persistance a ouvert la voie de l'investigation des impacts à long terme des promotions sur le niveau des ventes et leurs principales composantes (Dekimpe et Hanssens, 1995 ; Pauwels et *alii.*, 2002). En ce qui concerne le Capital Client, la première approche de modélisation de la façon dont il est influencé par l'activité marketing appartient à Blattberg et Deighton (1996) et s'appuie sur le calcul décisionnel. Elle s'attache à mettre en évidence le lien existant entre les dépenses effectuées dans le but d'acquérir de nouveaux clients et le taux d'acquisition, respectivement entre les dépenses dédiées à la rétention des clients existants et le taux de rétention. Ce modèle présente un certain nombre de limites qui ont été adressées à travers le temps dans d'autres travaux de recherche. Ainsi, premièrement, dans le modèle d'origine, l'acquisition et la rétention sont considérées comme étant deux processus indépendants. Berger et Nasr-Bechwati (2001) proposent une approche d'optimisation simultanée, toujours basée sur le calcul décisionnel. Deuxièmement, le même modèle d'origine correspond à un comportement client de type « lost-for-good », ce qui limite sa sphère d'applicabilité. Calciu (2008) propose son adaptation aux contextes caractérisés par un comportement « always-a-share ». Yoo et Hanssens (2005) mettent eux aussi en évidence, deux importantes limites de l'approche de Blattberg et Deighton (1996), respectivement son caractère statique et la non-prise en compte des autres facteurs qui pourraient impacter les facteurs formateurs du Capital Client. Leur proposition porte sur la construction d'un modèle vectoriel auto-régressif dans lequel le taux d'acquisition et de rétention forment le set de variables endogènes ensemble avec des variables liées à l'effort marketing propre et concurrentiel (pourcentages de réduction accordés et dépenses publicitaires). L'application empirique de ce modèle à l'univers de l'automobile leur a permis d'obtenir deux principaux résultats concernant l'impact de l'activité marketing en général et des actions promotionnelles en particulier sur le Capital Client :

- « l'impact du mix marketing sur les composantes du Capital Client est différent de celui sur les ventes. Plus précisément, les effets positifs sur les ventes ne se traduisent pas nécessairement par des effets positifs sur les taux d'acquisition ou de rétention » ;
- « les sources du changement intervenu dans le niveau du Capital Client sont différentes à travers les enseignes. Les réductions de prix pratiquées par les enseignes de meilleure qualité attirent plus de prospects, tandis que celles accordées par les enseignes de moins bonne qualité ont pour conséquence l'augmentation des taux de rétention. »

Yoo et Hanssens (2008) étendent ce type d'approche aux biens de consommation courante vendus en grande surface. A travers deux catégories de produits alimentaires (yaourt et ketchup), ils parviennent à confirmer dans cet environnement la première conclusion énoncée ci-dessus, concernant l'absence du reflet de l'augmentation des ventes sur le Capital Client, mais aussi à apporter une explication pour ce constat, explication liée aux effets de l'inertie décisionnelle.

L'étude présente permettra d'apporter quelques aperçus supplémentaires concernant la relation qui s'établit entre les conséquences des actions promotionnelles sur les prix, d'une part sur les ventes et d'autre part sur le Capital Client. Elle propose une typologie des trajectoires possibles pour ces deux indicateurs, sous l'influence d'une activité promotionnelle d'intensité variable. Cette typologie sera réalisée à travers les catégories de produits, les enseignes, mais surtout à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée à travers la modélisation probabiliste de leur comportement d'achat.

## **IX. Optimisation de l'effort marketing**

Une fois avoir réalisé la segmentation probabiliste de la base clients et étudié la manière dont les actions promotionnelles impactent les processus formateurs du Capital Client à travers ces segments, une nouvelle question de recherche apparaît naturellement. Les résultats obtenus peuvent-ils être utilisés afin de *repartir judicieusement les efforts dédiés à l'acquisition et à la rétention* à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite? Calciu et Salerno (2002) proposent une

démarche d'optimisation de la dépense liée aux mailings dans le but de maximiser la Lifetime Value. Dans l'étude présente, une démarche similaire sera adoptée. Le facteur à optimiser sera l'intensité des actions promotionnelles ciblant chacun des segments issus de la modélisation probabiliste, de manière à optimiser le Capital Client de l'ensemble de la base clients.

### **SECTION 3 : EFFETS DES ACTIONS PROMOTIONNELLES DES CONCURRENTS DE L'ENSEIGNE CENTRALE**

Les questions de recherche suivantes ont pour but d'offrir une image de la vulnérabilité des composantes du Capital Client à travers les différents segments de consommateurs face aux attaques promotionnelles initiées par la concurrence.

#### **I. L'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur les processus d'acquisition et de rétention, en tant que composantes du Capital Client de l'enseigne centrale**

Les études portant sur l'impact des actions promotionnelles sur l'activité transactionnelle des clients se sont généralement intéressées aux conséquences pour l'enseigne initiatrice. Dans cette perspective, l'étude de Gupta (1988) propose pour la première fois la décomposition de l'élasticité des ventes propres de l'enseigne initiatrice selon les axes du choix de l'enseigne, de l'incidence catégorielle et de la quantité achetée. Le choix de l'enseigne est propulsé ainsi en première position, expliquant 84% de l'élasticité observée des ventes propres. D'autres études, parmi lesquelles notamment la généralisation appartenant à Bell et *alii.* (1999), ont adopté une méthodologie similaire et ont crédité le choix de l'enseigne en moyenne avec 75% de la variation des ventes observée lors de la mise en place d'une action promotionnelle. Ce résultat quasiment unanimement accepté a été nuancé par van Heerde et *alii.* (2003). Les 75% de l'élasticité totale des ventes qui reviennent au choix de l'enseigne initiatrice ne représentent pas une perte de 75% pour les autres enseignes évoluant dans la catégorie de produits respective. Ils démontrent qu'en



moyenne les autres enseignes ne perdent en réalité que 33% par rapport au niveau habituel de leurs ventes. Ces résultats fort contrastants s'expliquent par la non-prise en compte dans le premier cas du potentiel d'expansion catégorielle que présentent les actions promotionnelles sur les prix. Ainsi, en effet, la perte potentielle peut atteindre 75% si le volume d'achats totaux dans la catégorie de produits est considéré constant. Les effets sur la demande primaire peuvent toutefois bénéficier non seulement à l'enseigne initiatrice, mais aussi à ses concurrents, ce qui réduit fortement la perte potentielle de ces derniers. Ces résultats sont confortés par la rareté des représailles de la part des enseignes concurrentes suite à la mise en place d'une action promotionnelle sur le prix (Steenkamp et alii., 2005).

Ces résultats très intéressants sont susceptibles de varier fortement d'une catégorie de produits à une autre et d'un concurrent à l'autre. La modélisation de la persistance offre l'opportunité d'adresser la problématique de l'impact d'une action promotionnelle sur les performances de la concurrence d'une perspective inversée. Plus précisément, elle rend possible, dans le cadre de l'étude présente, l'investigation des conséquences d'un choc inattendu sur les prix des enseignes concurrentes sur le comportement d'acquisition et de rétention des clients d'une enseigne centrale. La segmentation de la clientèle appartenant à cette enseigne centrale en fonction de sa Lifetime Value prédite devrait nous permettre de mettre en évidence l'hétérogénéité des impacts des enseignes concurrentes. Cette hétérogénéité serait alors le résultat des degrés d'implication différents de chaque client dans sa relation avec l'enseigne centrale.

Les hypothèses suivantes sont formulées concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le comportement en mode acquisition des clients de l'enseigne centrale, attaquée :

***H7a*** : *Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H7b** : Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H7c** : Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H7d** : Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H7e** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**H7f** : En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

De la même manière, en ce qui concerne l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le comportement en mode rétention des clients de l'enseigne centrale, attaquée, les hypothèses suivantes peuvent être formulées :

**H8a** : *Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H8b** : *Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H8c** : *Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H8d** : *Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H8e** : *En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

**H8f** : *En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la*

*quantité achetée en mode rétention de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

Le scénario testé à travers les modèles vectoriels auto-régressifs est bien sûr un théorique. Les prix moyens pratiqués par la concurrence étant exprimés de manière agrégée, un choc inattendu exercé là-dessus n'équivaut pas à une baisse généralisée des prix, mais à une baisse du prix moyen portée par une ou deux enseignes en particulier. Dans ce sens, la position relative de l'enseigne concurrente dans la catégorie de produits joue évidemment un rôle important dans la réaction des clients de l'enseigne centrale. Les systèmes vectoriels auto-régressifs développés dans cette étude ne permettent pas de surprendre cet aspect, qui pourrait être mieux appréhendée à travers des systèmes vectoriels construits autour des variables de contrôle et des performances des couples d'enseignes évoluant dans la même catégorie de produits, comme cela a été fait par Steenkamp et al. (2005).

## **II. L'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le niveau des prix payés par les clients de l'enseigne centrale**

Par la définition des systèmes vectoriels auto-régressifs, l'impact immédiat d'une action promotionnelle initiée par une enseigne concurrente sur le niveau des prix propres est nul. L'explication réside dans le délai nécessaire pour l'observation de l'attaque promotionnelle et pour la mise en place d'une réaction adéquate. Ainsi, seuls les effets d'ajustement ont la possibilité de varier à travers les catégories de produits, les enseignes et les segments de clients et par conséquent, de déterminer l'amplitude des effets totaux des actions promotionnelles initiées par la concurrence sur les prix pratiqués par l'enseigne centrale. Il faut néanmoins préciser que les coefficients issus des fonctions impulsionnelles de réponse n'intègrent pas seulement la dimension de la réactivité de l'enseigne centrale, mais aussi celle de la propension à acheter de ses clients exposés dans

un premier temps à l'action promotionnelle de la concurrence et ensuite à la réaction de l'enseigne. En effet, il s'agit de coefficients de prix moyens effectivement payés.

*H9 : Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le prix moyen payé par les clients de celle-ci pour acquérir ses produits seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.*

### **III. L'impact des promotions initiées par la concurrence sur l'évolution des ventes et du Capital Client de l'enseigne**

Les tests des hypothèses concernant les effets des actions promotionnelles initiées par la concurrence permettront d'analyser la manière dont elles impactent les processus d'acquisition et de rétention de l'enseigne attaquée. Au cours de cette dernière étape de la recherche, la manière dont ces impacts se conjuguent pour finalement affecter l'évolution des ventes et du Capital Client de l'enseigne sera explorée.

## CHAPITRE 3 : METHODOLOGIE DE LA RECHERCHE

### SECTION 1 : MODELISATION PROBABILISTE DE LA LIFETIME

#### VALUE

Homburg et *alii.* (2009) emploient pour la modélisation de la Lifetime Value une segmentation réalisée à l'aide des arbres de régression et montrent que celle-ci est supérieure à une segmentation issue de l'analyse des clusters. Toutefois, s'agissant de l'exploration de l'impact des actions promotionnelles sur la dynamique du portefeuille client, une segmentation basée sur la valeur prédite de la Lifetime Value telle qu'issue d'un modèle probabiliste de type Pareto/NBD semble plus appropriée. En effet, la Lifetime Value ainsi calculée représente la valeur pour l'enseigne de la réponse du client aux différents événements qui caractérisent la catégorie de produits dans laquelle elle évolue (apparition de nouveaux concurrents, introduction de nouveaux produits, activités promotionnelles et publicitaires, etc.). Elle peut être considérée en tant que benchmark par rapport auquel sera analysée la réponse du même client à une action spécifique qu'elle aura menée.

#### I. Estimation des modèles probabilistes

L'estimation des modèles probabilistes nécessite le découpage de la période d'observation en deux parties : la première servira au calibrage des modèles, tandis que la deuxième, à leur validation. La période de calibrage fait à son tour l'objet d'un autre découpage dans le but de réaliser le filtrage à gauche des enregistrements. En effet, seulement l'activité transactionnelle des clients ayant effectué leur premier achat dans un intervalle bien délimité, fera l'objet de la modélisation. Généralement, les études antérieures, comme celle de Yoo et Hanssens (2008) ont établi l'étendue optimale de cet intervalle à un tiers de la période de calibrage.

L'estimation des modèles probabilistes sera réalisée à travers l'estimation du maximum de vraisemblance (sous R). Assez laborieuse dans le cas de Pareto/NBD, cette démarche

devient quasiment immédiate dans le cas des modèles BG/NBD et MBG/NBD. D'ailleurs, la seule alternative existante pour l'estimation du modèle Pareto/NBD est celle proposée par Schmittlein et Peterson (1994). Il s'agit d'une méthode des moments en deux étapes qui, comme le révèle le test réalisé par Reinartz et Kumar (2003), aboutit à des résultats similaires à ceux obtenus par la méthode du maximum de vraisemblance. Puisque le but de cette recherche est de comparer les performances prédictives des différentes approches de modélisation NBD dans le contexte de plusieurs catégories de biens de consommation courante vendus en grande surface, la démarche adoptée est d'utiliser la même méthode d'estimation pour chacun des modèles. Ce choix est en même temps celui défendu par Batislam et *alii.* (2007) qui argumentent que l'évaluation ne devrait pas porter sur les méthodes d'estimation mais plutôt sur les hypothèses sous-jacentes des modèles et les performances prédictives qu'elles permettent d'atteindre.

## **II. La qualité de l'ajustement**

Afin d'analyser la capacité des modèles de reproduire le comportement observé au cours de la période de calibrage, les prédictions issues de chacun des modèles et concernant le nombre de clients ayant effectué de zéro à plus de vingt achats répétés au cours de la période de calibrage seront comparées aux distributions réelles des fréquences.

Des tests de Khi-deux de la qualité de l'ajustement de chaque modèle par rapport à la situation réellement observée seront réalisés, afin de pouvoir mieux juger les performances globales des différents modèles en termes de classification des clients en fonction de la fréquence des achats répétés effectués au cours de la période de calibrage. Des tests d'écart de Khi-deux seront également réalisés afin de mettre en évidence le modèle le plus adapté entre deux modèles en compétition (ces tests sont adaptés aux situations dans lesquelles le nombre de paramètres estimés et donc, de degrés de liberté, n'est pas le même).

La qualité de l'ajustement peut également être mesurée à travers le critère de Schwarz-BIC, calculé selon la formulation suivante :  $BIC = -2LL + k \ln(n)$ , où  $k$  représente le

nombre de paramètres à estimer dans le modèle évalué et LL – la valeur du maximum de la log-vraisemblance du modèle.

### III. La validité prédictive

Les performances prédictives des différentes approches de modélisation, au niveau global des cohortes de clients, peuvent être appréhendées en examinant la façon dont les achats répétés prédits correspondent à la réalité observée au cours de la période de validation.

Au niveau individuel, les performances prédictives peuvent être analysées à travers les probabilités conditionnelles d'achat, autrement dit à travers le nombre d'achats répétés prévus au cours de la période de validation pour les clients ayant effectué un certain nombre d'achats répétés au cours de la période de calibrage.

Le degré de proximité entre les estimations issues des différents modèles probabilistes et la réalité observée sera étudié à travers une ANOVA unifactorielle.

Si les probabilités conditionnelles offrent une image suggestive de la qualité prédictive des modélisations au niveau individuel, ce sont néanmoins des moyennes qui, tel que le faisaient remarquer Fader et *alii.* (2005b) peuvent masquer une certaine variabilité au niveau individuel. Il convient ainsi de mesurer la corrélation entre le nombre réel de transactions répétées au cours de la période de validation et les probabilités conditionnelles issues de chacun des modèles.

### IV. L'intégration de la Valeur Monétaire

La modélisation de la valeur monétaire des transactions passe dans un premier temps par le choix des distributions qui caractérisent les processus d'achat individuel et inter-individuel. Schmittlein et Peterson (1994) avaient proposé des distributions normales pour les deux. Fader et *alii.* (2005a) attirent l'attention sur le fait que ce type de distribution n'est pas toujours caractéristique de l'hétérogénéité inobservée des valeurs moyennes des



transactions, et proposent une adaptation du modèle en remplaçant les distributions normales par des distributions Gamma.

Pour pouvoir juger de la qualité prédictive du modèle Gamma-Gamma, Fader et *alii.* (2005a) proposent de le combiner avec le modèle Pareto/NBD et d'examiner par la suite la qualité des prédictions pour la dépense totale au cours de la période de validation, au niveau individuel. Cette démarche nécessite, d'une part, de calculer pour chaque client la valeur moyenne estimée de ses transactions en fonction des valeurs monétaires et de la fréquence d'achat qui l'ont caractérisé au cours de la période de calibrage. D'autre part, cette estimation intégrera par la suite le calcul de deux probabilités conditionnelles : la première – dans laquelle elle sera multipliée par le nombre réel de transactions enregistrées au cours de la période de validation, et la deuxième – dans laquelle elle sera multipliée par le nombre de transactions estimées pour la période de validation à travers la modélisation Pareto/NBD. Dans ce deuxième cas, il s'agit d'une validation intégrée des deux sous-modèles choisis pour l'estimation de la Lifetime Value : Pareto/NBD et Gamma-Gamma.

Fader et *alii.* (2005a) testent l'hypothèse d'indépendance entre la fréquence des transactions et leur valeur monétaire. Ils concluent qu'un niveau faible de corrélation (dans leur cas 0.11, respectivement 0.06 après l'enlèvement d'une valeur extrême) ne met absolument pas en question la validité de cette hypothèse et donc pas non plus celle de l'estimation de la Lifetime Value en tant que produit entre le nombre estimé de transactions et leurs valeurs estimées. Cependant, ce n'est pas l'avis de Glady et *alii.* (2009) qui soutiennent que, même si cette corrélation n'est que très faible, elle doit être prise en compte dans l'estimation de la Lifetime Value et proposent, à cette fin, un cadre baptisé « modèle Pareto/Dépendant ». Par rapport à l'approche de Fader et *alii.* (2005a), qui dévient dans ce contexte un « modèle Pareto/Indépendant », la relation de dépendance entre le processus transactionnel et sa valeur monétaire est modélisée en tant que fonction des variables explicatives telles que la durée de la période d'observation, la récurrence du dernier achat observée et encore, la probabilité de chaque client d'être actif, issue de la modélisation Pareto/NBD.

## V. Le calcul de la Lifetime Value

La modalité de calcul de la Lifetime Value qui sera ensuite utilisée comme critère pour la segmentation de la base clients dépendra de l'issue de l'analyse des manières alternatives d'intégrer la valeur monétaire aux prédictions concernant le nombre de transactions futures, issues de la modélisation de type NBD qui se sera avérée la plus fiable. Ainsi, si l'hypothèse d'indépendance entre la fréquence des transactions et leur valeur monétaire est confirmée ou si l'amélioration prédictive obtenue en implémentant la méthodologie proposée par Glady et *alii.* (2009) ne sera pas significative, la Lifetime Value individuelle pourra être calculée en tant que produit entre la valeur présente du flux des transactions futures (DET) obtenu à l'issue de la modélisation probabiliste de l'activité transactionnelle, leur valeur monétaire moyenne issue de la modélisation Gamma-Gamma et la marge spécifique de l'enseigne. Dans le cas contraire, si la corrélation entre la fréquence des transactions et leur valeur monétaire s'avère significative et l'alternative méthodologique proposée par Glady et *alii.* (2009) conduit à des résultats supérieurs en termes de capacité prédictive, la Lifetime Value individuelle sera alors calculée en tant que somme des valeurs actualisées des produits entre le nombre de transactions et leur valeur, estimés pour chacune des périodes qui forment l'horizon de la vie des clients.

### **SECTION 2 : SEGMENTATION DE LA BASE CLIENT EN FONCTION DE LA LIFETIME VALUE ESTIMEE**

Afin d'établir les niveaux de la Lifetime Value prédite qui assurent une segmentation optimale de la population en fonction de ce critère, le maximum de vraisemblance sera calculé pour un modèle gaussien à l'aide de l'algorithme Mclust du package R homonyme. Dans le cas présent, l'utilisation de la méthodologie pour des données univariées implique le choix entre les deux modèles possibles : E – de variance égale et V – de variance différente. Le choix entre les différents modèles est arbitré à l'aide du critère d'information bayésien (BIC). Un niveau supérieur de celui-ci indique une segmentation satisfaisante.

### **SECTION 3 : SPECIFICATION DES MODELES DE LA PERSISTANCE POUR L'ETUDE DE L'IMPACT DES ACTIONS PROMOTIONNELLES A TRAVERS LES SEGMENTS DE CLIENTS**

Une des différences conceptuelles les plus importantes entre les approches statique et dynamique des relations client est la prise ou non en compte du risque que comportent les relations client (Dhar et Glazer, 2003 ; Hogan et *alii.*, 2002). La notion de risque dans ce contexte est liée à la volatilité des flux financiers futurs et comporte deux dimensions : le changement de la Lifetime Value des clients et la probabilité de ce changement (Homburg et *alii.*, 2009). Le risque n'est pas le même à travers tous les segments de clients qui forment le portefeuille d'une enseigne. Ainsi, s'il est difficile de faire évoluer les segments supérieurs, principalement à cause des contraintes budgétaires et des niveaux d'usage du produit, ces segments présentent en échange un risque important de détérioration, par exemple dans le cas dans lequel leurs membres se tournent vers les alternatives proposées par la concurrence. Inversement, la perte potentielle que représenterait la migration de certains clients appartenant aux segments à faible valeur vers la concurrence peut paraître à une première vue assez réduite. Elle devient beaucoup plus importante si l'on évalue le manque à gagner par rapport au potentiel de ces clients de migrer vers des segments d'une valeur plus importante.

Si Homburg et *alii.* (2009) défendent l'approche markovienne de la modélisation de la Lifetime Value, apportant la preuve de sa supériorité en termes de validité prédictive par rapport à l'extrapolation des valeurs observées par le passé et aux modèles autorégressifs, dans le cas présent, dans lequel il s'agit de mesurer l'impact des actions promotionnelles effectuées par l'enseigne et ses concurrents sur l'évolution du Capital Client des divers segments, la modélisation de la persistance demeure la seule alternative viable grâce à sa capacité de surprendre les interactions systémiques dynamiques.

Les modèles VAR utilisés dans la recherche marketing présentent un certain nombre de spécificités qui guident leur construction et qui sont présentées ci-dessous :

- la nécessité de disposer de séries temporelles d'intervalles égaux exige l'agrégation des données éparses au niveau des consommateurs individuels en données hebdomadaires au niveau du magasin ; il faut donc garder à l'esprit le fait que le processus décrit par un modèle VAR reflète seulement les occasions qui se sont concrétisées en achats, d'où le lien renforcé entre les mesures de l'incidence et du choix ;
- le traitement des prix en tant que variables endogènes permet de modéliser l'impact des réactions concurrentielles sur les niveau courant des prix ainsi que l'effet de feedback de la performance – la manière dont la performance atteinte à l'aide des promotions antérieures se reflète dans les règles de décision actuelles ;
- la définition de l'action promotionnelle en tant que choc inattendu exercé sur les prix contraste avec le constat selon lequel les consommateurs intègrent leurs attentes par rapport aux prix dans leur comportement d'achat (Lewis, 2005). Les modèles VAR permettent à l'activité promotionnelle antérieure d'influencer les prix actuels et les élasticités promotionnelles; ainsi, des promotions plus importantes sont nécessaires afin d'obtenir un choc inattendu d'un écart-type.

Idéalement, toutes les variables du mix marketing disponibles seraient incorporées en tant que variables endogènes dans le modèle VARX, mais ceci mènerait à une sur-paramétrisation (Nijs et *alii.*, 2001). Des choix doivent alors être opérés de manière à incorporer un maximum des forces qui modèlent l'équilibre existant sur un marché donné.

## **I. Construction des modèles : choix et définition des variables**

Afin de mesurer les conséquences des actions promotionnelles basées sur le prix sur le Capital Client de chacun des segments construits autour du niveau estimé de la Lifetime Value future des clients qui le forment, il est nécessaire d'identifier les composantes du Capital Client susceptibles d'être impactées par une telle action. Yoo et Hanssens (2008) proposent la formulation suivante pour le Capital Client des clients existants et futurs

d'une enseigne à un moment donné :  $CE_t = \sum_{j=t}^{\infty} \frac{AV + RV}{(1 + \delta)^{j-t}}$ , où AV et RV représentent la

Lifetime Value dégagée par les processus d'acquisition, respectivement de rétention et  $\delta$ , un facteur d'actualisation des flux, spécifique à chaque enseigne. Ils poursuivent leur raisonnement en exprimant les deux Lifetime Values en tant que produit entre le nombre d'acheteurs, la quantité moyenne achetée et la marge de contribution unitaire nette. Ainsi,

le Capital Client peut être exprimé ainsi :

$$CE_t = \sum_{j=t}^{\infty} \frac{N_j^a \pi_j^a q_j^a}{(1 + \delta)^{j-t}} + \sum_{j=t}^{\infty} \frac{N_j^r \pi_j^r q_j^r}{(1 + \delta)^{j-t}},$$

où  $N^a$  désigne le nombre d'acheteurs dans la population prospectée et  $N^r$ , celui des acheteurs dans la clientèle établie,  $q^a$  représente la quantité moyenne achetée en mode acquisition et  $q^r$ , celle achetée en mode rétention et  $\pi^a$ , respectivement  $\pi^r$ , les marges dégagées dans les deux contextes.

Sous un scénario de type «always a share» propre aux biens de consommation courante, si à un certain moment un acheteur est classifié en tant que client existant, son achat sera regardé comme un achat de rétention, indépendamment du moment de la première « acquisition » de ce client. De même, si le client ne satisfait pas le critère « client existant », son achat sera regardé comme un achat « d'acquisition » (« re-acquisition »). Ainsi, le nombre d'acheteurs en mode « acquisition » vs. « rétention » est calculé directement en partant de la définition du « client existant ».

Ce type de modélisation nécessite donc comme pré requis, une méthodologie qui puisse aider à définir le statut de prospect ou client actif dans les industries des biens de consommation courante. La définition traditionnelle du client s'appuie sur « la détention » ou « l'usage » d'un produit ou service. Même si cette définition fonctionne bien dans les domaines relationnels et sur les marchés des produits durables, elle ne fait pas ses preuves dans les environnements dans lesquels les consommateurs changent facilement et fréquemment d'enseigne, où ils peuvent consommer simultanément plusieurs enseignes ou encore, dans lesquels l'intervalle inter-achat varie amplement.

C'est pour ces raisons que Yoo et Hanssens (2008) font appel au modèle stochastique du comportement d'achat suggéré par Schmittlein, Morrison et Colombo en 1987 et modifié par Fader, Hardie et Lee en 2005 pour définir le client existant pour une enseigne donnée. Le client dont la probabilité d'être actif est supérieure à une certaine valeur seuil

(critique) sera classifié en tant que client existant (Reinartz et Kumar 2000, 2003). Traditionnellement (Reinartz et Kumar 2000, 2003), ce seuil a été fixé à un niveau intuitif de 0.5 et c'est également la valeur pour laquelle ont opté Yoo et Hanssens (2008). Néanmoins, Wübben et Wangenheim (2008) attirent l'attention sur le fait que ce seuil, dans certains contextes, comme dans le cas présent, des biens de consommation courante, avec des intervalles inter-achats réduits, n'assure pas forcément l'optimisation du nombre d'individus correctement classés. Ils proposent alors une procédure d'optimisation de ce seuil qui sera également utilisée dans le travail présent afin de départager les clients évoluant en mode acquisition vs. rétention. En parcourant l'intervalle (0,1), la valeur seuil de la probabilité d'être actif sera choisie de manière à maximiser la somme des clients actifs et inactifs correctement classifiés.

Une fois cette valeur établie, il sera ensuite possible de « diagnostiquer » chaque achat effectué en tant qu'achat d'acquisition ou de rétention, et donc construire pour chacune des enseignes et pour chacun des segments constitués, des séries temporelles pour le nombre d'acheteurs ainsi que pour les quantités achetées en mode acquisition, respectivement rétention.

Yoo et Hanssens (2008) construisent leur modèle vectoriel auto-régressif autour d'un set de variables endogènes, composé des quatre variables issues de la modélisation probabiliste et énumérées ci-dessous ainsi que de deux autres variables décrivant les prix moyens pondérés hebdomadaires, propres et de la concurrence. Tel que cela a souvent été proposé dans les études marketing portant sur les performances des actions promotionnelles dans la grande distribution, ils introduisent également deux variables exogènes, afin de contrôler l'impact des mises en avant sur le lieu de vente ainsi que de la distribution de prospectus (ou de manière plus générique, des insertions publicitaires).

Structurellement, le système vectoriel auto-régressif proposé par Yoo et Hanssens (2008) présente l'inconvénient de ne pas contenir des informations liées aux achats effectués par les prospects et les clients actifs d'une enseigne donnée auprès de ses concurrents. Cette omission risque d'impacter la précision des résultats puisque lors de l'estimation des coefficients qui caractérisent les relations qui s'établissent entre les variables endogènes, il ne sera pas possible d'évaluer l'arbitrage effectué par les clients de l'enseigne centrale

entre les différents choix à leur disposition pour des niveaux donnés des prix propres et de la concurrence. De plus, le fait de limiter les variables endogènes à celles décrivant l'activité transactionnelle auprès de l'enseigne centrale ne permettrait pas d'obtenir des aperçus quant à l'impact des actions promotionnelles basées sur le prix sur l'incidence catégorielle et le choix de l'enseigne.

Pour les raisons qui viennent d'être énumérés, dans le travail présent, le système vectoriel auto-régressif proposé par Yoo et Hanssens (2008) sera étendu par l'inclusion de deux autres variables endogènes, le nombre d'acheteurs effectuant des achats auprès des enseignes concurrentes ainsi que la quantité moyenne achetée lors de ces occasions. La spécification du modèle correspond donc à l'équation ci-dessous :

$$\begin{pmatrix} apurch_t \\ rpurch_t \\ aquant_t \\ rquant_t \\ oprice_t \\ cpurch_t \\ cqquant_t \\ cprice_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 & \delta_1 t & \sum \lambda_1 SD_t \\ c_2 & \delta_2 t & \sum \lambda_2 SD_t \\ c_3 & \delta_3 t & \sum \lambda_3 SD_t \\ c_4 + \delta_4 t & + \sum \lambda_4 SD_t \\ c_5 & \delta_5 t & \sum \lambda_5 SD_t \\ c_6 & \delta_6 t & \sum \lambda_6 SD_t \\ c_7 & \delta_7 t & \sum \lambda_7 SD_t \\ c_8 & \delta_8 t & \sum \lambda_8 SD_t \end{pmatrix} + \sum_{k=1}^K \begin{pmatrix} \pi^{k}_{11} & \pi^{k}_{12} & \pi^{k}_{13} & \pi^{k}_{14} & \pi^{k}_{15} & \pi^{k}_{16} & \pi^{k}_{17} & \pi^{k}_{18} \\ \pi^{k}_{21} & \pi^{k}_{22} & \pi^{k}_{23} & \pi^{k}_{24} & \pi^{k}_{25} & \pi^{k}_{26} & \pi^{k}_{27} & \pi^{k}_{28} \\ \pi^{k}_{31} & \pi^{k}_{32} & \pi^{k}_{33} & \pi^{k}_{34} & \pi^{k}_{35} & \pi^{k}_{36} & \pi^{k}_{37} & \pi^{k}_{38} \\ \pi^{k}_{41} & \pi^{k}_{42} & \pi^{k}_{43} & \pi^{k}_{44} & \pi^{k}_{45} & \pi^{k}_{46} & \pi^{k}_{47} & \pi^{k}_{48} \\ \pi^{k}_{51} & \pi^{k}_{52} & \pi^{k}_{53} & \pi^{k}_{54} & \pi^{k}_{55} & \pi^{k}_{56} & \pi^{k}_{57} & \pi^{k}_{58} \\ \pi^{k}_{61} & \pi^{k}_{62} & \pi^{k}_{63} & \pi^{k}_{64} & \pi^{k}_{65} & \pi^{k}_{66} & \pi^{k}_{67} & \pi^{k}_{68} \\ \pi^{k}_{71} & \pi^{k}_{72} & \pi^{k}_{73} & \pi^{k}_{74} & \pi^{k}_{75} & \pi^{k}_{76} & \pi^{k}_{77} & \pi^{k}_{78} \\ \pi^{k}_{81} & \pi^{k}_{82} & \pi^{k}_{83} & \pi^{k}_{84} & \pi^{k}_{85} & \pi^{k}_{86} & \pi^{k}_{87} & \pi^{k}_{88} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} apurch_{t-k} \\ rpurch_{t-k} \\ aquant_{t-k} \\ rquant_{t-k} \\ oprice_{t-k} \\ cpurch_{t-k} \\ cqquant_{t-k} \\ cprice_{t-k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \psi_{11} & \psi_{12} \\ \psi_{21} & \psi_{22} \\ \psi_{31} & \psi_{32} \\ \psi_{41} & \psi_{42} \\ \psi_{51} & \psi_{52} \\ \psi_{61} & \psi_{62} \\ \psi_{71} & \psi_{72} \\ \psi_{81} & \psi_{82} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} mea_t \\ dp_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \\ \varepsilon_{5t} \\ \varepsilon_{6t} \\ \varepsilon_{7t} \\ \varepsilon_{8t} \end{pmatrix}$$

où :

$apurch_t$  – représente le nombre de clients ayant effectué un achat d'acquisition au moment  $t$ ,

$rpurch_t$  – représente le nombre de clients ayant effectué un achat de rétention au moment  $t$ ,

$aquant_t$  – représente la quantité moyenne achetée par les clients ayant effectué un achat d'acquisition au moment  $t$ ,

$rquant_t$  – représente la quantité moyenne achetée par les clients ayant effectué un achat de rétention au moment  $t$ ,

$oprice_t$  – représente le prix moyen pondéré payé par les clients de l'enseigne centrale pour acheter ses produits (achats d'acquisition et de rétention confondus) au moment  $t$ ,

$cpurch_t$  – représente le nombre de clients parmi les prospects et les clients actifs de l'enseigne centrale, ayant effectué un achat auprès d'un de ses concurrents au moment  $t$ ,

$cquant_t$  – représente la quantité moyenne achetée par les prospects et les clients actifs de l'enseigne centrale auprès d'un de ses concurrents au moment  $t$ ,

$cprice_t$  – représente le prix moyen pondéré payé par les clients de l’enseigne centrale pour acheter les produits de ses concurrents au moment  $t$ ,

$c_1 \dots c_8$  – les constantes du modèle,

$t$  – la tendance déterministe du modèle,

SD – les variables témoin saisonnières (en nombre de 3)

$K$  – représente l’ordre de décalage du système vectoriel auto-régressif,

$\Pi$  – représente la matrice des coefficients décrivant les interactions dynamiques (décalées ou retardées) entre les variables endogènes ; ainsi, les effets décalés des prix pratiqués par l’enseigne centrale sur le volume d’achat, en mode acquisition, rétention ou auprès de la concurrence sont décrits par les coefficients  $\pi_{35}^k$ ,  $\pi_{45}^k$  et  $\pi_{75}^k$ , tandis que ceux sur l’incidence des achats, en mode acquisition, rétention ou auprès de la concurrence, par les coefficients  $\pi_{15}^k$ ,  $\pi_{25}^k$  et  $\pi_{65}^k$ . Réciproquement, les effets décalés des prix pratiqués par les concurrents de l’enseigne centrale sur le volume et l’incidence d’achat sont reflétés par les coefficients  $\pi_{38}^k$ ,  $\pi_{48}^k$  et  $\pi_{78}^k$ , respectivement  $\pi_{18}^k$ ,  $\pi_{28}^k$  et  $\pi_{68}^k$ . Les effets décalés de feed-back, autrement dit la manière dont les résultats obtenus par le passé en termes de volume et incidence d’achat viennent influencer les décisions présentes concernant le niveau de prix pratiqué par l’enseigne centrale, sont eux représentés par les coefficients  $\pi_{51}^k$  à  $\pi_{54}^k$ . En outre, les décisions mêmes prises auparavant par l’enseigne centrale et concernant les prix pratiqués peuvent impacter les prix pratiqués à présent à travers un effet d’inertie décisionnelle. Celui-ci est mesuré dans le système vectoriel auto-régressif proposé à travers le coefficient  $\pi_{55}^k$ . Le niveau de réactivité de la concurrence observé par le passé est intégré dans les décisions présentes de l’enseigne centrale et son poids dans ces décisions est donné par le coefficient  $\pi_{58}^k$ . Enfin, une caractéristique très importante de cette spécification du système vectoriel auto-régressif est qu’il permet de quantifier également un processus de type bouche-à-oreille, indépendant des actions de l’enseigne et de ses concurrents, qui pose son empreinte sur les décisions présentes des prospects et des clients actifs de l’enseigne centrale. Ce processus est intégré à travers les coefficients de la diagonale de la matrice  $\Pi$  :  $\pi_{11}^k$ ,  $\pi_{22}^k$ ,  $\pi_{33}^k$ ,  $\pi_{44}^k$ ,  $\pi_{66}^k$  et  $\pi_{77}^k$ .

$\Psi$  – représente la matrice des coefficients décrivant l’influence des facteurs exogènes comme la proportion des achats effectués dans des conditions de mise en avant (mea) et distribution de prospectus (dp).

$\varepsilon_t$  – représente un vecteur de processus de type bruit blanc de moyenne zéro et matrice de covariance  $\Sigma$ .



Tel que l'équation précédente le montre, le système vectoriel auto-régressif ainsi défini ne propose pas une estimation des effets immédiats entre les différentes variables endogènes. La littérature de spécialité a offert quelques alternatives afin de résoudre cet aspect, comme le fait d'imposer à priori un certain ordre causal parmi les variables (Dekimpe et Hanssens, 1995a), l'analyse de la sensibilité de différents ordres causals (Dekimpe et *alii.*, 1999), la prise en compte des effets instantanés dans la dérivation des fonctions impulsionnelles de réponse (Nijs et *alii.*, 2001) ou encore la factorisation structurelle proposée par Bernanke (1986) et implémentée par Pauwels (2004) et Yoo et Hanssens (2008). Pour l'étude présente, la solution de la factorisation structurelle semble être la plus adaptée, par rapport aux restrictions qui seront par la suite imposées à la politique de prix, mais aussi parce qu'il serait difficile d'établir un ordre causal entre les différentes variables endogènes. Enfin, tel que Yoo et Hanssens (2008) le soulignent, il ne serait pas non plus judicieux de supposer l'existence des effets simultanés entre l'ensemble des variables endogènes, comme par exemple entre le nombre de prospects ayant effectué un achat au moment  $t$  auprès de l'enseigne centrale et la quantité achetée par les clients ayant effectué au même moment un achat auprès de la concurrence. Dans ces conditions, il apparaît adéquat de spécifier une matrice des restrictions qui définira les seules interactions simultanées possibles, à savoir celles entre les variables marketing, respectivement les prix pratiqués par l'enseigne centrale ainsi que les prix agrégés pratiqués par ses concurrents, et les autres variables endogènes décrivant le comportement d'achat des prospects et des clients actifs.

La pré-multiplication du système vectoriel auto-régressif proposé par l'inverse de la matrice des restrictions  $A$ , définie ci-dessous, permettra par la suite l'identification des fonctions impulsionnelles de réponse qui vont synthétiser l'information contenue par les coefficients  $\pi$ .

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -\gamma_{15} & 0 & 0 & -\gamma_{18} \\ 0 & 1 & 0 & 0 & -\gamma_{25} & 0 & 0 & -\gamma_{28} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -\gamma_{35} & 0 & 0 & -\gamma_{38} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\gamma_{45} & 0 & 0 & -\gamma_{48} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\gamma_{65} & 1 & 0 & -\gamma_{68} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\gamma_{75} & 0 & 1 & -\gamma_{78} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Avant de procéder à l'estimation du modèle vectoriel auto-régressif défini ci-dessus, il est nécessaire de parcourir deux autres étapes préalables.

La première étape préalable consiste en l'évaluation du caractère stable ou évolutif des séries temporelles endogènes. Cette caractéristique se révèle à travers de tests de racine unitaire dont les résultats dicteront la forme du modèle. Ainsi, si les séries temporelles s'avèrent stationnaires, le modèle vectoriel sera construit en niveaux. Autrement, si certaines comportent une racine unitaire mais sans qu'il s'établisse entre elles un équilibre à long terme, elles seront introduites en différences. Enfin, si ce type d'équilibre s'établit entre les variables évolutives, il sera nécessaire de construire un modèle à correction d'erreur. Dans l'étude présente, le test proposé par Dickey et Fuller (1979) sera employé afin de tester si les chocs temporaires peuvent provoquer une déviation permanente du niveau moyen des séries temporelles.

La deuxième étape préalable est nécessaire afin d'établir l'ordre de décalage qui décrit le mieux le système vectoriel auto-régressif. L'approche la plus courante consiste en l'estimation des modèles vectoriels auto-régressifs avec des ordres de décalage allant de zéro à une valeur maximale préalablement choisie, pour ensuite choisir l'ordre qui minimise un critère donné. Ces critères peuvent être décrits par l'équation générique suivante :

$$CR(m) = \log \det(\tilde{\sum}_u(m)) + c_T \phi(m),$$

où  $\log \det(\tilde{\sum}_u(m))$  représente le déterminant de la matrice des covariances résiduelles et mesure l'ajustement d'un modèle d'ordre  $m$ ,  $c_T$  – une séquence qui dépend de la taille de

l'échantillon et  $\varphi(m)$  - une fonction qui pénalise les ordres supérieurs – par exemple le nombre de paramètres qui doivent être estimés dans un modèle VAR d'ordre  $m$  (Lütkepohl et Krätzig, 2004). Les critères suivants (généralisations des critères utilisés dans le cas des processus univariés) comptent parmi les plus souvent utilisés :

AIC – Akaike information criterion

$$AIC(m) = \log \det(\tilde{\Sigma}_u(m)) + \frac{2}{T} mK^2 \quad (\text{Akaike, 1973})$$

HQ – Hannan-Quinn information criterion

$$HQ(m) = \log \det(\tilde{\Sigma}_u(m)) + \frac{2 \log \log T}{T} mK^2 \quad (\text{Hannan et Quinn, 1979})$$

SC – Schwarz information criterion

$$SC(m) = \log \det(\tilde{\Sigma}_u(m)) + \frac{\log T}{T} mK^2 \quad (\text{Schwarz 1978 ; Rissanen, 1978})$$

En dénotant  $\hat{p}(AIC)$ ,  $\hat{p}(HQ)$  et  $\hat{p}(SC)$  - les ordres obtenus en minimisant les trois critères, Lütkepohl et Krätzig (2004) démontrent l'existence de la relation suivante pour les échantillons d'une dimension  $T \geq 16$  :  $\hat{p}(SC) \leq \hat{p}(HQ) \leq \hat{p}(AIC)$ .

Enfin, une dernière précision concerne la forme sous laquelle les séries temporelles rentreront dans les modèles vectoriels auto-régressifs. Spécifiquement, elles seront introduites dans les systèmes sous leur forme logarithmique. Ainsi, l'interprétation des coefficients impulsionnels de réponse sera facilitée et leur comparabilité renforcée, car dans ce cas, ils représenteront des élasticités de réponse. Leur signe sera inversé car les chocs appliqués aux séries temporelles des prix représentent des réductions.

## **II. Echantillonnage répété**

Le modèle vectoriel auto-régressif défini sera estimé pour chacun des segments de clients construits pour chaque enseigne. Le degré de signification statistique des différences qui

seront enregistrés en termes d'effets immédiats, d'ajustement et totaux sera testé à travers un échantillonnage répété. Cette méthodologie a été proposée par Lim et *alii.* (2005) afin de tester la signification statistique des différences enregistrées entre les segments d'utilisateurs intensifs vs. occasionnels, fidèles vs. infidèles. Concrètement, les séries temporelles ont été générées 100 fois pour chaque modèle estimé, en sélectionnant à chaque fois aléatoirement 90% de l'effectif du segment étudié. Ainsi 100 fonctions impulsionnelles de réponse ont été générées et des tests t ainsi que des ANOVA ont été réalisés afin de tester que les différences à travers les segments de clients constitués sont significatives. Cette approche et le taux d'échantillonnage de 90% avaient déjà été employés par Currim et Schneider (1991).

Le même échantillonnage répété permettra aussi d'établir à un niveau de confiance donnée (95%) si les impacts calculés à l'aide des fonctions impulsionnelles de réponse sont significativement inférieurs ou supérieurs à un impact neutre, par le biais du test de comparaison d'une moyenne à une valeur de référence.

Enfin, le test de comparaison unilatéral entre deux proportions a été utilisé pour statuer le caractère majoritaire des effets significatifs découverts. Plus spécifiquement, pour conclure qu'un effet donné est majoritairement positif ou négatif, à un seuil de confiance de 95%, il est nécessaire que la proportion des effets significativement positifs ou négatifs identifiés soit supérieure ou égale 63.27% (31 des 49 segments doivent présenter cette caractéristique). De la même manière, afin de conclure que les écarts enregistrés entre les segments appartenant aux 46 paires qui peuvent être constituées sont majoritairement significatifs, il faut que leur proportion soit égale à 65.21% (30/46).

### **III. Performances prédictives**

Afin de pouvoir établir si l'estimation des modèles vectoriels auto-régressifs au niveau des segments de clients constitués par rapport à la Lifetime Value future est supérieure en termes de performances prédictives, par rapport à l'estimation d'un modèle unique pour la base entière de clients d'une enseigne donnée, la méthodologie adoptée sera celle proposée par Lim et *alii.* (2005). Dans le contexte de leur étude cette méthodologie a

permis de mettre en évidence que les segmentations basées sur le niveau d'usage du produit ou encore, le niveau de fidélité envers l'enseigne, mènent à des prédictions de performances globalement comparables aux prédictions obtenues au niveau agrégé. Ce résultat est davantage nuancé par Lim et *alii.* (2005) qui remarquent que les écarts en termes de performances sont minimales lorsqu'ils sont à l'avantage des prédictions obtenues au niveau agrégé, mais plus consistants lorsqu'ils sont à l'avantage des prédictions issues d'une approche segmentée.

Cette méthodologie consiste à comparer les prédictions issues des modèles vectoriels agrégés et ceux estimés au niveau des segments selon le critère de l'erreur type :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{Q}_t - Q_t)^2}{T}}. \text{ Au niveau agrégé, la quantité achetée totale } \hat{Q}_t \text{ peut être}$$

estimée directement à partir du système vectoriel auto-régressif. Au niveau des segments, la quantité achetée par chaque segment peut être déduite à partir du système vectoriel auto-régressif qui lui correspond. L'erreur type sera donc calculée une première fois entre les valeurs estimées à travers un système vectoriel auto-régressif global et les valeurs réellement constatées, et une deuxième fois entre la somme des valeurs estimées à travers plusieurs systèmes vectoriels auto-régressifs construits au niveau de segments de clients et les mêmes valeurs réellement constatées. Les éventuels gains et pertes en termes de validité prédictive seront présentés de manière comparative à travers les catégories de produits et les enseignes.

## DEUXIÈME PARTIE

### PRÉSENTATION ET DISCUSSION DES RESULTATS

## **CHAPITRE 4 : PRESENTATION DES RESULTATS ET DISCUSSION**

### **SECTION 1 : ANALYSE COMPARATIVE DES MODELES PROBABILISTES ALTERNATIFS**

Les applications empiriques des modèles probabilistes, assez peu nombreuses à aujourd'hui, ont été réalisées dans divers domaines (Castéran et *alii.*, 2007) comme les achats industriels, la vente par correspondance, B-to-B ou encore les achats en ligne. Leur implémentation dans la sphère de biens de consommation courante vendus en grande surface s'avère encore plus limitée, faisant seulement l'objet des études de Castéran et *alii.* (2007) pour une application au marché français et Batislam et *alii.* (2007) sur le marché turc.

Le tableau 9 fait état des caractéristiques transactionnelles des panels actifs pour chacune des enseignes appartenant à une des cinq catégories de biens de consommation courante vendus en grande surface qui vont faire l'objet de cette étude. La clause contractuelle de confidentialité des données nous impose le remplacement des noms des enseignes par des dénominations génériques.

**Tableau 9 – Caractéristiques transactionnelles des enseignes**

Enseigne	panels	incursions	ventes	% ventes avec mise en avant	% ventes avec prospectus	% ventes avec promotion	prix moyen	parts de marché
<b>YAOURT</b>								
Enseigne A	3 266	51 330	106 340,12	20,53	32,78	63,98	1,64	40,96
Enseigne B	3 004	28 786	57 430,80	17,95	20,77	54,28	1,51	22,12
Enseigne C	2 055	11 700	25 971,12	16,59	18,67	73,32	1,03	10,00
Enseigne D	2 345	13 695	23 420,88	8,83	2,05	56,58	1,43	9,02
Autres	2 651	23 365	46 476,76	23,88	26,89	78,02	1,37	17,90
Total	4 010	128 876	259 639,68	19,11	24,89	64,61	1,48	100,00
<b>PIZZA SURGELEE</b>								
Enseigne E	2 872	23 724	77 267,86	50,87	44,07	58,56	2,78	26,95
Enseigne F	2 510	18 201	58 637,20	50,28	36,07	66,48	2,49	20,45
Enseigne G	2 544	15 531	53 529,08	34,68	11,04	80,18	2,06	18,67
Enseigne H	1 913	8 789	24 900,66	47,79	44,13	30,70	2,63	8,69
Autres	3 520	30 261	72 361,66	28,74	18,90	49,69	2,65	25,24
Total	4 133	96 506	286 696,46	41,87	29,92	59,56	2,54	100,00
<b>CEREALES</b>								
Enseigne I	3 951	67 054	114 085,50	36,32	44,55	41,70	3,24	33,95
Enseigne J	4 043	61 227	104 454,07	44,95	40,63	32,95	2,87	31,08
Enseigne K	3 317	29 587	44 004,26	22,56	23,63	24,38	2,76	13,09
Enseigne L	2 656	16 038	22 734,58	5,62	13,93	34,93	1,98	6,77
Autres	3 315	32 692	50 761,21	16,24	18,52	30,40	2,69	15,11
All	4 461	206 598	336 039,62	32,09	34,59	34,55	2,89	100,00
<b>SOUPE</b>								
Enseigne M	4 330	97 865	235 935,80	32,49	28,30	36,99	1,34	74,45
Enseigne N	2 815	21 696	40 098,45	19,58	18,26	19,96	1,02	12,65
Autres	3 758	14 624	40 891,63	22,68	32,14	44,66	1,65	12,90
All	4 428	134 185	316 925,88	29,59	27,52	35,83	1,34	100,00
<b>BEURRE / MARGARINE</b>								
Enseigne O	2 483	24 531	32 829,60	15,49	17,59	20,21	1,49	21,79
Enseigne P	1 974	13 105	22 649,00	15,42	18,25	28,47	0,55	15,03
Enseigne Q	1 475	10 525	21 767,23	12,15	6,89	19,88	0,84	14,45
Enseigne R	1 675	14 600	21 938,62	6,54	13,49	20,28	1,08	14,56
Autres	3 048	37 326	51 497,06	6,90	12,16	17,27	1,37	34,18
Total	4 070	100 087	150 681,52	10,76	13,69	20,41	1,15	100,00

L'intervalle d'observation de 6 ans pour le marché Eauclair a été divisé en deux intervalles quasiment identiques: 156 semaines pour la période de calibrage, respectivement 157 semaines pour la période de validation. Les pré-requis de l'estimation des modèles probabilistes exigent que l'historique transactionnel des clients soit suivi à partir de la première transaction. Dans le cas présent, la solution passe par le filtrage à gauche des enregistrements. Ainsi, seulement les clients ayant effectué le premier achat de la période d'observation au cours des 52 premières semaines ont été sélectionnés pour



constituer la base de calibrage. Cet intervalle correspond à un tiers de la période de calibrage, ce qui respecte les proportions considérées comme nécessaires et suffisantes par Yoo et Hanssens (2008). Le tableau 10 regroupe un certain nombre de statistiques descriptives de la structure et du comportement des cohortes qui ont servi dans l'étape d'estimation des paramètres des modèles probabilistes comparés.

**Tableau 10 – Caractéristiques transactionnelles des cohortes utilisées dans la modélisation probabiliste**

Produit	Enseigne	Nombre total de panélistes	Panélistes sans achats répétés	% Panelistes sans achats répétés	Nombre d'achats répétés/panéliste		Intervalle inter-achats		Intervalle premier-dernier achat	
					Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart type
YAOURT	Enseigne A	1004	108	10,76	13,18	15,88	12,95	11,14	100,22	43,46
	Enseigne B	847	126	14,88	10,12	12,53	14,97	11,76	95,57	43,35
	Enseigne C	872	200	22,94	7,41	11,89	15,82	12,15	83,41	46,53
	Enseigne D	642	167	<b>26,01</b>	7,35	9,54	16,17	12,81	86,80	45,46
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	975	171	17,54	8,79	9,79	15,82	12,05	96,72	42,63
	Enseigne F	731	135	18,47	7,47	9,40	17,28	12,25	95,18	43,69
	Enseigne G	822	143	17,40	7,78	8,95	16,50	11,91	91,51	39,83
	Enseigne H	545	147	<b>26,97</b>	5,41	5,92	20,72	15,11	93,19	44,99
CEREALES	Enseigne I	1692	99	5,85	14,96	14,92	12,12	9,68	112,56	38,67
	Enseigne J	1600	114	7,13	12,21	12,21	13,73	10,81	109,70	38,57
	Enseigne K	1254	162	12,92	9,00	10,29	16,07	12,12	100,91	41,17
	Enseigne L	734	168	<b>22,89</b>	6,77	8,56	18,90	14,56	90,91	42,24
SOUPE	Enseigne M	2037	60	2,95	18,26	16,03	10,26	8,42	119,75	37,24
	Enseigne N	1029	135	13,12	7,50	8,18	16,52	12,01	95,69	44,43
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	1053	221	20,99	9,87	11,59	14,56	11,47	93,00	45,80
	Enseigne P	682	156	<b>22,87</b>	6,91	8,77	20,14	13,23	96,62	38,67
	Enseigne Q	426	86	20,19	9,07	8,34	13,71	10,25	96,96	44,98
	Enseigne R	658	118	17,93	10,10	12,37	17,11	13,72	102,66	40,92

Le nombre de consommateurs n'ayant pas répété leur achat varie significativement tant à travers les catégories de produits qu'au sein d'une même catégorie, entre les différentes enseignes. Si leur proportion n'atteint que 3% pour les soupes M, elle s'élève à 27% pour les pizzas surgelées de l'enseigne H. Ces niveaux sont comparables avec ceux du panel BehaviorScan d'Angers exploré par Castéran et *alii.* (2007), mais largement en dessous de ceux de Fader et *alii.* (2005b) – environ 60%, et de ceux de Batislam et *alii.* (2007) compris entre 40 et 54%. L'hétérogénéité de cet aspect du comportement des cohortes à travers les enseignes étudiées permettra de comparer la capacité de chacun des modèles de l'appréhender.

## **I. Résultats de l'estimation des modèles probabilistes**

Les résultats de l'estimation des modèles probabilistes retenus pour l'étude, respectivement NBD, Pareto/NBD, BG/NBD et MBG/NBD, pour cinq catégories de produits sont présentés dans le tableau 11. Les valeurs du paramètre de forme  $r$  de la distribution Gamma des taux d'achat, obtenues lors de la modélisation Pareto/NBD, sont inférieures à 1 pour la plupart des enseignes des catégories yaourts et pizzas surgelées. Ces valeurs modérées indiquent un niveau élevé de l'hétérogénéité inter-ménages en termes de taux d'achat (Reinartz et Kumar, 2000). Les enseignes des catégories céréales et soupes affichent des paramètres  $r$  légèrement supérieurs, ce qui dénote que les taux d'achats varient moins entre les ménages qui achètent ces catégories de produits. Les paramètres de forme  $s$  de la distribution Gamma des taux de mortalité, issus de la même modélisation Pareto/NBD, sont dans la plupart de cas assez élevés (supérieurs à 10), signalant une certaine homogénéité du comportement d'attrition des membres du panel. La seule exception est enregistrée pour deux enseignes de la catégorie pizzas surgelées : l'enseigne F et l'enseigne H, ce qui signifie que dans leur cas, le taux de mortalité varie nettement plus entre les ménages que dans le cas des autres enseignes de la catégorie.

**Tableau 11 – Paramètres des modèles probabilistes pour l'activité transactionnelle**

Produit	Enseigne	Modèle	r	$\alpha$	$r/\alpha$	s	$\beta$	$s/\beta$	a	b	$a/(a+b)$	LL	Nb.outliers
YAOURT	Enseigne A	BG/NBD	0,80	7,84	0,10				0,37	8,51	0,04	35 059	0
		MBG/NBD	0,94	8,79	0,11				0,38	8,01	0,05	35 059	0
		NBD	0,75	9,13	0,08							35 552	0
		Pareto/NBD	0,95	9,60	0,10	11,02	3 366,20	0,0033				35 033	0
	Enseigne B	BG/NBD	0,67	8,44	0,08				0,44	8,5	0,05	23 532	0
		MBG/NBD	0,77	9,27	0,08				0,50	9,39	0,05	23 535	0
		NBD	0,68	11,21	0,06							23 966	0
		Pareto/NBD	0,81	10,66	0,08	15,9	4 664,84	0,0034				23 527	0
	Enseigne C	BG/NBD	0,55	9,16	0,06				0,47	3,61	0,12	17 332	0
		MBG/NBD	0,79	11,58	0,07				0,56	3,64	0,13	17 335	0
		NBD	0,57	14,22	0,04							17 690	0
		Pareto/NBD	0,85	16,24	0,05	18,98	3 394,72	0,0056				16 732	4
	Enseigne D	BG/NBD	0,52	9,74	0,05				0,45	4,82	0,09	12 633	0
		MBG/NBD	0,73	11,99	0,06				0,43	3,14	0,12	12 631	0
		NBD	0,55	14,29	0,04							12 829	0
		Pareto/NBD	0,73	14,26	0,05	25,04	5 432,01	0,0046				12 622	0
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	BG/NBD	0,72	11,57	0,06				0,41	8,07	0,05	24 738	0
		MBG/NBD	0,90	13,38	0,07				0,38	5,57	0,06	24 735	0
		NBD	0,72	14,29	0,05							24 973	0
		Pareto/NBD	0,95	15,45	0,06	20,62	6 337,07	0,0033				24 717	0
	Enseigne F	BG/NBD	0,71	13,03	0,05				0,38	6,03	0,06	16 187	0
		MBG/NBD	0,85	14,71	0,06				0,42	6,01	0,07	16 189	0
		NBD	0,73	17,00	0,04							16 358	0
		Pareto/NBD	1,02	20,91	0,05	1,96	567,47	0,0035				15 254	8
	Enseigne G	BG/NBD	0,72	12,40	0,06				1,02	18,98	0,05	19 030	0
		MBG/NBD	0,85	13,82	0,06				1,03	17,82	0,05	19 030	0
		NBD	0,75	16,47	0,05							19 267	0
		Pareto/NBD	0,95	16,59	0,06	25,93	6 637,79	0,0039				19 014	0
	Enseigne H	BG/NBD	0,61	17,40	0,03				0,23	2,67	0,08	8 858	0
		MBG/NBD	0,79	20,44	0,04				0,27	2,44	0,10	8 859	0
		NBD	0,65	23,14	0,03							8 905	0
		Pareto/NBD	0,79	23,30	0,03	0,42	112,67	0,0037				8 860	0
CEREALES	Enseigne I	BG/NBD	1,15	10,57	0,11				0,35	19,11	0,02	70 839	0
		MBG/NBD	1,26	11,33	0,11				0,34	17,08	0,02	70 837	0
		NBD	1,08	11,21	0,10							71 408	0
		Pareto/NBD	1,35	12,75	0,11	12,89	6 802,05	0,0019				69 767	7
	Enseigne J	BG/NBD	1,14	12,84	0,09				0,53	28,06	0,02	57 718	1
		MBG/NBD	1,24	13,69	0,09				0,52	25,52	0,02	57 717	1
		NBD	1,09	13,86	0,08							58 300	0
		Pareto/NBD	1,36	15,80	0,09	20,79	11 012,67	0,0019				56 667	9
	Enseigne K	BG/NBD	0,86	12,95	0,07				0,75	20,58	0,03	34 097	0
		MBG/NBD	0,97	14,13	0,07				0,74	19,23	0,04	34 098	0
		NBD	0,87	15,92	0,05							34 441	0
		Pareto/NBD	1,06	16,37	0,06	24,56	9 272,93	0,0027				33 932	1
	Enseigne L	BG/NBD	0,58	11,82	0,05				0,68	10,77	0,06	14 212	0
		MBG/NBD	0,67	12,87	0,05				0,79	12,45	0,06	14 214	0
		NBD	0,63	16,78	0,04							14 399	0
		Pareto/NBD	0,75	15,94	0,05	20,7	6 158,19	0,0034				14 090	1

Produit	Enseigne	Modèle	r	$\alpha$	$r/\alpha$	s	$\beta$	$s/\beta$	a	b	$a/(a+b)$	LL	Nb.outliers
SOUPE	Enseigne M	BG/NBD	1,54	11,47	0,13				0,40	29,98	0,01	102 076	0
		MBG/NBD	1,67	12,30	0,14				0,39	27,49	0,01	102 071	0
		NBD	1,40	11,67	0,12							103 008	0
		Pareto/NBD	1,73	13,02	0,13	5,92	3 471,68	0,0017				101 726	2
	Enseigne N	BG/NBD	0,93	15,65	0,06				0,52	8,08	0,06	24 751	0
		MBG/NBD	1,17	18,52	0,06				0,58	8,27	0,07	24 751	0
		NBD	0,95	20,81	0,05							25 036	0
		Pareto/NBD	1,21	21,25	0,06	33,64	10 000,00	0,0034				24 747	0
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	BG/NBD	0,57	8,21	0,07				0,45	6,2	0,07	27 279	0
		MBG/NBD	0,8	10,26	0,08				0,39	3,45	0,10	27 274	0
		NBD	0,56	10,57	0,05							27 718	0
		Pareto/NBD	0,76	11,24	0,07	30,02	6 506,64	0,0046				27 085	1
	Enseigne P	BG/NBD	0,58	13,54	0,04				0,55	19,24	0,03	13 525	0
		MBG/NBD	0,61	13,96	0,04				0,78	31,2	0,02	13 526	0
		NBD	0,61	16,34	0,04							13 604	0
		Pareto/NBD	0,66	15,61	0,04	18,39	10 000,00	0,0018				13 527	0
	Enseigne Q	BG/NBD	0,72	11,22	0,06				0,57	11,66	0,05	10 985	0
		MBG/NBD	1,75	21,82	0,08				0,25	1,3	0,16	10 970	0
		NBD	0,74	14,55	0,05							11 106	0
		Pareto/NBD	1,1	17,02	0,06	3,32	762,36	0,0044				10 964	0
	Enseigne R	BG/NBD	0,62	9,33	0,07				0,53	19,86	0,03	17 946	0
		MBG/NBD	0,66	9,71	0,07				0,57	21,38	0,03	17 947	0
		NBD	0,64	11,15	0,06							18 104	0
		Pareto/NBD	0,73	11,33	0,06	17,3	7 624,78	0,0023				17 671	2

## II. La qualité de l'ajustement

Les figures 5 et 6 permettent de comparer les fréquences des achats répétés au cours de la période de calibrage, réelles et issues des différentes modélisations pour deux des enseignes étudiées : l'enseigne C et l'enseigne M. Les représentations graphiques de cette analyse pour les autres enseignes étudiées se trouvent dans l'Annexe 1.

Figure 5 – Estimations alternatives des achats répétés (1)

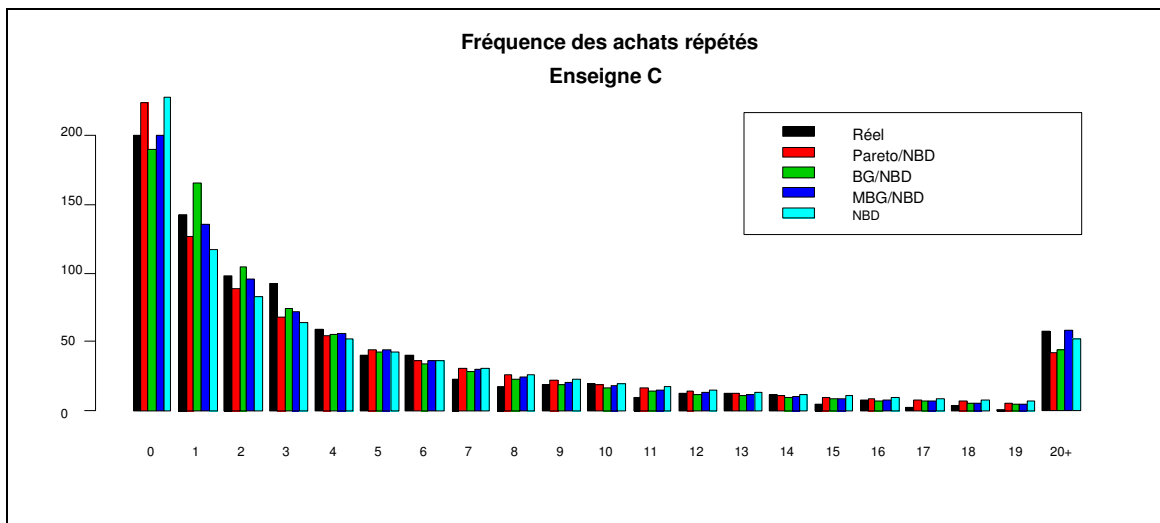
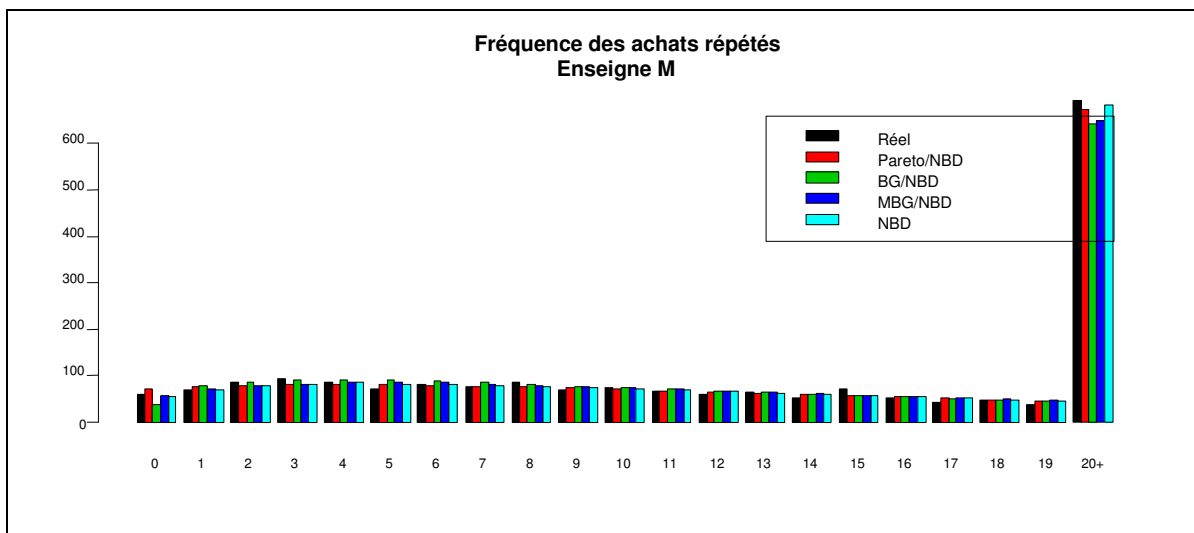


Figure 6 – Estimations alternatives des achats répétés (2)



Le nombre d'acheteurs n'ayant pas effectué d'achat répété est quasiment systématiquement surestimé par le modèle Pareto/NBD avec des écarts qui se situent entre 2% et 20% des effectifs réels. La seule exception est enregistrée dans le cas de l'enseigne Q dans la catégorie margarine/beurre pour laquelle l'écart est de -16%. L'écart moyen est d'environ 10%. Le modèle NBD surestime lui aussi dans la plupart des cas le nombre de clients n'ayant pas répété l'achat au cours de la période de calibrage, mais l'amplitude des écarts est moindre, avec une moyenne s'établissant à 6,5%. Les modèles BG/NBD et MBG/NBD ont tendance à sous-estimer les effectifs de cette catégorie de

clients. Les effectifs estimés par le modèle BG/NBD sont dans quasiment tous les cas inférieurs à ceux estimés par MBG/NBD, ce qui semble normal si l'on tient compte de la condition que BG/NBD impose au processus d'attrition dans ses hypothèses, notamment d'avoir effectué un achat avant de pouvoir quitter la relation. Les seules exceptions concernent les enseignes D et H, des enseignes pour lesquelles ce type de client représente plus de 25% de l'ensemble de la cohorte. Pour les autres enseignes ayant la même caractéristique – l'enseigne L dans la catégorie des céréales et l'enseigne P dans la catégorie margarine/beurre, toutes les deux avec 23% de clients sans achats répétés – les estimations de la taille de ce groupe issues des modèles BG/NBD et MBG/NBD sont très proches. Le modèle BG/NBD rencontre le plus de difficultés à estimer le nombre de clients n'ayant pas effectué d'achat répété (l'écart réel-estimé atteignant les -37%) quand le groupe de clients avec une fréquence des achats répétés supérieure à 20 a un poids important dans l'ensemble de la cohorte, comme dans le cas de l'enseigne M (34%).

Globalement, c'est le modèle MBG/NBD qui fournit les estimations les plus exactes pour les effectifs de cette catégorie de clients, l'écart moyen étant de seulement -1,2%. Ceci prouve sa capacité d'appréhender le phénomène, qui d'ailleurs constitue la raison pour laquelle il a été formalisé.

Les résultats des tests de Khi-deux pour la qualité d'ajustement de chaque modèle par rapport au comportement réellement observé des clients sont présentés dans le tableau 12.

**Tableau 12 – Khi-deux – Qualité de l’ajustement**

Produit	Enseigne		Réel vs. Pareto/NBD	Réel vs. BG/NBD	Réel vs. MBG/NBD	Réel vs. NBD
YAOURT	Enseigne A	X2	27,28	28,01	27,46	28,85
		p	0,03852	0,03154	0,03667	0,02494
	Enseigne B	X2	28,96	18,44	20,96	30,62
		p	0,02422	0,29875	0,17988	0,01503
	Enseigne C	X2	40,53	26,65	22,74	49,90
p		0,00065	0,04557	0,12096	0,00002	
Enseigne D	X2	27,31	29,62	28,91	29,47	
	p	0,03812	0,02008	0,02457	0,02092	
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	X2	27,55	32,90	28,03	26,34
		p	0,03575	0,00761	0,03138	0,04939
	Enseigne F	X2	21,30	17,21	17,80	20,62
		p	0,16709	0,37237	0,33560	0,19350
	Enseigne G	X2	27,65	30,29	26,22	27,95
p		0,03482	0,01657	0,05104	0,03204	
Enseigne H	X2	25,04	19,03	25,09	26,06	
	p	0,06904	0,26731	0,06820	0,05321	
CEREALES	Enseigne I	X2	15,53	23,22	18,07	14,62
		p	0,48634	0,10801	0,31963	0,55291
	Enseigne J	X2	27,94	31,06	29,21	22,47
		p	0,03218	0,01323	0,02258	0,12862
	Enseigne K	X2	19,66	17,50	15,53	18,18
p		0,23613	0,35402	0,48656	0,31353	
Enseigne L	X2	31,10	24,89	26,68	32,46	
	p	0,01308	0,07178	0,04521	0,00871	
SOUPE	Enseigne M	X2	16,49	32,62	17,97	14,37
		p	0,41945	0,00829	0,32539	0,57084
	Enseigne N	X2	32,32	23,46	22,80	29,74
	p	0,00908	0,10187	0,11905	0,01937	
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	X2	41,20	55,76	43,83	41,70
		p	0,00052	0,00000	0,00021	0,00044
	Enseigne P	X2	31,80	27,29	28,65	33,11
		p	0,01063	0,03840	0,02640	0,00714
	Enseigne Q	X2	22,63	33,78	18,53	18,41
p		0,12397	0,00582	0,29390	0,30039	
Enseigne R	X2	18,62	18,23	18,62	19,36	
	p	0,28883	0,31043	0,28903	0,25033	

Une fois de plus, le modèle MBG/NBD se distingue comme étant celui qui mène à une majorité de différences non-significatives (au seuil de 5%) entre les fréquences observées et celles estimées (dans 11 des 18 cas étudiés). Cette proportion baisse dans le cas de BG/NBD et de NBD à 8 des 18 cas et à 7 des 18 cas pour Pareto/NBD. Il existe des enseignes comme l’enseigne A, l’enseigne D ou l’enseigne E pour lesquelles aucun des

modèles ne réussit à produire une estimation non-significativement différente des niveaux réels et, à contrario, des enseignes comme l'enseigne F, l'enseigne H ou l'enseigne I pour lesquelles les estimations de tous les modèles sont proches de la réalité observée.

Les résultats des tests d'écart de Khi-deux sont présentés dans le tableau 13. Ils mettent en concurrence les modèles, facilitant ainsi l'évaluation du degré d'adéquation de chacun d'entre eux.

**Tableau 13 – Khi-deux – Ecart d'ajustement**

Produit	Enseigne		Pareto/NBD vs. BG/NBD	Pareto/NBD vs. MBG/NBD	BG/NBD vs. MBG/NBD	NBD vs. Pareto/NBD	NBD vs. BG/NBD	NBD vs. MBG/NBD
YAOURT	Enseigne A	X2	20,93	6,82	5,17	1,58	0,84	1,40
		p	0,18128	0,97658	0,99486	0,45432	0,65576	0,49751
	Enseigne B	X2	14,93	5,84	3,30	1,66	12,18	9,66
		p	0,53011	0,98972	0,99968	0,43504	0,00226	0,00799
	Enseigne C	X2	22,78	9,47	12,65	9,38	23,26	27,17
p	0,11966	0,89291	0,69808	0,00920	0,00001	0,00000	0,00000	
Enseigne D	X2	8,88	6,31	5,03	2,16	0,14	0,57	
	p	0,91839	0,98440	0,99561	0,33946	0,93071	0,75303	
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	X2	9,30	3,34	2,56	1,21	6,56	1,68
		p	0,90059	0,99966	0,99994	0,54655	0,03760	0,43074
	Enseigne F	X2	7,30	5,34	3,28	0,68	3,42	2,82
		p	0,96713	0,99380	0,99969	0,71082	0,18124	0,24417
	Enseigne G	X2	11,96	6,34	2,24	0,30	2,34	1,73
p		0,74658	0,98395	0,99998	0,85924	0,31094	0,42030	
Enseigne H	X2	5,36	7,38	6,07	1,01	7,03	0,97	
p	0,99365	0,96517	0,98737	0,60238	0,02971	0,61712		
CEREALES	Enseigne I	X2	14,51	3,07	4,63	0,91	8,60	3,46
		p	0,56061	0,99980	0,99732	0,63378	0,01355	0,17755
	Enseigne J	X2	11,04	2,88	3,27	5,46	8,59	6,74
		p	0,80722	0,99987	0,99970	0,06507	0,01365	0,03447
	Enseigne K	X2	13,04	5,67	2,64	1,48	0,68	2,65
p		0,67018	0,99127	0,99993	0,47785	0,71195	0,26531	
Enseigne L	X2	6,80	3,91	3,02	1,36	7,57	5,78	
p	0,97697	0,99905	0,99982	0,50594	0,02273	0,05554		
SOUPE	Enseigne M	X2	35,98	6,68	9,46	2,11	18,25	3,60
		p	0,00291	0,97896	0,89304	0,34757	0,00011	0,16529
	Enseigne N	X2	23,31	5,23	8,39	2,58	6,28	6,94
p	0,10557	0,99448	0,93653	0,27592	0,04328	0,03112		
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	X2	17,29	8,09	3,94	0,50	14,06	2,13
		p	0,36680	0,94605	0,99901	0,78048	0,00088	0,34475
	Enseigne P	X2	1,69	0,82	0,80	1,32	5,82	4,46
		p	1,00000	1,00000	1,00000	0,51802	0,05436	0,10752
	Enseigne Q	X2	3,04	1,23	7,84	4,22	15,37	0,12
p		0,99982	1,00000	0,95338	0,12124	0,00046	0,94313	
Enseigne R	X2	2,12	1,13	0,50	0,74	1,13	0,75	
p	0,99998	1,00000	1,00000	0,69019	0,56863	0,68890		

En ce qui concerne la comparaison des fréquences estimées par les différents modèles, elles sont bien évidemment très proches dans la plupart des cas, à l'exception du tandem



NBD vs. BG/NBD dont les résultats sont significativement différents (au seuil de 5%) dans la majorité des cas (11/18). Ce rapport s'établit à seulement 1/18 quand il s'agit du duo NBD vs. Pareto/NBD. Il est à remarquer également l'existence d'un cas dans lequel les estimations fournies par Pareto/NBD et BG/NBD sont significativement différentes : celui de l'enseigne M – caractérisée par un nombre très important de clients avec une fréquence d'achat supérieure à 20 sur l'intervalle d'observation.

Contrairement aux attentes mais à l'image des résultats obtenus par Castéran et *alii.* (2007), selon le critère de Schwarz-BIC, le meilleur ajustement est obtenu à travers la modélisation NBD. Les résultats figurent dans le tableau 14 :

**Tableau 14 – BIC des modèles probabilistes alternatifs pour l'activité transactionnelle**

Produit	Enseigne	BG/NBD	MBG/NBD	NBD	Pareto/NBD
YAOURT	Enseigne A	-70 090	-70 090	-71 077	-70 038
	Enseigne B	-47 037	-47 043	-47 905	-47 027
	Enseigne C	-34 637	-34 643	-35 353	-33 437
	Enseigne D	-25 240	-25 236	-25 632	-25 218
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-49 448	-49 442	-49 918	-49 406
	Enseigne F	-32 348	-32 352	-32 690	-30 482
	Enseigne G	-38 033	-38 033	-38 507	-38 001
	Enseigne H	-17 691	-17 693	-17 785	-17 695
CEREALES	Enseigne I	-141 648	-141 644	-142 786	-139 504
	Enseigne J	-115 406	-115 404	-116 570	-113 305
	Enseigne K	-68 165	-68 167	-68 853	-67 835
	Enseigne L	-28 398	-28 402	-28 772	-28 154
SOUPE	Enseigne M	-204 122	-204 112	-205 986	-203 422
	Enseigne N	-49 474	-49 474	-50 044	-49 466
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	-54 530	-54 520	-55 408	-54 142
	Enseigne P	-27 024	-27 026	-27 182	-27 028
	Enseigne Q	-21 946	-21 916	-22 188	-21 904
	Enseigne R	-35 866	-35 868	-36 182	-35 316

### III. La validité prédictive

La comparaison des niveaux réel et prédit des achats répétés est illustrée graphiquement au niveau hebdomadaire et cumulatif dans les figures 7 et 8 pour les enseignes A et C. Les représentations graphiques de cette analyse pour les autres enseignes étudiées se trouvent dans les Annexes 2 et respectivement 3. Dans le graphique hebdomadaire, les ventes augmentent pendant les 52 premières semaines de la période de calibrage, sous l'effet des entrées des nouveaux clients dans la cohorte. A partir de la semaine 52 seront observés seulement les achats répétés effectués par les clients entrés jusqu'à ce moment.

**Figure 7 – Estimations alternatives des ventes répétées simples et cumulées (1)**

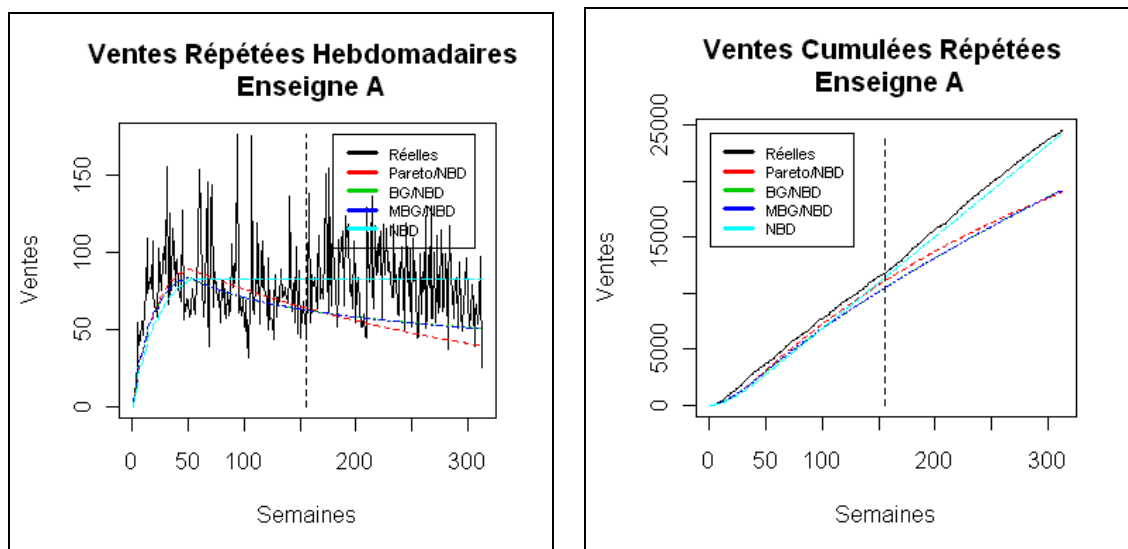
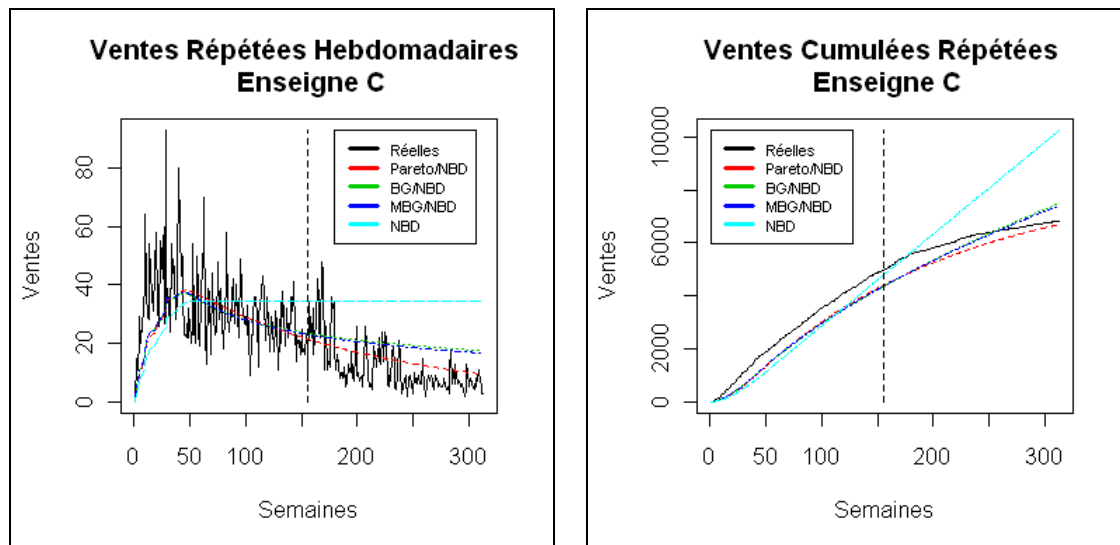


Figure 8 – Estimations alternatives des ventes répétées simples et cumulées (2)



En termes de ventes cumulées, les estimations des modèles Pareto/NBD, BG/NBD et MBG/NBD se suivent de près à la fin des 313 semaines (période de calibrage + période d'observation). Par contre, la non prise en compte du phénomène d'attrition dans le cadre du modèle NBD conduit à une surestimation systématique du nombre d'achats répétés, les écarts par rapport aux fréquences réellement observées allant jusqu'à +50%, comme dans le cas de l'enseigne C. Il s'agit de l'enseigne qui présente l'attrition la plus saillante et dans son cas, la meilleure estimation du nombre cumulé d'achats répétés effectués est obtenue à travers la modélisation Pareto/NBD. L'écart entre le nombre cumulé d'achats répétés observés et estimés se situe en dessous de 5% en valeur absolue dans 9 sur les 18 cas analysés pour Pareto/NBD et BG/NBD et dans 10 cas pour MBG/NBD. En moyenne, cet écart est de l'ordre de -2% pour BG/NBD et MBG/NBD et de -4,6% pour Pareto/NBD.

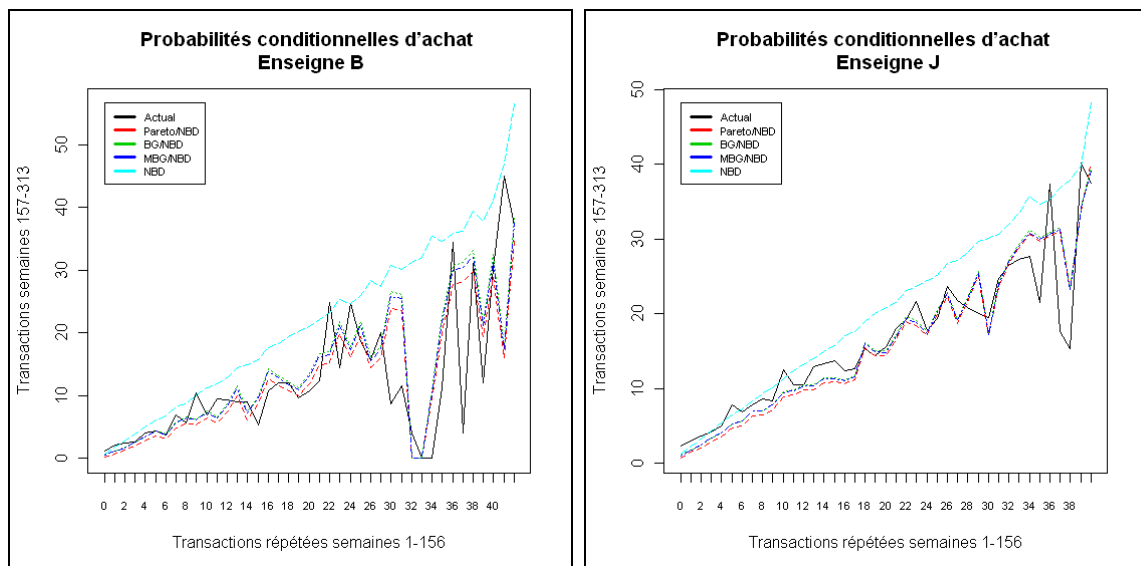
Le problème de censure à gauche mis en évidence par Castéran et *alii.* (2007) et du décalage que celui-ci engendre entre la réalité et les estimations de chaque modèle au début de la période de calibrage est dans le cas présent moins proéminent. Ceci est dû au filtrage à gauche des enregistrements.

Batıslam et *alii.* (2007) mettent en évidence le fait que les ventes prédites estimées à travers BG/NBD peuvent s'avérer inférieures à la réalité à cause de la relation explicite

entre transactions et taux d'abandon que le modèle suppose, ainsi qu'à cause des taux de transaction élevés qui caractérisent le contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface. Cela est effectivement le cas dans 10 des 18 cas étudiés, mais le fait de rendre les transactions et les taux d'abandon indépendants, comme ils le sont dans le modèle Pareto/NBD, ne suffit pas pour palier à ce manque, car dans le cas de ce modèle le nombre d'achats répétés est sous-estimé dans 13 des 18 cas analysés.

Les graphiques ci-dessous illustrent l'analyse des performances prédictives au niveau individuel à travers les probabilités conditionnelles d'achat pour les enseignes B et J. Pour les autres enseignes, les représentations graphiques sont regroupées dans l'Annexe 4.

**Figure 9 – Estimations alternatives des probabilités conditionnelles d'achat**



Si le modèle NBD se distingue pour la majorité des enseignes analysées par la surestimation des probabilités conditionnelles, les estimations Pareto/NBD, BG/NBD et MBG/NBD sont relativement proches. Les résultats de l'ANOVA unifactorielle effectuée afin d'évaluer la mesure dans laquelle les estimations obtenues à travers les modèles probabilistes BG/NBD, MBG/NBD et Pareto/NBD correspondent à la réalité sont présentés dans le tableau 15. Pour 9 des 18 cas étudiés, le résultat est non-significatif à un seuil de 5%. Pour l'enseigne A, la seule enseigne pour laquelle le nombre total d'achats a été mieux prédit par le biais de la modélisation NBD, l'analyse de la variance confirme le caractère non-significatif de l'écart entre les probabilités conditionnelles réelles et celles issues de NBD.

**Tableau 15 – Résultats de l’ANOVA unifactorielle**

Produit	Enseigne	ddl	F	p
YAOURT	Enseigne A	3; 4012	20,1640	0,0000
	Enseigne B	3; 3384	1,7882	0,1472
	Enseigne C	3; 3476	12,6180	0,0000
	Enseigne D	3; 2564	2,1894	0,0873
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	3; 3896	2,3528	0,0702
	Enseigne F	3; 2920	1,9574	0,1182
	Enseigne G	3; 3284	5,0333	0,0018
	Enseigne H	3; 2176	3,8013	0,0099
CEREALES	Enseigne I	3; 6764	12,2510	0,0000
	Enseigne J	3; 6392	4,7060	0,0028
	Enseigne K	3; 5008	2,3194	0,0734
	Enseigne L	3; 2932	0,5570	0,6434
SOUPE	Enseigne M	3; 8144	5,0940	0,0016
	Enseigne N	3; 4112	1,8842	0,1300
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	3; 4208	4,1591	0,0060
	Enseigne P	3; 2724	0,6149	0,6053
	Enseigne Q	3; 1700	2,3515	0,0706
	Enseigne R	3; 2628	5,2429	0,0013

Les corrélations entre le nombre réel de transactions répétées au cours de la période de validation et les probabilités conditionnelles issues de chacun des modèles sont présentées dans le tableau 16.

**Tableau 16 – Corrélations entre le nombre réel de transactions répétées (validation) et les probabilités conditionnelles issues de la modélisation probabiliste de l'activité transactionnelle**

Produit	Enseigne	Réel - Pareto/NBD	Réel - BG/NBD	Réel - MBG/NBD	Réel - NBD
YAOURT	Enseigne A	0,6620	0,6618	0,6620	0,6616
	Enseigne B	0,6679	0,6658	0,6665	0,6085
	Enseigne C	0,6815	0,6772	0,6774	0,6470
	Enseigne D	0,6803	0,6768	0,6765	0,6323
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,6861	0,6857	0,6861	0,6776
	Enseigne F	0,6336	0,6324	0,6325	0,6746
	Enseigne G	0,6518	0,6484	0,6492	0,6335
	Enseigne H	0,6202	0,6196	0,6210	0,5874
CEREALES	Enseigne I	0,7004	0,6993	0,6994	0,6903
	Enseigne J	0,6503	0,6555	0,6557	0,6357
	Enseigne K	0,6305	0,6360	0,6360	0,5936
	Enseigne L	0,5936	0,5918	0,5924	0,5405
SOUPE	Enseigne M	0,7160	0,7144	0,7144	0,7006
	Enseigne N	0,6708	0,6699	0,6696	0,6551
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	0,6976	0,6985	0,6986	0,6785
	Enseigne P	0,7344	0,7330	0,7322	0,7071
	Enseigne Q	0,7035	0,7029	0,7030	0,6946
	Enseigne R	0,7264	0,7235	0,7235	0,7521

Les corrélations entre les diverses estimations sont quant à elles, présentées dans le tableau 17.

**Tableau 17 – Corrélations entre les probabilités conditionnelles issues des différents modèles probabilistes pour l'activité transactionnelle**

Produit	Enseigne	Pareto/NBD- BG/NBD	Pareto/NBD - MBG/NBD	BG/NBD - MBG/NBD	Pareto/NBD - NBD	BG/NBD - NBD	MBG/NBD - NBD
YAOURT	Enseigne A	0,9994	0,9994	1,0000	0,9189	0,9207	0,9210
	Enseigne B	0,9994	0,9995	1,0000	0,8623	0,8619	0,8616
	Enseigne C	0,9985	0,9989	0,9999	0,9251	0,9302	0,9301
	Enseigne D	0,9982	0,9980	0,9999	0,8919	0,8993	0,9016
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,9993	0,9993	1,0000	0,9436	0,9453	0,9464
	Enseigne F	0,9996	0,9997	0,9999	0,9328	0,9339	0,9340
	Enseigne G	0,9987	0,9988	0,9999	0,9077	0,8995	0,9007
	Enseigne H	0,9995	0,9998	0,9999	0,9559	0,9571	0,9561
CEREALES	Enseigne I	0,9997	0,9997	1,0000	0,9376	0,9373	0,9376
	Enseigne J	0,9893	0,9896	1,0000	0,9338	0,9192	0,9198
	Enseigne K	0,9974	0,9976	1,0000	0,9006	0,8907	0,8916
	Enseigne L	0,9996	0,9995	1,0000	0,8889	0,8852	0,8848
SOUPE	Enseigne M	0,9996	0,9997	1,0000	0,9195	0,9158	0,9162
	Enseigne N	0,9992	0,9994	0,9998	0,9101	0,9097	0,9100
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	0,9982	0,9982	0,9999	0,9121	0,9151	0,9176
	Enseigne P	0,9994	0,9989	0,9999	0,9179	0,9140	0,9128
	Enseigne Q	0,9980	0,9983	1,0000	0,9083	0,8992	0,9007
	Enseigne R	0,9996	0,9996	1,0000	0,9369	0,9353	0,9353

Les coefficients de corrélation sont quasiment identiques entre la situation observée et les estimations issues des modélisations Pareto/NBD, BG/NBD et MBG/NBD avec, dans la plupart des cas, un plus de précision pour Pareto/NBD. Les coefficients de corrélation entre la situation réelle et l'estimation générée par la modélisation NBD sont les plus faibles, avec seulement deux exceptions concernant les enseignes F et R. Globalement (et à l'exception du modèle NBD), les coefficients varient entre 0.59 et 0.73. Dans l'étude de Fader *et alii.* (2005b), la corrélation se situait au niveau de 0.626, mais à ce moment là, les auteurs n'avaient pas de terme de comparaison. Depuis, Castéran *et alii.* (2007) ont obtenu des résultats significativement meilleurs, avoisinant le niveau de 0.84. Mais, ils attirent l'attention sur le fait que cet indicateur ne devrait pas être employé afin de juger de la qualité prédictive du modèle, car la corrélation linéaire peut s'avérer forte même en s'appuyant sur des valeurs absolues assez différentes. Ils privilégient donc la moyenne des carrés résiduels, calculée pour chacune des enseignes dans le tableau 18. A l'occurrence, dans les cas présents, ce critère conduit vers les mêmes conclusions que le niveau de la corrélation linéaire, le modèle Pareto/NBD demeurant le plus performant.

**Tableau 18 – MCR des modèles probabilistes alternatifs pour l’activité transactionnelle**

Produit	Enseigne	BG/NBD	MBG/NBD	NBD	Pareto/NBD
YAOURT	Enseigne A	210,38	211,30	207,00	220,74
	Enseigne B	85,88	85,11	124,15	84,74
	Enseigne C	35,69	32,28	68,78	22,95
	Enseigne D	40,80	40,69	59,19	40,14
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	49,25	49,05	60,80	47,74
	Enseigne F	65,20	65,10	62,48	65,27
	Enseigne G	30,72	29,87	58,44	29,64
	Enseigne H	21,62	20,89	27,16	20,90
CEREALES	Enseigne I	113,24	112,25	149,82	106,52
	Enseigne J	94,10	94,07	108,59	96,93
	Enseigne K	47,33	46,74	75,42	48,08
	Enseigne L	39,86	39,13	59,80	39,22
SOUPE	Enseigne M	136,55	135,80	174,44	133,58
	Enseigne N	48,02	48,08	56,52	48,45
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	56,71	56,72	81,06	53,86
	Enseigne P	47,53	48,20	51,89	47,37
	Enseigne Q	41,53	43,45	62,57	39,55
	Enseigne R	58,68	57,59	76,18	55,92

#### IV. Analyse comparative des modalités alternatives d’introduction de la Valeur Monétaire

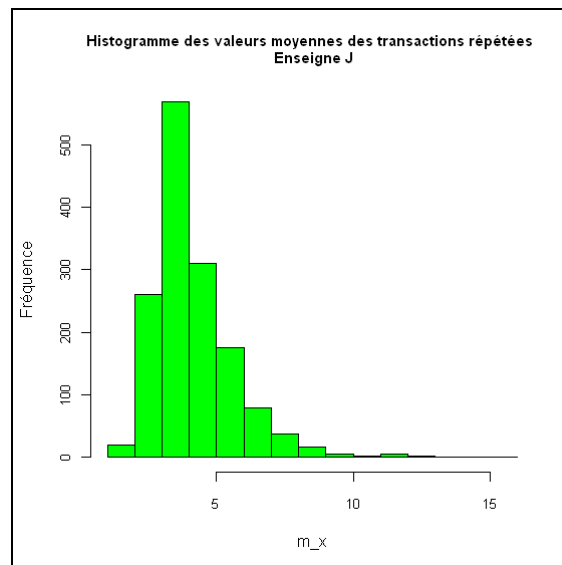
L’analyse des statistiques descriptives des valeurs monétaires observées pendant la période de calibrage, présentes dans le tableau 19, ainsi que la distribution de ces valeurs illustrée par exemple dans la figure 10 pour l’enseigne J permettent de conclure que, tel que Fader et *alii.* (2005a) l’avaient préconisé, dans le cas présent également, la distribution Gamma est la plus appropriée pour décrire le processus les processus d’achat individuel et inter-individuel.



**Tableau 19 – Caractéristiques monétaires des cohortes utilisées dans la modélisation probabiliste**

Produit	Enseigne	Minimum	25ème percentile	Médiane	Moyenne	75ème percentile	Maximum	Ecart-type	Mode	Asymétrie	Kurtosis
YAOURT	Enseigne A	0,542	2,144	2,745	2,944	3,580	9,740	1,209	2	1,177	5,990
	Enseigne B	0,550	1,977	2,290	2,566	2,995	11,220	1,070	2	1,843	11,377
	Enseigne C	0,330	1,411	1,960	2,015	2,400	13,540	1,021	1	3,311	30,256
	Enseigne D	0,400	1,533	2,000	2,129	2,586	7,233	0,972	2	1,372	6,703
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	2,500	5,544	8,400	8,547	11,250	41,540	3,767	11	1,298	10,538
	Enseigne F	2,000	5,000	8,027	8,054	10,900	22,100	3,550	10	0,285	2,550
	Enseigne G	1,660	4,037	6,939	7,008	9,758	20,600	3,365	2	0,379	2,823
	Enseigne H	1,990	4,545	6,871	7,603	10,090	30,490	3,835	3	1,333	7,180
CEREALES	Enseigne I	1,990	3,627	4,618	5,030	5,894	33,900	2,043	3	3,082	30,734
	Enseigne J	1,750	3,171	3,779	4,157	4,841	15,240	1,497	3	1,863	9,080
	Enseigne K	0,890	2,846	3,346	3,747	4,185	36,920	1,663	3	8,282	149,047
	Enseigne L	0,850	1,990	2,300	2,589	2,866	8,360	1,002	2	2,183	10,065
SOUPE	Enseigne M	0,570	1,970	2,590	2,861	3,354	33,330	1,543	2	5,809	89,231
	Enseigne N	0,400	1,179	1,578	1,721	2,119	7,436	0,798	1	1,544	7,897
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	0,990	1,319	1,490	1,685	1,882	4,967	0,581	1	1,991	8,133
	Enseigne P	0,500	0,550	0,811	0,872	1,005	3,780	0,400	1	2,531	14,044
	Enseigne Q	0,750	1,180	1,695	1,661	1,978	5,893	0,592	1	1,840	11,868
	Enseigne R	0,790	1,110	1,376	1,541	1,760	5,889	0,622	1	2,160	10,287

**Figure 10 – Histogramme des valeurs moyennes des transactions répétées**



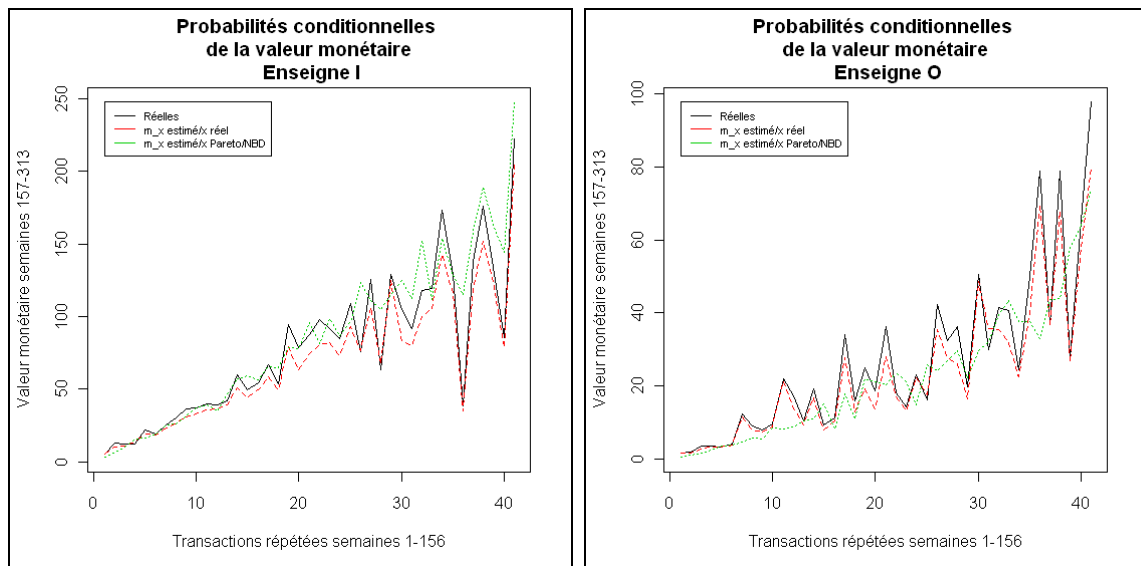
Les résultats de l'estimation du sous-modèle Gamma-Gamma pour chacune des enseignes sont présentés dans le tableau 20. Dans l'ensemble des cas, les paramètres obtenus indiquent une certaine homogénéité des valeurs moyennes des transactions à travers les membres des panels et un plus d'hétérogénéité au niveau individuel.

**Tableau 20 – Résultats de l'estimation du modèle Gamma-Gamma pour la valeur monétaire des transactions**

Produit	Enseigne	p	q	$\gamma$	LL	Taille de l'échantillon	Nb. outliers
YAOURT	Enseigne A	2,61	11,73	12,33	1 293,41	896	48
	Enseigne B	1,56	14,33	10,39	2 216,38	721	2
	Enseigne C	3,18	14,05	8,35	760,55	672	15
	Enseigne D	3,41	9,87	5,66	599,69	475	7
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	2,81	5,68	15,47	2 137,97	804	14
	Enseigne F	2,80	8,60	22,42	1 558,79	596	15
	Enseigne G	2,86	5,49	11,25	1 714,76	679	32
	Enseigne H	5,16	14,29	10,98	1 428,01	398	7
CEREALES	Enseigne I	2,81	15,11	25,40	2 780,46	1 593	123
	Enseigne J	2,58	11,07	16,14	2 441,44	1 486	41
	Enseigne K	2,63	11,42	12,29	1 909,91	1 092	12
	Enseigne L	3,46	20,35	14,91	686,38	566	7
SOUPE	Enseigne M	2,54	8,40	8,33	2 785,14	1 977	107
	Enseigne N	3,20	10,56	5,20	906,50	894	5
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	3,36	18,42	9,29	584,72	832	23
	Enseigne P	4,55	15,74	2,90	103,71	526	8
	Enseigne Q	5,24	15,93	4,77	256,04	340	9
	Enseigne R	4,49	17,50	5,71	361,91	540	30

La qualité prédictive du modèle Gamma-Gamma est analysée d'une part de manière individuelle, en multipliant la moyenne estimée des valeurs monétaires par le nombre réel de transactions effectuées au cours de la période de validation, d'autre part, de manière combinée, en multipliant la même moyenne estimée des valeurs monétaires par le nombre de transactions effectuées sur la même période, mais cette fois estimé à l'aide du modèle Pareto/NBD, qui s'est lui, détaché en termes de validité prédictive parmi les modèles consacrés au comportement transactionnel. Les résultats de ces validations sont présentés dans la figure 11 pour les enseignes I et O. Les probabilités conditionnelles de la valeur monétaire totale sont représentées en fonction du nombre de transactions répétées effectuées au cours de la période de calibrage. Il s'agit donc de moyennes de la valeur monétaire totale estimée à travers des clients caractérisés par des récences ainsi que valeurs monétaires différentes au cours de la période de calibrage. Les représentations graphiques de cette validation pour les autres enseignes étudiées se trouvent dans l'Annexe 5.

Figure 11 – Probabilités conditionnelles de la valeur monétaire (Gamma-Gamma)



L'intensité des corrélations entre le nombre de transactions observées au cours de la période de calibrage et leurs valeurs monétaires est présentée dans le tableau 21. Les valeurs relativement importantes enregistrées pour certaines enseignes des catégories yaourt, céréales et margarine justifient l'évaluation du modèle alternatif pour l'intégration de la valeur monétaire proposé par Glady et *alii.* (2009). Les résultats de l'estimation de ses paramètres sont présents dans le même tableau.

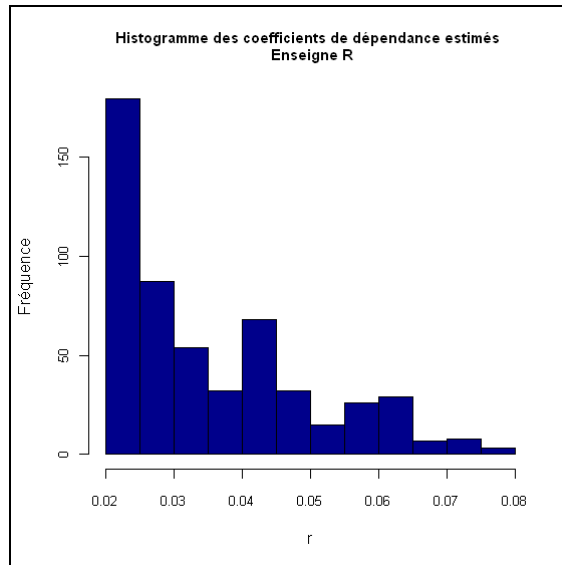
**Tableau 21 – Résultats de l'estimation du modèle alternatif (Glady et alii., 2009) pour la valeur monétaire des transactions**

Produit	Enseigne	Corrélation $x - m_x$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$\alpha_0$
YAOURT	Enseigne A	0,12	0,02307	-0,00288 ***	0,00010	0,43623 ***
	Enseigne B	0,20	0,12819 *	0,00324 ***	-0,00193 ***	-0,46759 ***
	Enseigne C	0,21	0,09482	0,00203 .	-0,00143 *	-0,13811
	Enseigne D	0,19	-0,04302	-0,00124	0,00008	0,25561 .
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,039	0,13527 *	-0,00039	-0,00104 *	0,12455
	Enseigne F	-0,009	0,06942	-0,00136	-0,00081	0,28901 .
	Enseigne G	0,065	0,09151	-0,00053	-0,00077	0,14217
	Enseigne H	-0,074	0,03657	0,00001	0,00055	0,15627
CEREALES	Enseigne I	0,137	0,02975	-0,00073 *	-0,00007	0,13282 **
	Enseigne J	0,130	0,10732 ***	-0,00014	-0,00067 **	0,04686
	Enseigne K	0,089	0,09167 **	0,00064	-0,00065 **	-0,08481
	Enseigne L	0,066	0,02005	0,00017	-0,00039	0,04535
SOUPE	Enseigne M	0,079	0,08050 **	-0,00039	-0,00068 ***	0,11964 **
	Enseigne N	0,103	0,10834 .	-0,00129 .	-0,00119 **	0,28177 **
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	0,266	0,06752 *	0,00144 ***	-0,00096 ***	-0,09374
	Enseigne P	0,226	0,15225 **	0,00131 .	-0,00051	-0,17994 .
	Enseigne Q	-0,046	0,00834	0,00005	-0,00098 .	0,10811
	Enseigne R	0,045	0,00263	0,00038	-0,00040	0,02034

. p<0.1, \* p<0.05, \*\* p<0.01, \*\*\* p<0.001

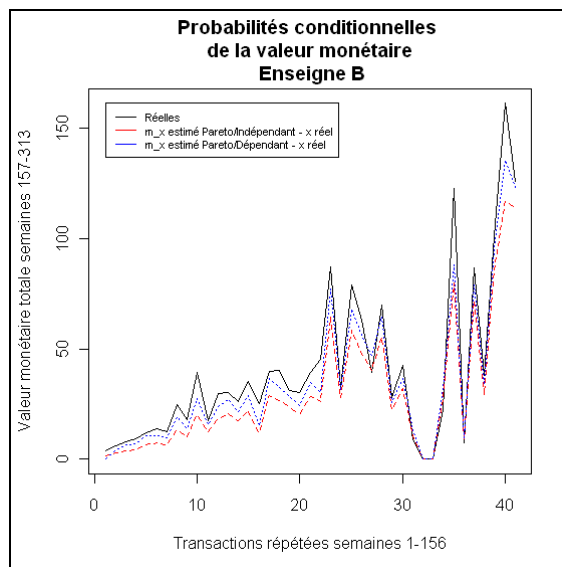
Pour 39% des enseignes analysées, aucun des coefficients estimés n'est significatif à un seuil de 5% et cela correspond généralement aux enseignes caractérisées par les coefficients de corrélation les plus faibles entre la fréquence des transactions et leurs valeurs. Les coefficients estimés sont d'ailleurs faibles en valeur absolue également, ce qui conduit à une étendue assez réduite du coefficient individuel de dépendance,  $r$ , tel que cela peut être remarqué dans la figure 12 pour l'enseigne R ( $0,021 < r < 0,078$ ).

Figure 12 – Histogramme des coefficients de dépendance estimés



La seule exception dans ce cadre est enregistrée pour l'enseigne B, pour laquelle tous les coefficients sont significatifs au seuil de 5%, l'étendue du coefficient individuel de dépendance  $r$  étant maximale ( $-0,252 < r < 0,046$ ). L'impact de la prise en compte de cette relation de dépendance sur la capacité prédictive du modèle Gamma-Gamma dévient évident dans le cas de l'enseigne B en étudiant la figure 13.

Figure 13 – Probabilités conditionnelles de la valeur monétaire: approches alternatives



Néanmoins, cela ne se trouve qu'à l'origine d'une très faible amélioration du coefficient de corrélation Spearman entre la Lifetime Value réelle (sur la période de validation) et la

Lifetime Value estimée, comme cela peut être remarqué dans le tableau 22. D’ailleurs, le niveau de cette corrélation ne semble impacté par la méthodologie choisie pour aucune des enseignes étudiées. Le coefficient de corrélation Pearson varie entre 0.50 et 0.81.

**Tableau 22 – Corrélations entre les Lifetime Values réelles et les Lifetime Values calculées sous une approche Pareto/ Dépendante contre Pareto/Indépendante**

Produit	Enseigne	Corrélation	Corrélation	Corrélation	Corrélation
		Pearson LTV Réelle - Pareto/ Indépendante	Pearson LTV Réelle - Pareto/ Dépendante	Spearman LTV Réelle - Pareto/ Indépendante	Spearman LTV Réelle - Pareto/ Dépendante
YAOURT	Enseigne A	0,63	0,63	0,59	0,58
	Enseigne B	0,60	0,60	0,51	0,52
	Enseigne C	0,59	0,58	0,43	0,42
	Enseigne D	0,72	0,72	0,49	0,48
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,63	0,63	0,61	0,62
	Enseigne F	0,60	0,60	0,56	0,54
	Enseigne G	0,68	0,68	0,49	0,49
	Enseigne H	0,50	0,49	0,44	0,42
CEREALES	Enseigne I	0,71	0,71	0,63	0,63
	Enseigne J	0,63	0,64	0,61	0,61
	Enseigne K	0,61	0,61	0,53	0,53
	Enseigne L	0,61	0,61	0,46	0,46
SOUPE	Enseigne M	0,66	0,65	0,63	0,63
	Enseigne N	0,69	0,69	0,54	0,52
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	0,75	0,75	0,58	0,57
	Enseigne P	0,81	0,80	0,55	0,55
	Enseigne Q	0,65	0,65	0,60	0,60
	Enseigne R	0,72	0,71	0,61	0,60

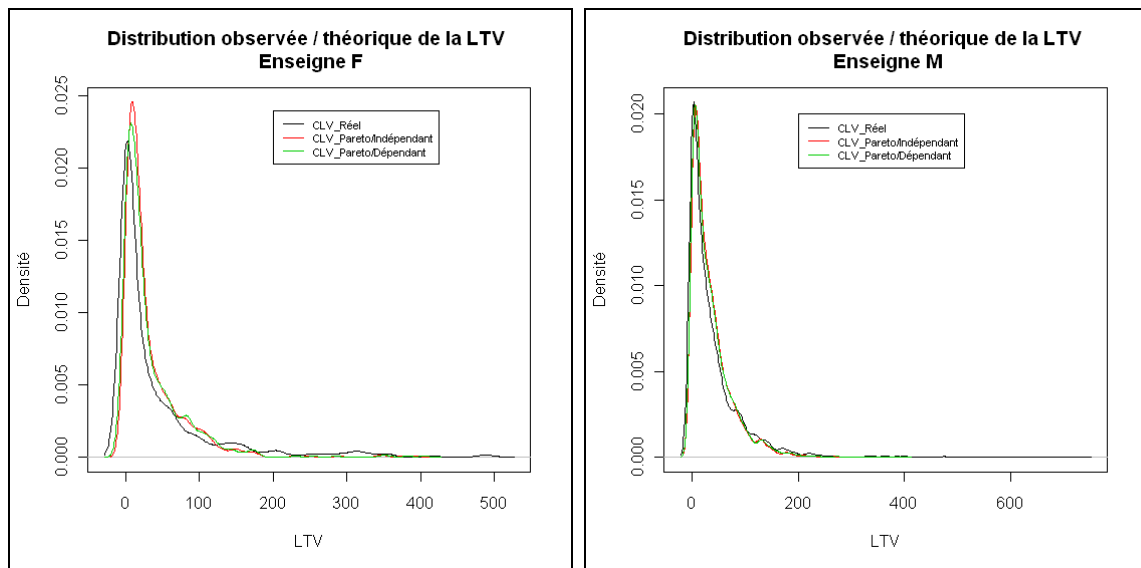
Sur l’ensemble, le bilan des progrès réalisés tant en termes d’ajustement que de capacité prédictive grâce à l’approche Pareto/Dépendante, est mitigé. Les mesures de la validité prédictive n’indiquent qu’une légère supériorité du modèle Pareto/Dépendant et cela, que dans 6 des 18 cas étudiés pour l’erreur type et dans 5 cas pour l’erreur absolue moyenne (tableau 23).

**Tableau 23 – L’erreur type et l’erreur absolue moyenne des Lifetime Values calculées sous une approche Pareto/ Dépendante contre Pareto/Indépendante**

Produit	Enseigne	RMSE Pareto/ Indépendant	RMSE Pareto/ Dépendant	MAE Pareto/ Indépendant	MAE Pareto/ Dépendant
YAOURT	Enseigne A	54,68	54,53	28,83	28,84
	Enseigne B	34,31	33,90	15,20	15,33
	Enseigne C	18,25	19,09	6,16	6,29
	Enseigne D	17,95	17,91	8,16	8,23
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	65,29	65,50	36,42	36,43
	Enseigne F	63,50	63,62	34,10	33,95
	Enseigne G	38,37	38,79	21,18	21,29
	Enseigne H	38,41	39,21	21,09	22,80
CEREALES	Enseigne I	52,53	52,77	32,61	32,59
	Enseigne J	51,61	51,27	30,44	30,38
	Enseigne K	29,30	29,38	16,39	16,57
	Enseigne L	20,17	20,22	9,70	9,73
SOUPE	Enseigne M	42,87	43,21	23,54	23,74
	Enseigne N	13,77	13,79	6,38	6,44
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	15,42	15,29	7,73	7,73
	Enseigne P	6,85	6,81	3,49	3,47
	Enseigne Q	10,11	10,13	6,33	6,27
	Enseigne R	11,34	11,47	6,17	6,22

Cela correspond aux conclusions de Glady et *alii.* (2009) qui admettent que dans les cas dans lesquels la corrélation est faible, la marge de progrès est assez limitée. Dans le domaine des biens de consommation courante vendus en grande surface, l’hypothèse de l’indépendance entre fréquence d’achat et valeur monétaire, malgré son caractère restrictif, a déjà été vérifiée (Venkatesan et Kumar, 2004). Dans ces conditions, l’implémentation de cette méthodologie ne semble pas plus adaptée que la modélisation Pareto/Indépendante proposée par Fader et *alii.* (2005a). Cette conclusion peut être appuyée graphiquement en comparant les distributions de probabilités des deux modèles à la distribution réelle des Lifetime Values des membres du panel, comme dans la figure 14 pour les enseignes F et M. Les comparaisons des distributions pour les autres enseignes sont regroupées dans l’Annexe 6.

**Figure 14 – Distribution observée vs. théorique de la Lifetime Value**



## V. Calcul de la Lifetime Value au niveau individuel

La validation de l'applicabilité de l'approche Pareto/Indépendante au contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface permet d'envisager le calcul de la Lifetime Value propre à chaque client en tant que produit entre le nombre de transactions futures attendues (DET) – dérivé du modèle Pareto/NBD, leur valeur moyenne estimée à travers la modélisation Gamma-Gamma et la marge spécifique de l'enseigne.

La formulation proposée par Fader et *alii.* (2005a) pour le DET est directement proportionnelle avec le paramètre  $\beta$  du modèle Pareto/NBD. Au cours de l'estimation des modèles Pareto/NBD, aucune limite n'a été imposée aux paramètres et dans la plupart des cas l'algorithme d'optimisation a conduit à des valeurs très élevées pour  $\beta$ . Ceci implique que le calcul du DET générera pour certaines enseignes une surestimation du nombre de transactions futures. Afin de neutraliser ces effets, une nouvelle estimation des paramètres du modèle Pareto/NBD a été effectuée, cette fois en limitant l'algorithme de recherche entre 0.01 et 20. Les résultats de cette estimation sous contrainte sont présents dans le tableau 24 :



**Tableau 24 – Paramètres du modèle Pareto/NBD pour l’activité transactionnelle estimée sous contrainte**

Produit	Enseigne	Modèle	r	$\alpha$	r/ $\alpha$	s	$\beta$	s/ $\beta$	LL	Nb.outliers
YAOURT	Enseigne A	Pareto/NBD	1,01	10,05	0,10	0,18	20,00	0,0090	35 074	0
	Enseigne B		0,87	11,13	0,08	0,19	20,00	0,0094	23 554	0
	Enseigne C		0,84	14,43	0,06	0,29	20,00	0,0147	17 355	0
	Enseigne D		0,79	14,92	0,05	0,26	20,00	0,0129	12 637	0
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	Pareto/NBD	1,00	15,89	0,06	0,18	20,00	0,0090	24 746	0
	Enseigne F		0,95	17,59	0,05	0,17	20,00	0,0085	16 201	0
	Enseigne G		1,01	17,40	0,06	0,20	20,00	0,0100	19 061	0
	Enseigne H		0,73	20,00	0,04	0,14	20,00	0,0072	8 863	0
CEREALES	Enseigne I	Pareto/NBD	1,35	12,42	0,11	0,10	20,00	0,0052	70 862	0
	Enseigne J		1,37	15,43	0,09	0,10	20,00	0,0052	57 748	1
	Enseigne K		1,12	16,88	0,07	0,15	20,00	0,0075	34 132	0
	Enseigne L		0,79	16,24	0,05	0,19	20,00	0,0093	14 236	0
SOUPE	Enseigne M	Pareto/NBD	1,75	13,07	0,13	0,10	20,00	0,0048	102 117	0
	Enseigne N		1,18	20,00	0,06	0,18	20,00	0,0088	24 780	0
BEURRE/ MARGARINE	Enseigne O	Pareto/NBD	0,84	11,97	0,07	0,26	20,00	0,0130	27 276	0
	Enseigne P		0,68	15,93	0,04	0,09	20,00	0,0046	13 541	0
	Enseigne Q		1,35	19,86	0,07	0,25	20,00	0,0125	10 970	0
	Enseigne R		0,75	11,30	0,07	0,13	20,00	0,0063	17 962	0

La contrainte imposée aux paramètres a rendu l’estimation des modèles plus rapide et a diminué le nombre des valeurs extrêmes qui ont du être écartées (à la seule exception d’un panéliste client de l’enseigne J qui a effectué 139 achats au cours des 156 semaines de la période de calibrage, contre une moyenne du panel de 11.34 achats sur la même période).

Afin de s’assurer que lors de cette nouvelle estimation, la qualité de l’ajustement et la validité prédictive des modèles n’ont pas été impactées, une comparaison a été menée en termes de qualité d’ajustement via le critère Schwarz-BIC et en termes de validité prédictive, à travers le coefficient de corrélation entre le nombre réel de transactions répétées au cours de la période de validation et le nombre estimé de transactions, issu de chacune des deux modélisations. Les résultats sont présentés dans les tableaux 25, respectivement 26.

**Tableau 25 – BIC du modèle Pareto NBD: estimation libre ou sous contrainte**

Produit	Enseigne	Estimation libre	Estimation sous contrainte
YAOURT	Enseigne A	-70 038	-70 120
	Enseigne B	-47 027	-47 082
	Enseigne C	-33 437	-34 684
	Enseigne D	-25 218	-25 248
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-49 406	-49 464
	Enseigne F	-30 482	-32 377
	Enseigne G	-38 001	-38 094
	Enseigne H	-17 695	-17 702
CEREALES	Enseigne I	-139 504	-141 693
	Enseigne J	-113 305	-115 467
	Enseigne K	-67 835	-68 235
	Enseigne L	-28 154	-28 445
SOUPE	Enseigne M	-203 422	-204 203
	Enseigne N	-49 466	-49 533
BEUURE / MARGARINE	Enseigne O	-54 142	-54 525
	Enseigne P	-27 028	-27 057
	Enseigne Q	-21 904	-21 916
	Enseigne R	-35 316	-35 899

La qualité de l'ajustement des modèles Pareto/NBD estimés sous contrainte est légèrement meilleure par rapport à celle des modèles initialement estimés, surtout bien évidemment, dans le cas des enseignes qui n'ont plus nécessité l'enlèvement d'outliers.

**Tableau 26 – Corrélation ventes réelles – ventes prédites (validation) via Pareto/NBD estimé librement ou sous contrainte**

Corrélation Ventes Réelles / Ventes prédites Pareto/NBD sur la période de validation			
Produit	Enseigne	Estimation libre	Estimation sous contrainte
YAOURT	Enseigne A	0,662	0,664
	Enseigne B	0,668	0,661
	Enseigne C	0,681	0,674
	Enseigne D	0,680	0,669
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,686	0,686
	Enseigne F	0,634	0,632
	Enseigne G	0,652	0,643
	Enseigne H	0,620	0,612
CEREALES	Enseigne I	0,700	0,697
	Enseigne J	0,650	0,655
	Enseigne K	0,630	0,627
	Enseigne L	0,594	0,587
SOUPE	Enseigne M	0,716	0,712
	Enseigne N	0,671	0,668
MARGARINE / BEURRE	Enseigne O	0,698	0,697
	Enseigne P	0,734	0,729
	Enseigne Q	0,704	0,659
	Enseigne R	0,726	0,723

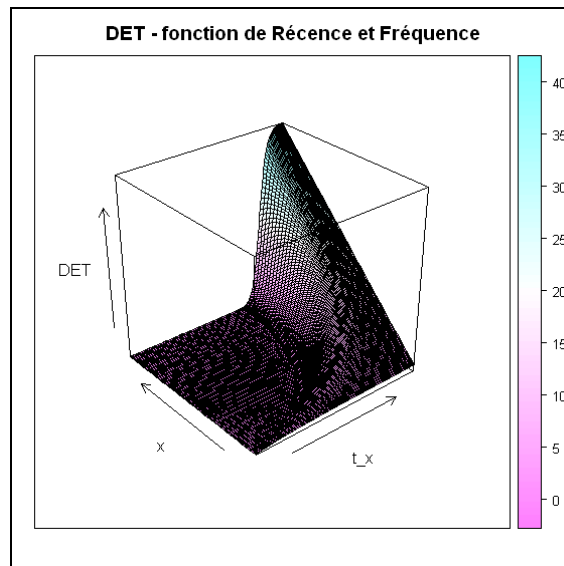
En termes de validité prédictive, une très légère dégradation des performances peut être remarquée dans certains cas, tandis que dans d'autres le niveau de la corrélation reste stable ou même augmente – comme pour les enseignes A et J.

Globalement, l'estimation des paramètres du modèle Pareto/NBD sous contrainte améliore la qualité de son ajustement et n'impacte pas de manière significative sa validité prédictive. Les résultats obtenus lors de cette estimation peuvent donc être utilisés dans l'estimation du DET – le nombre de transactions futures attendu au niveau individuel.

Etant donné que le nombre de panélistes n'est pas suffisamment important pour assurer une représentation graphique lisible des relations qui s'établissent entre le DET et la récurrence / fréquence des transactions effectuées par chaque client, l'équation du DET a été évaluée pour chaque combinaison possible de la fréquence (comprise entre 0 et la 95<sup>ème</sup>

centile de la fréquence réellement observée au cours de la période de calibrage – les valeurs extrêmes étant ainsi écartées) et de la récence (comprise entre 0 et 156 semaines). Le taux d’actualisation annuel utilisé dans les calculs est de 15%, ce qui se traduit par un taux d’intérêt cumulé de 0.0027. La figure 15 représente graphiquement la relation tridimensionnelle entre le nombre estimé de transactions futures et la récence / fréquence des transactions observées au cours de la période de calibrage.

**Figure 15 – Représentation tridimensionnelle du nombre estimé de transactions futures en fonction de la récence et la fréquence observées**

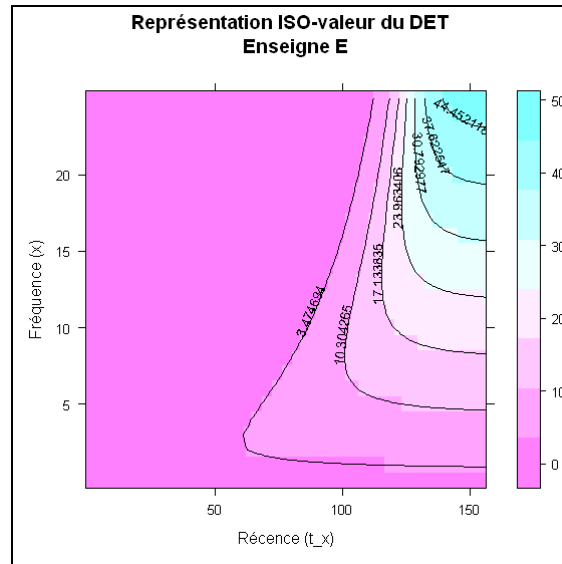


Cette représentation révèle quelques relations intéressantes, comme le fait que le DET est une fonction croissante de la récence, à l’exception du cas particulier des acheteurs n’ayant pas effectué d’achat répété et pour lesquels la notion de récence n’a pas de sens. Par convention (Schmittlein et alii., 1987),  $t_x$  est considéré dans ces cas comme étant égal à zéro. Elle dévoile également, l’interaction avec la fréquence. Si la relation entre la récence et le DET est quasiment linéaire dans le cas de clients à fréquence réduite des achats, ceci est loin d’être le cas pour les clients les plus actifs.

Un éclaircissement supplémentaire est apporté par la représentation de ces relations dans un espace bidimensionnel, à travers les courbes iso-valeur introduites pour la première fois dans l’étude de la Lifetime Value par Fader et alii. (2005a). La figure 16 présente un

exemple pour l'enseigne E.

**Figure 16 – Représentation par iso-courbes du nombre estimé de transactions futures en fonction de la récence et la fréquence observées**



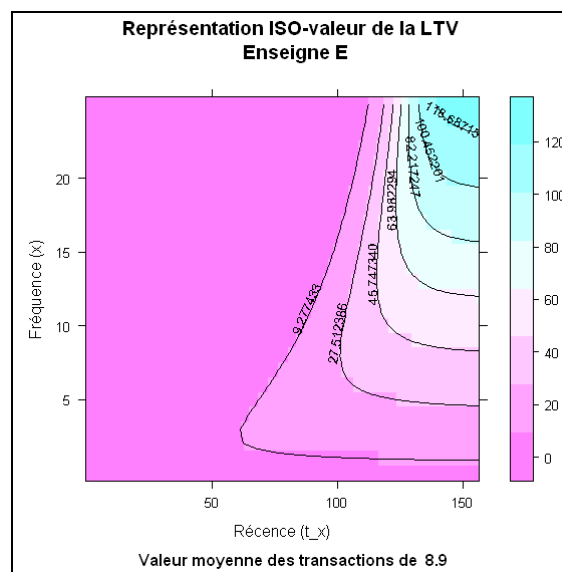
Elle met en évidence un phénomène qui autrement aurait été difficile à identifier. L'asymétrie des courbes indique que pour une récence donnée et relativement faible (par exemple 90), le flux actualisé des transactions futures des clients ayant une fréquence importante (par exemple 20) est plus faible que celui des clients d'une fréquence réduite (par exemple 5). Autrement dit, un taux d'achat important associé à un dernier achat qui commence à s'éloigner, suggèrent un passage vers un statut d'inactivité pour le client ainsi caractérisé.

Une estimation de la Lifetime Value de chacun des clients de la base peut être obtenue en introduisant également dans la simulation l'expression de la valeur monétaire moyenne prédite à travers la modélisation Gamma-Gamma, ainsi qu'un taux de marge donné. En absence d'informations à ce sujet pour les différentes enseignes étudiées, le taux de marge est établi à 30% pour toutes les enseignes. Ce niveau a déjà été utilisé dans d'autres recherches (Reinartz et Kumar, 2000, 2003 ; Fader et *alii.*, 2005a). Dans la figure 17, la représentation iso-valeur de cette estimation de la Lifetime Value pour une valeur moyenne donnée des transactions (dans le cas présent – la valeur moyenne issue du modèle Gamma-Gamma), facilite l'observation du fait que des clients ayant des

historiques d'achat tout à fait différents en termes de récence et fréquence d'achat peuvent être équivalents en termes de Lifetime Value dans le portefeuille d'une enseigne.

Cette approche prend donc en compte l'hétérogénéité des clients pour permettre une segmentation basée sur leur potentiel futur, plutôt que sur l'observation du comportement passé.

**Figure 17 – Représentation par iso-courbes de la Lifetime Value estimée en fonction de la récence et la fréquence observées**



## SECTION 2 : SEGMENTATION DE LA BASE CLIENT SELON LA LIFETIME VALUE ESTIMÉE

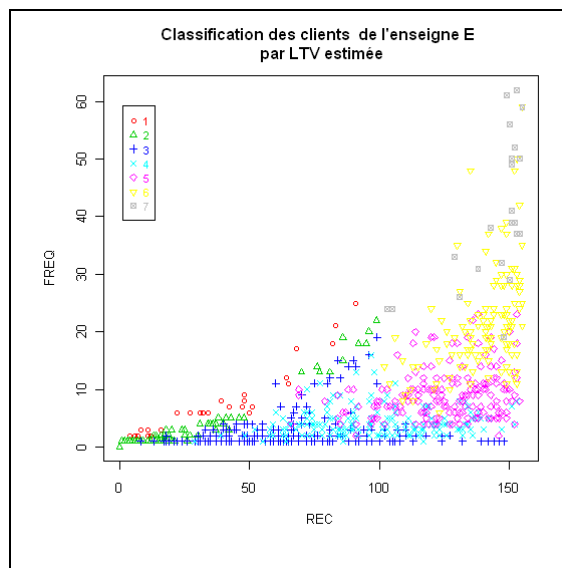
Le nombre optimal de segments qui peuvent être constitués selon le critère de la Lifetime Value prédite à l'aide des modèles probabilistes a été obtenu au cours d'un processus itératif de type EM (Expectation – Maximisation) réalisé à l'aide de la procédure Mclust. Les valeurs du critère BIC pour les modèles alternatifs étudiés et le nombre optimal de segments de clients pour chaque enseigne sont présentes dans le tableau 27.

Tableau 27 – BIC des modèles alternatifs pour le choix du nombre de segments

YAOURT									
		Enseigne A		Enseigne B		Enseigne C		Enseigne D	
		E	V	E	V	E	V	E	V
1		-9 802,61	-9 802,61	-7 534,31	-7 534,31	-7 767,87	-7 767,87	-5 092,05	-5 092,05
2		-9 816,34	-8 554,41	-7 547,97	-5 956,43	-7 781,51	-5 546,46	-5 105,10	-3 831,91
3		-9 290,56	-7 984,59	-6 974,52	-5 266,40	-7 794,31	-4 290,86	-4 672,33	-3 221,58
4		-9 304,39	-7 758,93	-6 988,00	-5 076,55	-6 841,70	-3 990,05	-4 685,24	-3 054,83
5		-9 318,24	-7 672,43	-7 001,48	-4 962,30	-6 855,24	-3 896,58	-4 698,17	-3 028,46
6		-9 332,09	-7 663,63	-7 014,97	-4 944,97	-6 868,78	-3 836,91	-4 711,11	-3 020,22
7		-9 345,98	-7 677,46	-7 028,47	-4 925,86	-6 882,32	-3 801,12	-4 724,03	-3 012,03
8		-9 094,24	-7 647,78	-7 042,06	-4 921,99	-6 895,87	-3 820,03	-4 736,95	-2 997,41
9		-9 108,05	-7 633,99	-6 698,92	-4 942,46	-6 909,41	NA	-4 749,87	-2 995,88
10		-9 121,93	-7 652,49	-6 712,39	-4 913,90	-6 922,95	NA	-4 762,74	-3 014,04
PIZZA SURGELEE									
		Enseigne E		Enseigne F		Enseigne G		Enseigne H	
		E	V	E	V	E	V	E	V
1		-10 481,87	-10 481,876	-7 514,02	-7 514,02	-8 446,78	-8 446,78	-4 963,06	-4 963,06
2		-9 990,43	-9 320,842	-7 527,17	-6 670,90	-8 460,11	-7 329,38	-4 655,89	-4 273,41
3		-10 004,20	-8 714,919	-7 229,79	-6 196,61	-7 902,65	-6 824,21	-4 668,49	-3 799,17
4		-10 017,97	-8 558,609	-7 242,96	-6 088,20	-7 916,06	-6 678,46	-4 681,09	-3 715,74
5		-10 031,76	-8 556,481	-7 256,16	-6 063,36	-7 929,49	-6 638,84	-4 693,75	-3 687,98
6		-10 045,56	-8 540,728	-7 269,33	-6 069,78	-7 942,94	-6 647,85	-4 531,57	-3 637,49
7		-9 760,76	-8 507,575	-7 282,59	-6 047,48	-7 956,41	-6 639,19	-4 544,16	-3 656,15
8		-9 774,50	-8 523,687	-6 942,93	-6 077,08	-7 645,76	-6 589,87	-4 556,77	-3 670,45
9		-9 788,30	-8 542,245	-6 956,13	-6 065,15	-7 659,18	-6 609,66	-4 569,37	-3 691,95
10		-9 802,09	-8 543,572	-6 969,35	-6 085,12	-7 672,59	-6 597,96	-4 469,00	-3 632,81
CEREALES									
		Enseigne I		Enseigne J		Enseigne K		Enseigne L	
		E	V	E	V	E	V	E	V
1		-18 403,54	-18 403,54	-16 090,48	-16 090,48	-11 522,00	-11 522,00	-5 773,28	-5 773,28
2		-17 739,94	-17 175,21	-15 572,55	-14 921,50	-11 535,45	-10 200,04	-5 786,59	-4 806,76
3		-17 754,77	-16 783,94	-15 587,29	-14 616,29	-10 885,02	-9 589,76	-5 355,12	-4 227,83
4		-17 769,68	-16 432,12	-15 602,02	-14 304,24	-10 899,31	-9 377,63	-5 368,32	-4 095,17
5		-17 784,74	-16 367,22	-15 616,82	-14 210,29	-10 913,56	-9 310,49	-5 381,52	-4 099,13
6		-17 492,86	-16 351,98	-15 631,75	-14 188,38	-10 927,89	-9 322,41	-5 394,72	-4 071,11
7		-17 507,74	-16 369,69	-15 391,40	-14 203,72	-10 942,16	-9 295,84	-5 407,98	-4 072,56
8		-17 522,64	-16 382,98	-15 406,18	-14 224,47	-10 656,95	-9 279,66	-5 229,05	-4 066,29
9		-17 537,37	-16 405,08	-15 420,91	-14 240,71	-10 671,20	-9 300,61	-5 242,25	-4 086,17
10		-17 371,93	-16 403,13	-15 435,61	-14 258,67	-10 685,45	-9 321,44	-5 255,45	-4 082,08
SOUPE									
		Enseigne M		Enseigne N					
		E	V	E	V				
1		-20 461,88	-20 461,88	-7 598,10	-7 598,10				
2		-19 808,87	-19 272,34	-7 612,08	-6 475,06				
3		-19 824,03	-18 833,14	-7 062,22	-5 993,31				
4		-19 839,27	-18 358,41	-7 076,09	-5 764,34				
5		-19 854,91	-18 253,25	-7 089,94	-5 741,71				
6		-19 511,97	-18 247,69	-7 103,84	-5 748,66				
7		-19 527,13	-18 258,87	-7 117,75	-5 705,54				
8		-19 542,43	-18 272,72	-6 861,68	-5 723,75				
9		-19 559,56	-18 130,55	-6 875,55	-5 720,97				
10		-19 358,28	-18 147,11	-6 889,42	-5 740,36				
MARGARINE / BEURRE									
		Enseigne O		Enseigne P		Enseigne Q		Enseigne R	
		E	V	E	V	E	V	E	V
1		-8 274,83	-8 274,83	-4 400,15	-4 400,15	-2 919,79	-2 919,79	-5 088,38	-5 088,38
2		-8 288,58	-6 208,55	-4 413,30	-3 259,04	-2 778,02	-2 279,31	-4 757,64	-4 245,97
3		-7 727,23	-5 326,46	-4 006,70	-2 839,34	-2 790,13	-2 171,34	-4 770,63	-3 925,45
4		-7 741,14	-5 148,70	-4 019,75	-2 681,12	-2 802,29	-2 146,95	-4 783,60	-3 815,01
5		-7 755,07	-5 039,41	-4 032,81	-2 616,23	-2 730,60	-2 147,57	-4 796,60	-3 812,44
6		-7 768,98	-4 956,69	-4 045,84	-2 597,25	-2 742,71	-2 155,30	-4 809,55	-3 825,22
7		-7 782,92	-4 920,00	-4 058,89	-2 601,50	-2 676,60	-2 163,10	-4 540,08	-3 762,82
8		-7 453,38	NA	-4 071,96	-2 377,87	-2 688,71	-2 178,45	-4 553,06	-3 764,91
9		-7 467,31	NA	-4 084,98	-2 204,48	-2 700,82	-2 180,08	-4 566,04	-3 783,49
10		-7 481,24	NA	-4 097,99	NA	-2 665,31	-2 197,45	-4 579,05	-3 786,58

Le graphique suivant, présentant les segments de clients issus du processus exposé auparavant dans le plan décrit par la récence et la fréquence d'achat, met en évidence le fait que la segmentation réalisée suit les relations découvertes à travers la représentation iso-valeur de la Lifetime Value.

**Figure 18 – Classification des clients en fonction de leur Lifetime Value estimée (Mclust)**



Le tableau 28 caractérise les segments de clients obtenus en termes de poids dans l'ensemble des prospects et des clients actifs, ainsi qu'en termes de contribution au Capital Client du portefeuille de clients de chaque enseigne. Il s'avère que certains segments n'engendreront que moins de 1% de ce Capital. Pour cette raison, mais surtout parce que l'estimation des modèles vectoriels auto-régressifs serait peu fiable pour ce type de segments caractérisé par une très faible activité transactionnelle, il a été procédé à un regroupement de certains segments juxtaposés. Le résultat de ce regroupement est présenté dans le tableau 29.



**Tableau 28 – Caractéristiques des segments constitués en fonction des Lifetime Values estimées de leurs membres – segmentation optimale**

Segment	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value
<b>YAOURT</b>																
	Enseigne A				Enseigne B				Enseigne C				Enseigne D			
1	76	0,13	7,57%	0,05%	24	0,01	2,83%	0,003%	45	0,06	5,16%	0,05%	27	0,07	4,21%	0,05%
2	145	0,64	14,44%	0,47%	81	0,24	9,56%	0,222%	271	0,27	31,08%	1,33%	83	0,29	12,93%	0,62%
3	72	1,57	7,17%	0,58%	126	0,25	14,88%	0,361%	90	0,71	10,32%	1,18%	122	0,38	19,00%	1,20%
4	126	3,57	12,55%	2,30%	108	1,11	12,75%	1,391%	184	2,16	21,10%	7,37%	56	0,92	8,72%	1,33%
5	155	7,60	15,44%	6,01%	85	2,26	10,04%	2,227%	155	5,83	17,78%	16,71%	92	1,95	14,33%	4,64%
6	155	15,53	15,44%	12,28%	74	3,49	8,74%	3,001%	109	18,35	12,50%	37,00%	106	4,14	16,51%	11,36%
7	139	30,25	13,84%	21,45%	75	5,42	8,85%	4,718%	18	109,23	2,06%	36,38%	85	9,87	13,24%	21,70%
8	107	62,31	10,66%	34,02%	132	10,74	15,58%	16,457%					52	21,01	8,10%	28,26%
9	29	154,44	2,89%	22,85%	123	32,44	14,52%	46,333%					19	62,74	2,96%	30,84%
10					19	114,61	2,24%	25,287%								
<b>PIZZA SURGELEE</b>																
	Enseigne E				Enseigne F				Enseigne G				Enseigne H			
1	27	0,40	2,77%	0,03%	119	2,18	16,28%	1,30%	195	1,49	23,72%	1,44%	60	1,00	11,01%	0,72%
2	246	2,25	25,23%	1,61%	90	1,91	12,31%	0,86%	39	1,32	4,74%	0,25%	36	0,92	6,61%	0,40%
3	183	8,54	18,77%	4,55%	122	7,42	16,69%	4,52%	65	4,33	7,91%	1,39%	57	1,27	10,46%	0,87%
4	185	19,61	18,97%	10,57%	192	18,15	26,27%	17,39%	119	7,73	14,48%	4,54%	21	1,52	3,85%	0,38%
5	187	45,62	19,18%	24,85%	106	41,24	14,50%	21,81%	109	13,91	13,26%	7,48%	107	4,29	19,63%	5,52%
6	125	114,73	12,82%	41,78%	95	92,38	13,00%	43,79%	157	26,92	19,10%	20,85%	47	7,82	8,62%	4,42%
7	22	258,94	2,26%	16,60%	7	296,18	0,96%	10,35%	89	58,75	10,83%	25,79%	87	13,87	15,96%	14,51%
8									49	158,31	5,96%	38,26%	58	26,41	10,64%	18,43%
9													47	45,81	8,62%	25,90%
10													25	95,92	4,59%	28,85%
<b>CEREALES</b>																
	Enseigne I				Enseigne J				Enseigne K				Enseigne L			
1	256	1,51	15,13%	0,50%	252	1,36	15,75%	0,70%	153	0,82	12,20%	0,61%	20	0,10	2,72%	0,04%
2	286	8,74	16,90%	3,22%	283	6,71	17,69%	3,90%	136	0,97	10,85%	0,64%	206	0,61	28,07%	2,30%
3	317	19,70	18,74%	8,03%	350	15,63	21,88%	11,23%	189	3,55	15,07%	3,25%	26	1,11	3,54%	0,53%
4	398	42,02	23,52%	21,51%	374	32,00	23,38%	24,58%	165	6,78	13,16%	5,42%	137	2,57	18,66%	6,44%
5	312	88,23	18,44%	35,41%	288	70,67	18,00%	41,80%	238	12,39	18,98%	14,29%	125	5,07	17,03%	11,60%
6	123	198,08	7,27%	31,34%	53	163,46	3,31%	17,79%	225	24,50	17,94%	26,72%	114	10,04	15,53%	20,96%
7									109	52,31	8,69%	27,63%	83	21,77	11,31%	33,09%
8									39	113,45	3,11%	21,44%	23	59,44	3,13%	25,04%
9																
10																
<b>SOUPE</b>																
	Enseigne M				Enseigne N											
1	67	0,03	3,29%	0,003%	86	0,36	8,36%	0,47%								
2	203	0,83	9,97%	0,256%	179	0,46	17,40%	1,25%								
3	401	7,01	19,69%	4,277%	168	1,73	16,33%	4,43%								
4	205	13,16	10,06%	4,105%	193	3,52	18,76%	10,33%								
5	302	21,36	14,83%	9,816%	169	6,36	16,42%	16,33%								
6	409	36,59	20,08%	22,777%	187	13,57	18,17%	38,56%								
7	300	64,29	14,73%	29,354%	47	40,08	4,57%	28,62%								
8	130	113,88	6,38%	22,530%												
9	20	226,15	0,98%	6,884%												
10																
<b>MARGARINE / BEURRE</b>																
	Enseigne O				Enseigne P				Enseigne Q				Enseigne R			
1	168	0,26	15,95%	0,62%	78	0,25	11,44%	0,86%	146	0,28	34,27%	1,63%	134	0,46	20,36%	1,23%
2	204	0,23	19,37%	0,67%	36	0,35	5,28%	0,56%	81	1,83	19,01%	5,95%	23	0,10	3,50%	0,05%
3	136	1,05	12,92%	2,02%	74	0,77	10,85%	2,51%	129	7,20	30,28%	37,34%	112	1,48	17,02%	3,34%
4	207	2,50	19,66%	7,34%	71	0,30	10,41%	0,93%	70	19,57	16,43%	55,07%	145	3,40	22,04%	9,93%
5	143	7,08	13,58%	14,37%	74	1,12	10,85%	3,65%					118	7,91	17,93%	18,79%
6	157	20,81	14,91%	46,34%	105	1,69	15,40%	7,82%					107	21,08	16,26%	45,37%
7	38	53,14	3,61%	28,64%	111	3,10	16,28%	15,18%					19	55,73	2,89%	21,30%
8					105	7,88	15,40%	36,46%								
9					28	25,98	4,11%	32,04%								
10																

**Tableau 29 – Caractéristiques des segments constitués en fonction des Lifetime Values estimées de leurs membres – après regroupements**

Segment	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value	Nb. Clients	Lifetime Value prédite moyenne	% Total Clients	% Total Lifetime Value
	<b>YAOURT</b>															
	Enseigne A				Enseigne B				Enseigne C				Enseigne D			
1	729	5,83	72,61%	21,69%	573	1,79	67,65%	11,92%	745	1,93	85,44%	26,63%	571	2,77	88,94%	40,90%
2	139	30,25	13,84%	21,45%	132	10,74	15,58%	16,46%	127	31,23	14,56%	73,37%	71	32,18	11,06%	59,10%
3	136	81,95	13,55%	56,86%	142	43,44	16,77%	71,62%								
4																
<b>PIZZA SURGELEE</b>																
	Enseigne E				Enseigne F				Enseigne G				Enseigne H			
1	641	8,98	65,74%	16,77%	523	9,22	71,55%	24,05%	527	5,80	64,11%	15,09%	415	5,37	76,15%	26,83%
2	187	45,61	19,18%	24,85%	106	41,24	14,50%	21,81%	157	26,92	19,10%	20,85%	130	46,79	23,85%	73,17%
3	147	136,32	15,08%	58,38%	102	106,36	13,95%	54,13%	138	94,11	16,79%	64,06%				
4																
<b>CEREALES</b>																
	Enseigne I				Enseigne J				Enseigne K				Enseigne L			
1	859	10,63	50,77%	11,75%	885	8,72	55,31%	15,84%	881	5,67	70,26%	24,21%	514	2,22	70,03%	20,91%
2	398	42,02	23,52%	21,51%	374	32,00	23,38%	24,58%	225	24,50	17,94%	26,72%	114	10,04	15,53%	20,96%
3	312	88,23	18,44%	35,41%	341	85,08	21,31%	59,58%	148	68,42	11,80%	49,07%	106	29,94	14,44%	58,13%
4	123	198,08	7,27%	31,34%												
<b>SOUPE</b>																
	Enseigne M				Enseigne N				Enseigne O				Enseigne P			
1	1178	10,29	57,83%	18,456%	626	1,73	60,84%	16,48%								
2	409	36,59	20,08%	22,777%	169	6,36	16,42%	16,33%								
3	300	64,29	14,73%	29,354%	234	18,90	22,74%	67,19%								
4	150	128,85	7,36%	29,413%												
<b>MARGARINE / BEURRE</b>																
	Enseigne O				Enseigne P				Enseigne Q				Enseigne R			
1	858	2,06	81,48%	25,02%	549	1,30	80,50%	31,50%	356	3,14	83,57%	44,93%	532	3,11	80,85%	33,33%
2	195	27,11	18,52%	74,98%	133	11,69	19,50%	68,50%	70	19,57	16,43%	55,07%	126	26,30	19,15%	66,67%
3																
4																

### SECTION 3 : CHOIX DU SEUIL CRITIQUE POUR LA PROBABILITE D'ETRE ACTIF

Les probabilités individuelles spécifiques à chaque client d'être actif à un moment donné suivent des trajectoires descendantes avec le temps, interrompues lorsque celui-ci effectue un achat, moment auquel la probabilité qu'il soit actif revient à 100%. Néanmoins, le rythme décroissant n'est pas le même à travers les clients, car il dépend du nombre d'achats effectués jusqu'au moment du calcul et du moment auquel remonte le dernier achat effectué.

Afin de pouvoir départager les clients qui évoluent en mode acquisition, respectivement rétention, il est nécessaire d'établir une valeur seuil pour la probabilité d'être actif. Au-dessus de cette valeur, les achats effectués seront considérés comme des achats de rétention, tandis qu'en dessous, des achats d'acquisition.

Traditionnellement, ce seuil a été fixé à 0.5 (Reinartz et Kumar, 2000 et 2003 ; Yoo et Hanssens, 2008), mais il s'est avéré que dans le contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface, ce seuil intuitif n'assure pas la maximisation du nombre de clients (actifs et inactifs) correctement classés. L'algorithme d'optimisation proposé par Wübben et Wangenheim (2008) apporte une solution à ce problème. L'intervalle (0,1) est parcouru et la valeur qui optimise le classement des clients actifs et inactifs est choisie. Pour les enseignes et les segments de clients constitués en fonctions de leur Lifetime Value estimée qui font l'objet de cette étude, la valeur optimale du seuil est supérieure ou égale à 0.9. Son niveau élevé s'explique par les caractéristiques de ce type de marché, notamment les intervalles inter-achats réduits. Le passage d'un seuil de l'ordre de 0.5 à un seuil supérieur ou égal à 0.9 entraîne un changement dans le rapport qui s'établit entre les ventes en mode acquisition et rétention, plus précisément il conduit, au-delà de la période de calibrage, vers un niveau d'équilibre (Calciu et Mihart, 2008).

## **SECTION 4 : ESTIMATION DES MODELES DE LA PERSISTANCE POUR LES SEGMENTS DE CLIENT DEFINIS**

### **I. Résultats des tests de racine unitaire**

Les résultats des tests de racine unitaire présentés dans le tableau 30 confirment ce que la littérature marketing a statué à de nombreuses reprises : les composantes des ventes ainsi que les niveaux des prix pratiqués sont dans la majeure partie des cas (98.13%) stationnaires. Cette fois, la démonstration concerne l'activité transactionnelle au niveau des segments constitués en fonction de la Lifetime Value estimée des clients.

Ces résultats permettent donc de valider les hypothèses H0a et H0b selon lesquelles, l'incidence et le volume d'achat en mode acquisition et rétention, ainsi que les prix payés par les clients d'une enseigne pour acquérir ses produits ou les produits de ses concurrents sont des variables stationnaires, quel que soit le segment de clients obtenu par rapport à la Lifetime Value estimée à travers la modélisation probabiliste.

Les exceptions constatées se situent surtout au niveau du processus de rétention. Plus spécifiquement, sur les dix séries dont le caractère évolutif a pu être mis en évidence, cinq concernent le nombre d'acheteurs en mode rétention et deux, la quantité achetée en mode rétention. Une seule série évolutive a été recensée au niveau de l'acquisition, tandis que les deux autres concernent le niveau des prix pratiqués par l'enseigne centrale (dans le cas des enseignes F et I). Toutefois, les séries temporelles évolutives identifiées sont stationnaires en différence, intégrées d'ordre 1, car les séries obtenues après une différenciation des séries originales sont quant à elles, stationnaires. Les résultats des tests de racine unitaire dictent la forme des modèles vectoriels auto-régressifs qui seront construits par la suite. Ainsi, les modèles construits seront des modèles en niveaux, les séries temporelles évolutives étant introduites une fois effectuée la différenciation des valeurs des séries d'origine (Pauwels et *alii.*, 2002).

**Tableau 30 – Résultats des tests de racine unitaire (Dickey-Fuller)**

Produit	Enseigne	Segment	Nb. Acheeteurs en mode acquisition	Nb. Acheeteurs en mode rétention	Quantité achetée en mode acquisition	Quantité achetée en mode rétention	Prix propres	Nb. Acheeteurs auprès de la concurrence	Quantité achetée auprès de la concurrence	Prix de la concurrence
YOGURT	Enseigne A	SEGMENT 1	9,10	7,13	9,17	8,54	8,06	7,87	11,19	7,01
		SEGMENT 2	9,36	4,95	7,69	8,47	8,88	7,83	8,93	7,42
		SEGMENT 3	8,56	6,58	10,66	8,48	8,24	7,41	10,86	8,15
		TOUS SEGMENTS	8,92	7,19	9,21	7,51	8,30	6,98	10,60	7,16
	Enseigne B	SEGMENT 1	10,21	7,56	9,85	9,26	8,40	8,34	9,43	9,04
		SEGMENT 2	9,11	10,12	10,18	9,49	9,59	8,27	11,41	9,75
		SEGMENT 3	8,06	9,61	9,50	10,95	7,02	7,84	9,55	9,51
		TOUS SEGMENTS	9,07	8,96	9,61	10,41	7,31	7,84	9,81	9,67
	Enseigne C	SEGMENT 1	9,58	8,83	11,40	9,92	9,87	8,70	10,19	9,30
		SEGMENT 2	9,05	6,95	10,54	10,18	10,46	7,40	8,65	8,01
		TOUS SEGMENTS	9,32	7,08	9,87	10,59	10,09	7,92	9,64	8,58
		SEGMENT 1	8,10	6,94	9,47	10,40	4,18	6,91	10,44	8,44
	Enseigne D	SEGMENT 2	11,21	8,16	8,29	6,38	4,19	9,08	10,73	10,24
		TOUS SEGMENTS	8,20	6,36	8,07	11,06	5,37	6,75	10,57	8,42
		SEGMENT 1	12,11	9,48	11,88	9,67	12,00	8,47	8,00	7,41
		SEGMENT 2	13,38	11,47	9,07	10,12	11,37	9,33	9,20	8,44
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	SEGMENT 3	12,75	4,10	10,81	10,48	12,72	10,84	8,41	7,86
		TOUS SEGMENTS	13,32	12,76	10,77	11,19	12,36	9,12	7,50	7,06
		SEGMENT 1	6,27	4,60	10,79	5,49	3,45*	8,47	8,62	8,21
		SEGMENT 2	13,44	12,22	10,77	9,29	5,86	8,41	7,88	8,04
	Enseigne F	SEGMENT 3	14,63	2,54*	12,21	12,83	3,86	13,12	9,38	9,81
		TOUS SEGMENTS	15,41	2,07*	10,67	11,25	3,54	9,37	8,61	7,81
		SEGMENT 1	8,59	8,15	10,34	9,59	8,01	7,47	10,72	4,61
		SEGMENT 2	7,52	5,94	9,55	8,59	9,26	8,92	9,96	9,71
	Enseigne G	SEGMENT 3	8,18	7,00	11,79	8,63	6,71	9,72	10,44	10,10
		TOUS SEGMENTS	7,50	6,04	10,74	8,39	6,85	4,67	8,85	5,19
		SEGMENT 1	9,89	7,93	9,69	9,36	9,63	7,96	8,91	7,61
		SEGMENT 2	11,28	8,85	9,77	9,55	8,64	7,92	9,56	8,27
	Enseigne H	TOUS SEGMENTS	9,77	8,33	10,35	8,91	8,80	7,80	8,50	7,20
		SEGMENT 1	9,43	2,89*	7,51	7,63	7,81	6,56	10,20	8,94
		SEGMENT 2	9,24	8,56	7,98	10,15	8,27	8,88	11,04	8,75
		SEGMENT 3	8,26	8,29	8,06	8,60	3,09*	10,23	6,85	8,50
CEREALES	Enseigne I	SEGMENT 4	8,94	8,53	10,38	7,16	7,58	10,10	9,79	6,90
		TOUS SEGMENTS	8,86	7,97	7,27	7,49	7,56	8,58	6,66	8,20
		SEGMENT 1	7,76	5,71	9,21	8,33	7,13	7,45	9,61	8,91
		SEGMENT 2	8,84	7,63	8,39	7,18	8,80	9,96	9,41	8,48
	Enseigne J	SEGMENT 3	8,21	9,32	7,67	5,97	8,32	7,96	7,47	8,27
		TOUS SEGMENTS	7,61	8,10	6,94	6,51	8,44	8,23	8,45	8,40
		SEGMENT 1	10,61	2,65*	11,81	8,83	11,39	7,51	8,29	8,72
		SEGMENT 2	11,93	10,16	6,72	18,00	8,86	9,21	9,26	8,23
	Enseigne K	SEGMENT 3	9,16	5,20	13,37	14,77	11,64	9,75	8,81	9,63
		TOUS SEGMENTS	10,89	4,91	8,59	15,28	10,75	8,09	8,57	8,55
		SEGMENT 1	7,52	4,03	9,56	3,08*	9,33	8,79	9,23	8,40
		SEGMENT 2	11,64	7,67	10,21	9,45	4,54	9,53	7,35	8,85
	Enseigne L	SEGMENT 3	8,48	9,59	10,05	10,12	8,91	8,43	12,17	9,19
		TOUS SEGMENTS	9,09	8,11	8,37	9,90	7,34	8,67	10,10	8,39
		SEGMENT 1	8,18	5,02	8,00	7,34	8,33	6,49	7,56	9,41
		SEGMENT 2	7,40	2,52*	7,59	6,57	8,25	6,80	7,73	9,52
SOUPE	Enseigne M	SEGMENT 3	7,43	5,12	10,17	6,28	8,44	6,79	8,66	10,07
		SEGMENT 4	7,66	3,53	5,79	6,93	8,63	8,15	8,46	10,60
		TOUS SEGMENTS	7,74	4,79	8,32	6,01	7,99	6,03	6,48	9,18
		SEGMENT 1	10,11	4,48	8,93	9,15	10,20	3,74	7,37	7,96
	Enseigne N	SEGMENT 2	8,53	7,78	3,32*	9,85	8,66	6,07	8,81	8,73
		SEGMENT 3	8,34	5,49	8,11	8,20	4,93	6,57	8,37	8,13
		TOUS SEGMENTS	8,14	4,88	7,31	8,84	7,77	3,96	7,08	7,77
		SEGMENT 1	9,10	5,68	7,52	9,54	8,81	8,45	8,05	5,05
BEURRE / MARGARINE	Enseigne O	SEGMENT 2	10,17	8,04	9,27	7,97	8,19	9,68	10,37	9,88
		TOUS SEGMENTS	9,50	7,92	9,26	7,75	7,68	8,64	7,93	8,63
		SEGMENT 1	8,04	8,31	10,02	5,71	6,55	9,77	10,38	10,50
	Enseigne P	SEGMENT 2	8,10	8,49	9,57	7,91	5,73	10,20	9,39	9,92
		TOUS SEGMENTS	7,72	8,21	7,94	3,19*	5,66	9,75	10,19	9,75
		SEGMENT 1	10,37	7,86	10,44	9,49	10,50	8,90	7,72	8,33
	Enseigne Q	SEGMENT 2	12,24	9,70	10,14	10,64	6,08	9,46	8,92	11,22
		TOUS SEGMENTS	11,30	7,92	9,64	10,87	10,36	8,88	8,23	7,97
SEGMENT 1		7,27	4,22	8,16	12,03	7,90	9,34	8,45	8,63	
Enseigne R	SEGMENT 2	8,95	8,64	9,22	9,09	6,48	8,84	11,86	9,85	
	TOUS SEGMENTS	7,65	4,77	8,17	8,74	6,24	9,07	8,53	8,91	

\* L'hypothèse nulle concernant l'existence d'une racine unitaire ne peut être rejetée au niveau de confiance  $p < .05$

Une autre dimension importante pour la forme finale des modèles vectoriels auto-régressifs qui seront construits est le nombre de retards (ou l'ordre de décalage) optimal. Celui-ci est établi en comparant des critères comme AIC (Akaike information criterion), HQ (Hannan-Quinn information criterion) et SC (Schwarz information criterion). L'ordre optimal obtenu pour chaque enseigne et pour chaque segment de clients est présenté dans l'Annexe 7. La décision finale sera basée sur le critère de Schwarz, évalué pour plusieurs ordres de décalage alternatifs. Il conduira à la construction de modèles vectoriels auto-régressifs d'ordre 1.

## **II. Durée de la période d'ajustement**

En l'absence des effets permanents, dévoilée à travers les tests de racine unitaire, un rôle très important dans la formation des effets totaux revient aux effets d'ajustement qui se manifestent au long de la période de « dust-settling ». Tel que les résultats présentés dans l'Annexe 8 l'indiquent, lorsqu'il s'agit d'un choc induit aux prix pratiqués par les enseignes centrales des systèmes vectoriels autorégressifs construits, le temps nécessaire pour que toutes les autres séries présentes dans les systèmes reviennent vers un niveau égal ou non-significativement différent du niveau de base, varie entre 4 et 13 semaines (67.35% des segments nécessitant entre 5 et 8 semaines). Une exception notable est enregistrée dans le cas de l'enseigne M de la catégorie des soupes, dont le deuxième et le troisième segment ont besoin de 19 à 20 semaines pour rétablir leurs niveaux habituels. Lorsqu'il s'agit d'un choc induit aux prix pratiqués par les concurrents (au niveau agrégé), la période d'ajustement dure également entre 4 et 13 semaines (77.55% des segments nécessitant entre 5 et 8 semaines). Une fois de plus l'exception se situe au niveau du troisième segment de l'enseigne M, qui a besoin de 19 semaines pour revenir à son comportement habituel.

## SECTION 5 : TEST DES HYPOTHESES CONCERNANT L'IMPACT D'UNE ACTION PROMOTIONNELLE PROPRE

### I. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur le processus d'acquisition, en tant que composante du Capital Client d'une enseigne

*L'impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 31 – Effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
					Effets immédiats							
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	1,47 *	1,59 *	0,95 *	0,000	0,305	0,000		0,000			
	Enseigne B	1,76 *	1,64 *	1,23 *	0,000	0,336	0,000		0,000			
	Enseigne C	0,60 *	-0,34			0,000						
	Enseigne D	1,50 *	1,64 *			0,328						
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,91 *	1,18 *	1,56 *	0,000	0,033	0,000		0,008			
	Enseigne F	0,79 *	0,56 *	0,85 *	0,298	0,131	0,763		0,177			
	Enseigne G	0,79 *	0,81 *	1,54 *	0,000	0,867	0,000		0,000			
	Enseigne H	1,26 *	3,27 *			0,000						
CEREALES	Enseigne I	0,65 *	-0,04	0,05	0,25 *	0,000	0,000	0,000	0,009	0,132	0,027	0,108
	Enseigne J	0,35 *	0,60 *	0,25 *		0,000	0,000	0,168		0,000		
	Enseigne K	0,84 *	0,81 *	1,52 *		0,000	0,390	0,000		0,000		
	Enseigne L	-1,21	1,22 *	2,14 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	0,67 *	0,70 *	0,93 *	2,25 *	0,000	0,750	0,001	0,000	0,008	0,000	0,000
	Enseigne N	0,73 *	0,74 *	0,31 *		0,000	0,918	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	1,69 *	1,30 *			0,000						
	Enseigne P	1,26 *	1,12 *			0,650						
	Enseigne Q	1,19 *	1,19 *			0,978						
	Enseigne R	0,43 *	1,11 *			0,000						

\*p<0.05

Les résultats présents dans le tableau 31 mettent en évidence l'impact immédiat majoritairement et significativement positif (91.83% de cas à un seuil de 5%) d'une action promotionnelle sur le nombre de prospects qui réalisent un achat auprès de l'enseigne initiatrice. Néanmoins ces effets n'ont pas la même intensité pour tous les segments constitués en fonction de la Lifetime Value prédite des clients. Ainsi, là où la base de clients a permis la constitution de plus de 2 segments de clients, ce qui est le cas pour 11 enseignes, l'ANOVA fait apparaître une différence significative entre les

segments appartenant à la même enseigne dans 10 cas (90.91% des cas). Les écarts entre les effets enregistrés au niveau des paires de segments appartenant à la même enseigne sont significatifs à un seuil de 5% en proportion de 67.39% (31 des 46 combinaisons possibles).

Ces résultats permettent la validation de l'hypothèse H1a selon laquelle les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*L'impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 32 – Effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
					Effets immédiats							
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	0,63 *	1,14 *	0,90 *	0,000	0,000	0,000		0,015			
	Enseigne B	1,32 *	1,05 *	0,37 *	0,000	0,022	0,000		0,000			
	Enseigne C	0,71 *	0,90 *			0,003						
	Enseigne D	0,79 *	1,18 *			0,004						
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,37 *	0,94 *	1,57 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne F	0,23 *	0,29 *	0,63 *	0,101	0,663	0,072		0,134			
	Enseigne G	0,49 *	0,78 *	1,03 *	0,002	0,049	0,001		0,090			
	Enseigne H	1,38 *	3,37 *			0,000						
CEREALES	Enseigne I	1,01 *	0,98 *	1,07 *	0,285	0,737	0,480	0,328	0,018	0,366	0,103	
	Enseigne J	0,60 *	0,86 *	0,94 *	0,000	0,000	0,000		0,002			
	Enseigne K	0,50 *	0,36 *	0,86 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne L	-1,05	1,01 *	1,31 *	0,000	0,000	0,000		0,017			
SOUPE	Enseigne M	0,53 *	0,26 *	0,01	1,97 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne N	0,51 *	0,49 *	0,51 *		0,954	0,787	0,900	0,849			
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,75 *	0,52 *			0,000						
	Enseigne P	0,88 *	1,00 *			0,667						
	Enseigne Q	1,01 *	0,94 *			0,597						
	Enseigne R	0,58 *	1,12 *			0,000						

\*p<0.05

L'impact immédiat d'une action promotionnelle sur la quantité achetée par les prospects qui réalisent un achat auprès de l'enseigne initiatrice est également positif et significatif à un seuil de 5% dans 95.92% des cas. En examinant les résultats de l'ANOVA effectuée, il peut être établi que les différences entre les effets enregistrés au niveau des différents segments qui composent la base clients d'une enseigne donnée sont significatives dans 72.73% des cas. Les écarts entre les effets enregistrés au niveau des paires de segments



appartenant à la même enseigne sont significatifs à un seuil de 5% en proportion de 69.57% (32 des 46 combinaisons possibles).

Ces résultats permettent la validation de l'hypothèse H1b selon laquelle les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode acquisition seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 33 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets d'ajustement				ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4								
YAOURT	Enseigne A	-0,21 *	0,12	-0,16 *	0,000	0,000	0,511		0,001			
	Enseigne B	0,01	-0,26 *	-0,65 *	0,000	0,070	0,000		0,006			
	Enseigne C	0,19	-0,46 *			0,000						
	Enseigne D	-0,57 *	0,13			0,000						
PIZZA	Enseigne E	-0,58 *	0,56	-0,19 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne F	0,23	-0,32 *	-2,25 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
SURGELEE	Enseigne G	-2,00 *	-0,51 *	-1,38 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne H	-0,87 *	-0,04			0,000						
CEREALES	Enseigne I	-0,005	-0,10 *	-0,23 *	-3,21 *	0,000	0,053	0,000	0,000	0,005	0,000	0,000
	Enseigne J	0,18	0,21	-0,09 *		0,000	0,409	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,04	0,36	-0,02		0,000	0,000	0,310		0,000		
	Enseigne L	0,52	-0,08 *	-0,90 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	0,14	1,65	2,13	0,19	0,000	0,000	0,000	0,863	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	-0,32 *	0,32	0,42		0,000	0,000	0,000		0,121		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,11	-0,37 *				0,000					
	Enseigne P	-0,50 *	-0,47 *				0,927					
	Enseigne Q	0,16	-0,33 *				0,000					
	Enseigne R	-0,02	0,56				0,000					

\*p<0.05

Le tableau 33 met en évidence des effets d'ajustement significativement négatifs dans 51.02% des cas, sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition à travers les enseignes et les segments de clients. Cette proportion n'est néanmoins pas suffisante pour valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Là où plus de deux segments de clients ont pu être constitués, les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur le niveau des prix pratiqués par les enseignes centrales sont significativement différents à travers les segments dans 100% des cas. Au niveau de paires de segments appartenant à la même

enseigne, les tests t révèlent des différences significatives au seuil de 5% dans 82.61% des cas.

48.89% des effets immédiats positifs sont suivis par des effets d'ajustement négatifs en termes de nombre de prospects ayant effectué un achat. Dans 86.36% de ces cas, les valeurs absolues des effets d'ajustement sont inférieures aux valeurs positives des effets immédiats.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H1c selon laquelle les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement négatifs. Ces effets seront néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 34 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets d'ajustement						
						ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,01	0,13	-0,05 *		0,000	0,008	0,196		0,002		
	Enseigne B	-0,01	-0,33 *	-0,07		0,015	0,019	0,550		0,021		
	Enseigne C	0,03	-0,27 *				0,000					
	Enseigne D	-0,32 *	0,13				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,39 *	0,80	0,42		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	0,20	-0,20 *	-2,14 *		0,000	0,001	0,000		0,000		
	Enseigne G	-1,52 *	-0,15 *	-0,13 *		0,000	0,000	0,000		0,832		
	Enseigne H	-0,62 *	0,14				0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,37	0,22	0,58	-1,96 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	-0,01	0,17	0,42		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,02	0,21	0,06		0,000	0,000	0,268		0,000		
	Enseigne L	0,22	-0,02	-1,04 *		0,000	0,002	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,03 *	-0,44 *	-0,42 *	0,83	0,000	0,000	0,000	0,000	0,765	0,000	0,000
	Enseigne N	-0,43 *	0,22	0,29		0,000	0,000	0,000		0,289		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,04	0,27				0,000					
	Enseigne P	-0,25 *	-0,10 *				0,563					
	Enseigne Q	-0,06 *	-0,28 *				0,000					
	Enseigne R	0,35	1,10				0,000					

\*p<0.05

Tel que le tableau 34 l'illustre, les effets d'ajustement de la quantité achetée par les prospects ayant effectué un achat suite à une opération promotionnelle sur les prix de

l'enseigne centrale sont eux significativement négatifs dans seulement 42.86% des cas. Les écarts entre les segments de clients constitués en fonction de la Lifetime Value prédite sont significatifs dans 100% des cas, pour les enseignes comportant plus de deux segments. Lorsqu'il s'agit de paires de segments appartenant à la même enseigne, la proportion des paires présentant des niveaux d'ajustement significativement différents à un seuil de 5% est de 84.78%.

42.55% des effets immédiats positifs sont suivis par des effets d'ajustement négatifs en termes de quantité achetée par les prospects ayant effectué un achat. Dans 75% de ces cas, les valeurs absolues des effets d'ajustement sont inférieures aux valeurs positives des effets immédiats.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H1d selon laquelle les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition seront majoritairement négatifs. Ces effets seront néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 35 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
						Effets totaux						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	1,27 *	1,71 *	0,79 *		0,000	0,001	0,000		0,000		
	Enseigne B	1,76 *	1,38 *	0,58 *		0,000	0,070	0,000		0,000		
	Enseigne C	0,79 *	-0,79					0,000				
	Enseigne D	0,93 *	1,77 *					0,000				
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,33 *	1,75 *	1,37 *		0,000	0,000	0,000		0,026		
	Enseigne F	1,02 *	0,24 *	-1,40		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne G	-1,21	0,30 *	0,16		0,000	0,000	0,000		0,486		
	Enseigne H	0,38 *	3,23 *					0,000				
CEREALES	Enseigne I	0,65 *	-0,13	-0,18	-2,96	0,000	0,000	0,000	0,000	0,588	0,000	0,000
	Enseigne J	0,52 *	0,81 *	0,16 *		0,000	0,001	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,88 *	1,17 *	1,50 *		0,000	0,000	0,000		0,008		
	Enseigne L	-0,69	1,14 *	1,23 *		0,000	0,000	0,000		0,552		
SOUPE	Enseigne M	0,81 *	2,35 *	3,06 *	2,43 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,821	0,108
	Enseigne N	0,41 *	1,06 *	0,73 *		0,000	0,000	0,015		0,004		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	1,80 *	0,93 *				0,000					
	Enseigne P	0,76 *	0,65 *				0,796					
	Enseigne Q	1,35 *	0,87 *				0,004					
	Enseigne R	0,41 *	1,67 *				0,000					

\*p<0.05

En absence des effets permanents, justifiée par le caractère stationnaire des séries temporelles des incidences d’achat parmi les prospects de chaque enseigne, et puisque la plupart des effets d’ajustement négatifs sont inférieurs en valeur absolue aux effets immédiats positifs qu’ils suivent, les effets totaux d’un choc exercé sur les prix de l’enseigne centrale sur le nombre de prospects qui réaliseront un achat d’acquisition sont majoritairement et significativement positifs (83.67% des cas). Ces effets totaux sont significativement différents à travers les segments de clients appartenant à une même enseigne, pour toutes les enseignes dont les bases client ont permis la constitution de plus de deux segments. Pour les paires de segments appartenant aux mêmes enseignes, les différences entre les effets totaux sont significatives à un seuil de 5% dans 84.78% des cas.

Ces résultats permettent de valider l’hypothèse H1e selon laquelle, en absence d’effets permanents, les effets totaux d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d’ajustement seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :

**Tableau 36 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
						Effets totaux						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	0,61 *	1,27 *	0,85 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne B	1,31 *	0,72 *	0,30 *		0,000	0,004	0,000		0,006		
	Enseigne C	0,74 *	0,63 *				0,185					
	Enseigne D	0,47 *	1,31 *				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,01	1,74 *	1,98 *		0,000	0,000	0,000		0,125		
	Enseigne F	0,43 *	0,10	-1,52		0,000	0,076	0,000		0,000		
	Enseigne G	-1,03	0,63 *	0,91 *		0,000	0,000	0,000		0,084		
CEREALES	Enseigne H	0,76 *	3,51 *				0,000					
	Enseigne I	1,38 *	1,20 *	1,65 *	-1,09	0,000	0,057	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	0,59 *	1,03 *	1,36 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,51 *	0,58 *	0,92 *		0,000	0,021	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne L	-0,84	0,99 *	0,28 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne M	0,50 *	-0,18	-0,41	2,80 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,007	0,000	0,000
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne N	0,09	0,71 *	0,79 *		0,000	0,000	0,000		0,428		
	Enseigne O	0,79 *	0,78 *				0,933					
	Enseigne P	0,63 *	0,89 *				0,472					
	Enseigne Q	0,96 *	0,66 *				0,049					
	Enseigne R	0,93 *	2,21 *				0,000					

\*p<0.05

Les tests de racine unitaire ont montré le caractère stationnaire des séries temporelles des volumes d’achat réalisés par les prospects de chaque enseigne. Ainsi, aucun effet permanent d’un choc inattendu exercé sur les prix d’une enseigne n’a pu être mis en évidence. Les effets d’ajustement lorsqu’ils sont négatifs, ne sont généralement pas suffisamment importants pour annuler les effets immédiats positifs enregistrés en termes de volume d’achat en mode acquisition. Ainsi, les effets totaux sont dans 81.63% des cas significativement positifs. L’ANOVA réalisée pour les enseignes comportant plus de deux segments de clients a révélé que les écarts enregistrés à travers les segments appartenant à la même enseigne sont significatifs dans 100% des cas. A leur tour, les tests t ont permis d’établir que les écarts enregistrés dans le cas des paires des segments appartenant à la même enseigne sont statistiquement significatifs à un seuil de 5% dans 82.61% des cas.

Ces résultats permettent de valider l’hypothèse H1f selon laquelle, en absence d’effets permanents, les effets totaux d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d’ajustement

seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

## II. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur le processus de rétention, en tant que composante du Capital Client d'une enseigne

*Impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 37 – Effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets immédiats				ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4								
YAOURT	Enseigne A	-0,39	0,28 *	0,26 *	0,000	0,000	0,000		0,557			
	Enseigne B	0,01	1,27 *	0,43 *	0,000	0,000	0,003		0,000			
	Enseigne C	-0,49	0,02			0,000						
	Enseigne D	2,54 *	1,12 *			0,000						
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,00	1,30 *	0,95 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne F	2,74 *	1,24 *	0,75 *	0,000	0,000	0,000		0,002			
	Enseigne G	0,04	0,53 *	0,42 *	0,020	0,023	0,007		0,567			
	Enseigne H	2,43 *	1,94 *			0,002						
CEREALES	Enseigne I	0,91 *	0,05 *	-0,02	0,28 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,042	0,000	0,000
	Enseigne J	1,05 *	0,22 *	0,58 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,25 *	1,46 *	0,83 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	0,29 *	0,48 *	0,56 *		0,149	0,260	0,011		0,593		
SOUPE	Enseigne M	-0,33	0,04	0,25 *	0,55 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	2,26 *	1,25 *	-0,04		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	2,63 *	1,10 *				0,000					
	Enseigne P	0,54 *	0,77 *				0,188					
	Enseigne Q	1,33 *	1,19 *				0,457					
	Enseigne R	-0,53	0,83 *				0,000					

\*p<0.05

Les coefficients présentés dans le tableau 37 font état de l'impact immédiat significativement positif dans 77.55% des cas, d'un choc inattendu exercé sur le niveau des prix propres sur le nombre de clients actifs de l'enseigne initiatrice qui réalisent un achat. Les écarts consignés entre les différents segments des enseignes pour lesquelles il a été possible de constituer plus de deux segments de clients sur la base de la Lifetime Value prédite, sont significatifs à un seuil de 5% dans 90.91% des cas. Les écarts entre les effets enregistrés au niveau des paires de segments appartenant à la même enseigne sont

significatifs à un seuil de 5% en proportion de 86.96% (40 des 46 combinaisons possibles).

Ces résultats permettent de valider l'hypothèse H2a selon laquelle les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 38 – Effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets immédiats											
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-0,09	0,51 *	0,42 *	0,000	0,000	0,000				0,001	
	Enseigne B	0,20	1,17 *	0,33 *	0,000	0,000	0,324		0,000			
	Enseigne C	-0,25	0,90 *			0,000						
	Enseigne D	2,03 *	0,71 *			0,000						
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,29	1,04 *	0,38 *	0,000	0,000	0,000				0,000	
	Enseigne F	2,69 *	1,02 *	0,48 *	0,000	0,000	0,000				0,001	
	Enseigne G	0,11	0,86 *	0,55 *	0,000	0,001	0,001				0,098	
	Enseigne H	2,62 *	1,45 *			0,000						
CEREALES	Enseigne I	1,07 *	0,61 *	0,55 *	0,58 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,017	0,012
	Enseigne J	0,42 *	0,47 *	0,58 *		0,000	0,265	0,001				
	Enseigne K	-0,12	0,81 *	0,59 *		0,000	0,000	0,000				0,002
	Enseigne L	0,24 *	0,68 *	0,30 *		0,002	0,007	0,556				0,004
SOUPE	Enseigne M	0,53 *	0,44 *	0,45 *	0,54 *	0,000	0,000	0,000	0,501	0,721	0,000	0,000
	Enseigne N	2,09 *	1,07 *	0,57 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	2,03 *	0,62 *				0,000					
	Enseigne P	0,62 *	0,38 *				0,171					
	Enseigne Q	1,44 *	1,04 *				0,025					
	Enseigne R	-0,41	0,52 *				0,000					

\*p<0.05

L'impact immédiat d'une action promotionnelle sur la quantité achetée par les clients actifs de l'enseigne initiatrice est également significativement positif dans la plupart des cas (85.71%). Il est intéressant de remarquer que les cinq situations dans lesquelles apparaissent des effets négatifs concernent seulement des segments caractérisés par de faibles Lifetime Values prédites. Les écarts constatés entre les segments de clients constitués par rapport à la Lifetime Value prédite de leurs membres sont significatifs dans 100% des cas lorsqu'il s'agit d'un nombre de segments par enseigne supérieur à deux. Pour les paires des segments appartenant à une même enseigne, les écarts entre les effets

immédiats sur la quantité achetée en mode rétention, d'un choc inattendu exercé sur le prix de l'enseigne centrale, sont significatifs à un seuil de 5% dans 84.78% des cas.

Ces résultats permettent de valider l'hypothèse H2b selon laquelle les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 39 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets d'ajustement				ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4								
YAOURT	Enseigne A	-0,57 *	-0,05 *	0,26	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne B	-0,02	0,48	-0,13 *	0,000	0,001	0,440		0,000			
	Enseigne C	-0,12	-0,29 *				0,228					
	Enseigne D	2,38	-0,04				0,000					
PIZZA	Enseigne E	-0,58 *	-0,09	-0,20 *	0,000	0,001	0,004		0,118			
	Enseigne F	0,55	-1,30 *	0,06	0,000	0,000	0,001		0,000			
SURGELEE	Enseigne G	-1,50 *	-0,90 *	-0,85 *	0,005	0,023	0,001		0,820			
	Enseigne H	0,29	-0,42 *			0,000						
CEREALES	Enseigne I	1,95	-0,15 *	0,19	0,23	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,083	
	Enseigne J	0,29	-0,02	-0,22 *		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000		
	Enseigne K	-0,92 *	0,29	-0,08 *		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000		
	Enseigne L	1,13	-0,51 *	0,28		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,92 *	-1,30 *	-0,38 *	0,52	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne N	0,36	1,47	0,07		0,000	0,000	0,119	0,000			
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-1,41 *	-0,19 *				0,000					
	Enseigne P	-0,70 *	-0,18 *				0,009					
	Enseigne Q	-0,0001	0,57				0,000					
	Enseigne R	-1,71 *	-0,10 *				0,000					

\*p<0.05

Tel que les coefficients d'ajustement présentés dans le tableau 39 l'indiquent, les effets d'ajustement subis par le nombre de clients actifs de l'enseigne centrale sont significativement négatifs dans 51.02% des cas. Il est à noter que ce pourcentage est égal à celui enregistré dans le cas des prospects. Il est toutefois pas suffisant pour valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Les écarts remarquables entre les différents segments constitués en s'appuyant sur la Lifetime Value prédite de chaque client sont significatifs pour toutes les enseignes présentant plus de deux segments (ANOVA), ainsi que pour celles disposant de seulement deux segments (tests t) à la seule exception de



l'enseigne C. En ce qui concerne les paires de segments appartenant à une même enseigne, les écarts entre les effets d'ajustement sur le nombre d'acheteurs en mode rétention, d'un choc inattendu exercé sur le prix de l'enseigne centrale, sont significatifs à un seuil de 5% dans 86.96% des cas.

47.37% des effets immédiats positifs sont suivis par des effets d'ajustement négatifs. Lorsque cela arrive, 44.44% des effets d'ajustement négatifs constatés sur le nombre d'acheteurs en mode rétention sont supérieurs en valeur absolue aux effets immédiats positifs.

Ces résultats ne permettent pas de valider l'hypothèse H2c selon laquelle les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement négatifs. Ces effets seront néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 40 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
		Effets d'ajustement										
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,42 *	0,13	0,11		0,000	0,000	0,000		0,283		
	Enseigne B	-0,03	0,30	0,02		0,012	0,023	0,681		0,000		
	Enseigne C	0,20	-0,09 *				0,027					
	Enseigne D	1,69	0,02				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,29 *	-0,07	0,05		0,024	0,144	0,017		0,077		
	Enseigne F	0,32	-1,34 *	0,02		0,000	0,000	0,038		0,000		
	Enseigne G	-1,45 *	-0,93 *	-0,08 *		0,000	0,060	0,000		0,000		
	Enseigne H	0,23	-0,29 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	1,27	0,22	0,38	0,37	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,375
	Enseigne J	0,07	0,15	-0,05 *		0,000	0,001	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,62 *	0,04	-0,09 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	1,11	-0,53 *	-0,09 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	0,01	-0,35 *	-0,20 *	0,28	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	0,26	1,13	0,28		0,000	0,000	0,910		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-1,02 *	0,07				0,000					
	Enseigne P	-0,38 *	0,19				0,002					
	Enseigne Q	0,25	0,72				0,000					
	Enseigne R	-0,68 *	0,14				0,000					

\*p<0.05

Le tableau 40 fait état d'effets d'ajustement sur la quantité achetée en mode rétention significativement négatifs dans seulement 36.73% des cas. Ce constat est donc similaire à la situation révélée par l'analyse des coefficients d'ajustement de la quantité moyenne achetée en mode acquisition. Les écarts entre les segments de clients constitués en fonction de la Lifetime Value prédite de leurs membres sont statistiquement significatifs à un seuil de 5% tant dans le cas des enseignes présentant deux segments (tests t) que dans celui des enseignes pour lesquelles il a été possible de constituer un nombre supérieur de segments (ANOVA). Les résultats des tests t réalisés afin de tester le niveau de signification statistique des écarts enregistrés entre toutes les combinaisons possibles de deux segments appartenant à la même enseigne, indiquent à un niveau de 5% une proportion de 84.78% des écarts significatifs.

30.95% des effets immédiats positifs sont suivis par des effets d'ajustement négatifs. Lorsque cela arrive, seulement 15.38% des effets d'ajustement négatifs constatés sur la quantité achetée en mode rétention sont supérieurs en valeur absolue aux effets immédiats positifs.

Ces résultats ne permettent pas de valider l'hypothèse H2d selon laquelle les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention seront majoritairement négatifs. Ces effets seront néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 41 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode rétention**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
						Effets totaux						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,96	0,23 *	0,52 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne B	-0,01	1,74 *	0,30 *		0,000	0,000	0,090		0,000		
	Enseigne C	-0,61	-0,27				0,103					
	Enseigne D	4,91 *	1,08 *				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,58	1,21 *	0,75 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	3,29 *	-0,06	0,81 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne G	-1,46	-0,37	-0,43		0,000	0,002	0,000		0,804		
	Enseigne H	2,71 *	1,52 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	2,86 *	-0,10	0,18 *	0,51 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	1,35 *	0,20 *	0,37 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,68	1,76 *	0,75 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	1,42 *	-0,02	0,83 *		0,000	0,000	0,002		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-1,24	-1,26	-0,13	1,07 *	0,000	0,855	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	2,62 *	2,72 *	0,03		0,000	0,748	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	1,22 *	0,91 *				0,160					
	Enseigne P	-0,16	0,59 *				0,006					
	Enseigne Q	1,33 *	1,76 *				0,075					
	Enseigne R	-2,24	0,72 *				0,000					

\*p<0.05

Les effets permanents d’un choc inattendu exercé sur les prix de l’enseigne centrale sont absents, ce qui se justifie par le caractère stationnaire des séries temporelles des incidences d’achat parmi les clients actifs de chaque enseigne. Néanmoins, une partie importante des effets d’ajustement négatifs sont supérieurs en valeur absolue aux effets immédiats positifs, ce qui implique que même si les effets totaux d’un choc exercé sur les prix de l’enseigne centrale sur le nombre de clients actifs qui réaliseront un achat de rétention demeurent majoritairement positifs (63.27% des cas), cette proportion est nettement inférieure à celle constatée dans le cas des effets totaux sur le nombre de prospects qui réaliseront un achat considéré comme étant d’acquisition (83.67% des cas). Ces effets totaux sont significativement différents à travers les segments de clients appartenant à une même enseigne, pour toutes les enseignes dont les bases client ont permis la constitution de plus de deux segments. Pour les paires de segments appartenant aux mêmes enseignes, les différences entre les effets totaux sont statistiquement significatives à un seuil de 5% dans 84.78% des cas.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

Ces résultats permettent de valider l'hypothèse H2e selon laquelle, en absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

**Tableau 42 – Effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets totaux						
						ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,50	0,63 *	0,53 *		0,000	0,000	0,000		0,001		
	Enseigne B	0,16	1,47 *	0,35 *		0,000	0,000	0,284		0,000		
	Enseigne C	-0,05	0,81 *				0,000					
	Enseigne D	3,71 *	0,74 *				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,58	0,97 *	0,43 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	3,01 *	-0,32	0,50 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne G	-1,34	-0,08	0,47 *		0,000	0,001	0,000		0,039		
	Enseigne H	2,85 *	1,16 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	2,34 *	0,84 *	0,92 *	0,95 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,242
	Enseigne J	0,49 *	0,61 *	0,53 *		0,009	0,013	0,448		0,000		
	Enseigne K	-0,74	0,85 *	0,50 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	1,35 *	0,15	0,21 *		0,000	0,000	0,000		0,720		
SOUPE	Enseigne M	0,54 *	0,09 *	0,25 *	0,83 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	2,35 *	2,19 *	0,85 *		0,000	0,586	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	1,01 *	0,69 *				0,102					
	Enseigne P	0,24	0,57 *				0,180					
	Enseigne Q	1,69 *	1,76 *				0,726					
	Enseigne R	-1,09	0,67 *				0,000					

\*p<0.05

Les tests de racine unitaire ont montré le caractère stationnaire des séries temporelles des volumes d'achat réalisés par les clients actifs de chaque enseigne. Ainsi, aucun effet permanent d'un choc inattendu exercé sur les prix d'une enseigne n'a pu être mis en évidence. Les effets d'ajustement sont majoritairement positifs et, lorsqu'ils sont négatifs, ils ne parviennent pas à annuler les effets immédiats positifs enregistrés en termes de volume d'achat en mode acquisition. Ainsi, les effets totaux sont dans 77.55% des cas positifs. Cette proportion est supérieure à celle enregistrée dans le cas des effets totaux sur le nombre de clients actifs qui effectueront un achat de rétention suite à une opération promotionnelle. Il est donc envisageable que pour certaines enseignes les effets totaux négatifs en termes d'incidence d'achat en mode rétention soient compensés par des effets totaux de volume en mode rétention positifs. Néanmoins, la moitié des segments présentant des effets totaux négatifs en termes d'incidence d'achat en mode rétention, présentent également des effets totaux négatifs en termes de quantités moyennes achetées en mode rétention. Ces segments méritent donc une analyse approfondie afin d'identifier

les causes de ce comportement spécifique. L'ANOVA réalisée pour les enseignes comportant plus de deux segments de clients a révélé que les écarts enregistrés à travers les segments appartenant à la même enseigne sont significatifs dans 100% des cas. A leur tour, les tests t ont permis d'établir que les écarts enregistrés dans le cas des paires des segments appartenant à la même enseigne sont statistiquement significatifs dans 82.61% des cas.

Ces résultats permettent de valider l'hypothèse H2f selon laquelle, en absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

### III. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur l'activité des clients auprès de la concurrence

*Impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs actifs auprès de la concurrence à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 43 – Effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs actifs auprès de la concurrence**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Enseigne	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets immédiats						
						ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,21 *	-0,28 *	-0,48 *		0,000	0,006	0,000		0,000		
	Enseigne B	-0,14 *	-0,24 *	-0,19 *		0,001	0,000	0,041		0,140		
	Enseigne C	0,07	-0,08 *				0,000					
	Enseigne D	-0,03 *	0,11				0,001					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,03	-0,12 *	-0,22 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	-0,03 *	-0,04 *	-0,20 *		0,000	0,424	0,000		0,000		
	Enseigne G	-0,18 *	-0,15 *	-0,26 *		0,000	0,158	0,001		0,000		
	Enseigne H	-0,23 *	-0,14 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,01	-0,07 *	-0,30 *	-0,05 *	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,114	0,000
	Enseigne J	-0,003	-0,10 *	-0,07 *		0,001	0,000	0,003		0,339		
	Enseigne K	-0,05 *	-0,06 *	-0,20 *		0,000	0,391	0,000		0,000		
	Enseigne L	-0,03 *	0,03	0,03		0,000	0,000	0,001		0,926		
SOUPE	Enseigne M	0,02	0,49	0,26	-0,45 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	0,05	0,10	0,36		0,000	0,040	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,04	0,56				0,000					
	Enseigne P	-0,07 *	0,08				0,000					
	Enseigne Q	0,08	1,44				0,000					
	Enseigne R	0,10	-0,18 *				0,000					

\*p<0.05

Tel que les coefficients présentés dans le tableau 43 l'indiquent, l'impact immédiat d'une action promotionnelle propre sur l'activité transactionnelle des clients de l'enseigne centrale auprès de ses concurrents sont significativement négatifs dans 61.22% des cas. Cette proportion n'est pas suffisante pour valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Néanmoins, les coefficients négatifs ne sont pas repartis de manière uniforme à travers les catégories de produits. Si dans la catégorie des pizzas surgelées, leur proportion atteint 90.91%, elle ne s'élève qu'à 14.29% dans la catégorie de soupes. De manière générale, ces coefficients sont plus faibles que ceux qui décrivent l'activité en mode acquisition et rétention des mêmes clients auprès de l'enseigne initiatrice. Ce constat soutient l'hypothèse selon laquelle l'activité promotionnelle d'une enseigne n'exerce qu'une faible influence sur le comportement de ses clients auprès de ses concurrents. L'impact d'une action promotionnelle propre sur l'incidence d'achat de ses clients auprès de ses concurrents n'est pas homogène à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite. Ainsi, lorsque la base de clients a permis la constitution de plus de 2 segments de clients, l'ANOVA fait apparaître une différence significative entre les segments appartenant à la même enseigne dans 100% des cas. A leur tour, les tests t ont permis d'établir que les écarts enregistrés dans le cas des paires des segments appartenant à la même enseigne sont statistiquement significatifs à un seuil de 5% dans 84.78% des cas.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H3a selon laquelle les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre de clients qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs. Ces effets sont néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée auprès de la concurrence à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 44 - Effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets immédiats											
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	0,04	-0,02 *	-0,12 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne B	-0,04 *	0,01	-0,10 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne C	-0,01 *	0,06			0,000						
	Enseigne D	-0,06 *	-0,13 *			0,000						
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,02	0,02	0,00	0,007	0,816	0,009		0,005			
	Enseigne F	-0,05 *	-0,08 *	-0,18 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne G	-0,03 *	-0,07 *	-0,04 *	0,001	0,000	0,580		0,005			
	Enseigne H	-0,01 *	0,00			0,093						
CEREALES	Enseigne I	0,03	-0,08 *	-0,16 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne J	-0,04 *	0,01	-0,04 *	0,000	0,000	0,742		0,000			
	Enseigne K	-0,01 *	-0,04 *	-0,08 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne L	0,02	0,00	0,00	0,003	0,000	0,006		0,979			
SOUPE	Enseigne M	0,01	0,01	0,09	0,00	0,258	0,747	0,009	0,888	0,022	0,791	0,179
	Enseigne N	-0,10 *	0,00	0,04		0,000	0,000	0,000	0,082			
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,00	0,04			0,025						
	Enseigne P	-0,02 *	-0,03 *			0,958						
	Enseigne Q	-0,02 *	1,06			0,000						
	Enseigne R	0,01	0,09			0,000						

\*p<0.05

Les résultats présents dans le tableau 44 mettent en lumière un impact relativement faible, mais néanmoins significativement négatif dans 53.06% des cas des actions promotionnelles initiées par l'enseigne centrale sur le volume d'achat de ses propres clients auprès des enseignes concurrentes. Cette proportion n'est pas suffisante pour valider le caractère négatif de ce type d'effets. L'intensité de ces impacts est significativement différente à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite dans 90.91% des cas dans lesquels plus de deux segments ont pu être formés. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 76.09% des paires de segments appartenant à la même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H3b selon laquelle les effets immédiats d'une action promotionnelle sur la quantité achetée par les clients de l'enseigne initiatrice qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs. Ces effets sont néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs actifs auprès de la concurrence à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 45 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs actifs auprès de la concurrence**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
		Effets d'ajustement										
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	0,15	0,16	-0,36 *		0,000	0,600	0,000		0,000		
	Enseigne B	-0,04 *	-0,17 *	-0,15 *		0,000	0,000	0,000		0,660		
	Enseigne C	0,07	-0,21 *				0,000					
	Enseigne D	-0,06 *	-0,04				0,566					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,07	0,26	0,08		0,000	0,000	0,735		0,000		
	Enseigne F	0,11	0,06	0,03		0,018	0,016	0,016		0,442		
	Enseigne G	-0,23 *	-0,13 *	-0,16 *		0,000	0,000	0,016		0,192		
	Enseigne H	-0,04 *	-0,08 *				0,033					
CEREALES	Enseigne I	0,04	0,01	-0,14 *	-0,02 *	0,000	0,211	0,000	0,002	0,000	0,027	0,000
	Enseigne J	-0,04 *	-0,26 *	-0,18 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,05 *	0,06	-0,11 *		0,000	0,000	0,006		0,000		
	Enseigne L	0,04	0,05	0,26		0,000	0,220	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,61 *	-1,28 *	-0,27 *	1,19	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	0,10	0,67	1,24		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,16 *	-0,79 *				0,000					
	Enseigne P	0,03	0,21				0,000					
	Enseigne Q	0,05	0,08				0,709					
	Enseigne R	0,05	0,35				0,000					

\*p<0.05

Les coefficients d’ajustements présentés dans le tableau 45, significativement négatifs à hauteur de 46.94%, mettent en évidence les plusieurs cas de figure qui mènent à ce résultat mitigé. Plus de la moitié (56.67%) des segments de clients ayant présenté des effets immédiats négatifs en termes d’incidence d’achat auprès des enseignes concurrentes de l’enseigne initiatrice continuent à être impactés de manière négative au cours de la période d’ajustement. Lorsqu’ils présentent des effets d’ajustement positifs, ceux-ci arrivent à neutraliser les impacts immédiats négatifs dans 53.85% des cas. Les segments ayant présenté des impacts immédiats positifs sont caractérisés par une certaine stabilité du comportement auprès des enseignes concurrentes, car ils sont 66.67% à présenter une élasticité positive au long de la période d’ajustement. Les coefficients d’ajustement de l’incidence d’achat auprès des concurrents de l’enseigne initiatrice de l’action promotionnelle sont significativement différents à travers les segments de clients formés par rapport à leurs Lifetime Values prédites pour toutes les enseignes centrales avec plus de deux segments de clients. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 80.43% des paires de segments appartenant à la même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l’hypothèse H3c selon laquelle les effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur le nombre de clients qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs. Toutefois, ces effets seront significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.



Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée auprès de la concurrence à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :

**Tableau 46 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
		Effets d'ajustement										
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,13 *	0,00	-0,13 *		0,000	0,000	0,660		0,000		
	Enseigne B	-0,01	0,00	-0,04 *		0,016	0,408	0,052		0,018		
	Enseigne C	0,03	-0,06 *				0,000					
	Enseigne D	0,00	-0,07 *				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,07	-0,08 *	-0,03 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	0,01	0,02	-0,06 *		0,000	0,329	0,000		0,000		
	Enseigne G	0,02	0,11	0,19		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	0,02	0,01				0,039					
CEREALES	Enseigne I	-0,04 *	0,01	-0,11 *	-0,06 *	0,000	0,000	0,000	0,011	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	0,06	-0,02 *	-0,07 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,09	-0,06 *	-0,11 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	0,05	0,03	-0,04 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,09 *	-0,07 *	-0,07 *	0,50	0,000	0,527	0,579	0,000	0,924	0,000	0,000
	Enseigne N	0,06	0,08	0,40		0,000	0,059	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,01	0,08				0,000					
	Enseigne P	0,02	-0,12 *				0,000					
	Enseigne Q	0,06	-0,19 *				0,001					
	Enseigne R	-0,03 *	-0,04 *				0,395					

\*p<0.05

En ce qui concerne la quantité achetée auprès des enseignes concurrentes, les coefficients d'ajustement, significativement négatifs dans seulement 46.94% des cas, révèlent aussi plusieurs comportements possibles. Ainsi, pour les segments de clients ayant présenté des effets immédiats significativement négatifs, ceux-ci sont suivis par des effets d'ajustement positifs dans 50% des cas et, parmi ceux-ci, 53.84% parviennent à les neutraliser, voire les surpasser. En revanche, les effets immédiats positifs sont suivis dans 68.42% des cas par des effets d'ajustement négatifs, parmi lesquels 69.23% sont en mesure de les neutraliser, voir dépasser. Comme dans le cas de l'incidence d'achat auprès des enseignes concurrentes, les coefficients d'ajustement du volume d'achat auprès des concurrents de l'enseigne initiatrice de l'action promotionnelle sont significativement différents à travers les segments de clients formés par rapport à leurs Lifetime Values prédites pour toutes les enseignes centrales avec plus de deux segments de clients. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 80.43% des paires de segments appartenant à la même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H3d selon laquelle les effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur la quantité achetée par les clients de l'enseigne initiatrice qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs. Toutefois, ces effets seront significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs actifs auprès de la concurrence à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 47 – Effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs actifs auprès de la concurrence**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets totaux						
					ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-0,07 *	-0,12 *	-0,84 *		0,000	0,233	0,000		0,000		
	Enseigne B	-0,17 *	-0,41 *	-0,35 *		0,000	0,000	0,000		0,213		
	Enseigne C	0,14	-0,29 *				0,000					
	Enseigne D	-0,09 *	0,07				0,014					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,10	0,14	-0,14 *		0,000	0,184	0,000		0,000		
	Enseigne F	0,08	0,01	-0,16 *		0,000	0,023	0,000		0,000		
	Enseigne G	-0,40 *	-0,28 *	-0,42 *		0,000	0,000	0,586	0,000			
	Enseigne H	-0,26 *	-0,22 *				0,102					
CEREALES	Enseigne I	0,04	-0,06 *	-0,44 *	-0,07 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,704	0,000
	Enseigne J	-0,04	-0,36 *	-0,25 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,10 *	0,00	-0,31 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	0,00	0,09	0,29		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,60 *	-0,79 *	-0,01	0,74	0,000	0,093	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	0,15	0,78	1,60		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,12 *	-0,23 *				0,019					
	Enseigne P	-0,04 *	0,28				0,000					
	Enseigne Q	0,13	1,52				0,000					
	Enseigne R	0,15	0,17				0,724					

\*p<0.05

Les tests de racine unitaire ont mis en évidence le caractère stationnaire des séries temporelles décrivant l'incidence d'achat dans les rangs des clients des enseignes centrales auprès de leurs concurrents. Aucun effet permanent d'une action promotionnelle sur cet aspect n'a pu donc être mis en évidence. Néanmoins, les relations mises en évidence auparavant entre les effets immédiats et d'ajustement, conduisent vers des effets totaux, calculés en tant que leur somme, significativement négatifs à hauteur de 55.10%. Cette proportion n'est pas suffisante pour valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Les effets totaux demeurent différents à travers les segments de clients dans la totalité des cas, lorsqu'il s'agit des enseignes pour lesquelles ont été constitués plus de

deux segments. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 82.61% des paires de segments appartenant à la même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H3e selon laquelle les effets totaux d'une action promotionnelle propres sur le nombre de clients de l'enseigne initiatrice qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs. Ces effets sont néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur la quantité achetée auprès de la concurrence à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 48 – Effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets totaux						
						ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,09 *	-0,02	-0,26 *		0,000	0,000	0,000				0,000
	Enseigne B	-0,05 *	0,01	-0,15 *		0,000	0,000	0,000				0,000
	Enseigne C	0,02	-0,01				0,0499					
	Enseigne D	-0,06 *	-0,20 *				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,09	-0,06 *	-0,03 *		0,000	0,000	0,000				0,107
	Enseigne F	-0,05 *	-0,07 *	-0,23 *		0,000	0,140	0,000				0,000
	Enseigne G	-0,01	0,04	0,15		0,000	0,000	0,000				0,000
	Enseigne H	0,01	0,01				0,672					
CEREALES	Enseigne I	-0,01	-0,07 *	-0,27 *	-0,25 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,072
	Enseigne J	0,01	-0,01	-0,11 *		0,000	0,055	0,000				0,000
	Enseigne K	0,08	-0,10 *	-0,19 *		0,000	0,000	0,000				0,000
	Enseigne L	0,07	0,02	-0,04 *		0,000	0,000	0,000				0,000
SOUPE	Enseigne M	-0,08 *	-0,05 *	0,02	0,50	0,000	0,470	0,041	0,000	0,181	0,000	0,000
	Enseigne N	-0,04 *	0,09	0,44		0,000	0,000	0,000				0,000
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,01	0,11				0,000					
	Enseigne P	-0,005	-0,15 *				0,000					
	Enseigne Q	0,04	0,87				0,000					
	Enseigne R	-0,01	0,05				0,003					

\*p<0.05

Lors des tests de racine unitaire, les séries temporelles décrivant l'activité transactionnelle des clients d'une enseigne centrale auprès de ses concurrents, du point de vue du volume d'achat, se sont avérées, à leur tour, comme étant stationnaires. En absence donc des effets permanents d'une action promotionnelle de l'enseigne centrale, les effets totaux, calculés par l'addition des effets immédiats et secondaires, sont négatifs en proportion de seulement 44.90%. Dans le cas de certaines enseignes comme l'enseigne A (yaourts), l'enseigne F (pizzas surgelées) ou l'enseigne K (céréales), l'élasticité totale des volumes

d'achats suit les patterns remarquables dans le cas de l'incidence d'achat : ce sont les mêmes segments qui éprouvent les effets totaux négatifs les plus intenses sur les deux axes – les segments présentant les Lifetime Values moyennes les plus élevées. Les écarts constatés à travers les segments de clients sont significatifs dans la totalité des cas, lorsqu'il s'agit des enseignes pour lesquelles ont été constitués plus de deux segments. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 84.78% des paires de segments appartenant à la même enseigne.

Ces résultats ne permettent la validation de l'hypothèse H3f selon laquelle les effets totaux d'une action promotionnelle sur la quantité achetée par les clients de l'enseigne initiatrice qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs. Ces effets sont néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

#### IV. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle sur le propre prix moyen de l'enseigne initiatrice

*Impact d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 49 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur les propres prix**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets d'ajustement					
					ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,06 *	-0,01	-0,11 *		0,000	0,001	0,000		0,000	
	Enseigne B	-0,10 *	-0,08 *	-0,32 *		0,000	0,305	0,000		0,000	
	Enseigne C	-0,02 *	0,06				0,000				
	Enseigne D	-0,11 *	0,00				0,000				
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,01	-0,001	-0,06 *		0,000	0,640	0,000		0,000	
	Enseigne F	-0,02	-0,04 *	-0,04 *		0,285	0,130	0,228		0,749	
	Enseigne G	-0,11 *	-0,03 *	-0,13 *		0,000	0,000	0,139		0,000	
	Enseigne H	-0,02 *	-0,02 *				0,000	0,025	0,024		0,000
CEREALES	Enseigne I	-0,14 *	-0,17 *	-0,20 *	-0,08 *	0,000	0,065	0,000	0,000	0,0499	0,000
	Enseigne J	-0,07 *	-0,11 *	-0,14 *		0,000	0,003	0,000		0,022	
	Enseigne K	0,01	-0,08 *	-0,03 *		0,000	0,000	0,001		0,000	
	Enseigne L	-0,05 *	-0,01	-0,09 *		0,000	0,025	0,024		0,000	
SOUPE	Enseigne M	-0,07 *	-0,15 *	-0,09 *	-0,01	0,000	0,000	0,270	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	0,03	-0,04 *	-0,05 *		0,000	0,000	0,000		0,308	
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,03 *	-0,06 *				0,100				
	Enseigne P	-0,01	-0,04 *				0,040				
	Enseigne Q	0,04	0,09				0,001				
	Enseigne R	-0,04 *	-0,13 *				0,000				

\*p<0.05

Dans le cas de l'impact d'un choc inattendu exercé sur le niveau des prix de l'enseigne centrale de chaque système vectoriel auto-régressif construit, les écarts ne peuvent apparaître qu'au niveau des effets d'ajustement, car par construction, plus spécifiquement à travers la matrice des restrictions, l'impact immédiat d'un choc sur le prix sur le niveau des prix est égal à  $-1$  à travers toutes les enseignes et tous les segments.

Les effets d'ajustement constatés au niveau des prix fournissent la mesure de l'inertie décisionnelle de chaque enseigne. Ils peuvent également refléter la mesure dans laquelle les clients sont disposés à revenir vers les niveaux de prix pratiqués par l'enseigne avant la promotion d'un produit donné. Puisque dans l'étude présente les données correspondant aux ventes réalisées par une enseigne sont agrégées à travers sa gamme de produits, des effets d'ajustement négatifs pourraient aussi indiquer l'orientation post-promotionnelle des clients de l'enseigne vers ses produits moins chers, de manière à conserver l'avantage relatif perçu. Ceci pourrait expliquer les écarts significatifs enregistrés sur cet axe entre les différents segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée. Même si négatifs dans la majorité des cas (73.47%), les effets d'ajustement subis par les propres prix moyens sont assez faibles. Les coefficients d'ajustement des propres prix moyens sont significativement différents à travers les segments de clients formés par rapport à leurs Lifetime Values estimées pour 90.91% des enseignes centrales avec plus de deux segments de clients. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 76.09% des paires de segments de clients appartenant à la même enseigne.

Ces résultats permettent la validation de l'hypothèse H4 selon laquelle les effets d'ajustement (et, compte tenu des restrictions imposées lors de la construction des modèles vectoriels auto-régressifs, les effets totaux) d'une action promotionnelle sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne initiatrice pour acquérir ses produits, seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

## V. Test des hypothèses concernant les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles initiées par l'enseigne

*Impact d'un choc inattendu exercé sur les prix propres (action promotionnelle) sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne pour leurs achats auprès de la concurrence, à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 50 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur les prix de la concurrence**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
		Effets totaux											
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-0,08 *	-0,03 *	0,08		0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne B	-0,01 *	0,01	-0,13 *		0,000	0,026	0,000		0,000			
	Enseigne C	-0,04 *	-0,07 *				0,000						
	Enseigne D	-0,04 *	-0,06 *				0,065						
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,01 *	-0,04 *	-0,17 *		0,000	0,001	0,000		0,000			
	Enseigne F	-0,04 *	0,00	-0,03 *		0,000	0,000	0,309		0,002			
	Enseigne G	-0,04 *	-0,01	-0,17 *		0,000	0,000	0,000	0,000				
	Enseigne H	-0,02 *	-0,03 *				0,006						
CEREALES	Enseigne I	-0,01 *	0,01	-0,01 *	-0,01	0,001	0,000	0,506	0,207	0,000	0,008	0,487	
	Enseigne J	-0,02 *	-0,06 *	-0,03 *		0,000	0,000	0,003		0,000			
	Enseigne K	-0,05 *	0,00	-0,004		0,000	0,000	0,000		0,305			
	Enseigne L	-0,002	0,03	-0,03 *		0,000	0,000	0,000		0,000			
SOUPE	Enseigne M	-0,08 *	-0,24 *	0,03	0,13	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne N	0,03	-0,01	-0,21 *		0,000	0,000	0,000		0,000			
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,02	0,12				0,000						
	Enseigne P	-0,01	-0,01				0,701						
	Enseigne Q	-0,02	0,06				0,000						
	Enseigne R	-0,16 *	-0,22 *				0,002						

\*p<0.05

De par la construction des modèles vectoriels auto-régressifs, les actions promotionnelles de l'enseigne centrale de chacun d'entre eux ne peuvent pas entraîner des changements immédiats dans le niveau des prix pratiqués par ses concurrents et implicitement, dans le niveau moyen des prix payés par ses propres clients dans leur activité transactionnelle auprès de ces concurrents. En absence d'effets immédiats, mais aussi d'effets totaux, puisque les séries temporelles des prix moyens payés pour les produits concurrents ont été caractérisées comme étant stationnaires à l'issue des tests de racine unitaire, les effets totaux sont donc égaux aux effets d'ajustement. Significativement négatifs à hauteur de 59.18%, ces effets sont néanmoins assez faibles, tel que les coefficients présentés dans le tableau 50 le montrent. D'ailleurs, cette proportion n'est pas suffisante pour valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Ce constat traduit une réalité mise en évidence

par d'autres études comme celle de Steenkamp et *alii.* (2005), selon lesquelles la forme de réaction la plus couramment rencontrée est justement le manque de réaction des concurrents confrontés à des « attaques » promotionnelles. Cette attitude semble tout à fait justifiée si l'on tient compte des résultats concernant les effets d'une action promotionnelle en termes d'incidence et volumes d'achats auprès de la concurrence, présentés précédemment. Les écarts entre les prix moyens payés auprès de la concurrence par les différents segments de clients de l'enseigne initiatrice, constitués en fonction de leurs Lifetime Values prédites sont significatifs pour toutes les enseignes dont l'activité transactionnelle a permis la création de plus de deux segments. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 84.78% des paires de segments appartenant à la même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H5 selon laquelle les effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne initiatrice pour leurs achats auprès de ses concurrents seront majoritairement négatifs. Ces effets sont néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

## **VI. La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments basés sur la Lifetime Value prédite des clients**

Les pertes et les gains relatifs en termes de validité prédictive générés par la modélisation de la persistance des impacts des actions promotionnelles au niveau des segments constitués en fonction de la Lifetime Value estimée des clients sont présentés dans le tableau 51 à travers les catégories de produits et les enseignes. La quantité achetée totale, telle que prédite à partir d'un modèle vectoriel auto-régressif estimé à chaque fois au niveau global de la base de clients d'une enseigne donnée, représente le terme de comparaison. La statistique qui permet cette comparaison est l'erreur type.

**Tableau 51 – Analyse comparative des performances prédictives des modèles de la persistance estimés au niveau agrégé ou des segments (Erreurs-type)**

	YAOURT	
	Analyse au niveau agrégé	Analyse au niveau des segments
Enseigne A	16,34	16,56 <b>-1,33%</b>
Enseigne B	26,32	28,71 <b>-9,08%</b>
Enseigne C	25,48	22,08 <b>13,33%</b>
Enseigne D	8,07	7,61 <b>5,60%</b>

	PIZZA SURGELEE	
	Analyse au niveau agrégé	Analyse au niveau des segments
Enseigne E	58,92	75,31 <b>-27,82%</b>
Enseigne F	73,41	63,94 <b>12,90%</b>
Enseigne G	54,56	41,52 <b>23,90%</b>
Enseigne H	51,27	98,37 <b>-91,86%</b>

	CEREALES	
	Analyse au niveau agrégé	Analyse au niveau des segments
Enseigne I	40,02	39,63 <b>0,95%</b>
Enseigne J	40,44	39,44 <b>2,48%</b>
Enseigne K	24,76	25,29 <b>-2,16%</b>
Enseigne L	10,26	15,42 <b>-50,33%</b>

	SOUPE	
	Analyse au niveau agrégé	Analyse au niveau des segments
Enseigne M	229,69	263,16 <b>-14,58%</b>
Enseigne N	38,32	37,57 <b>1,96%</b>



	BEURRE / MARGARINE	
	Analyse au niveau agrégé	Analyse au niveau des segments
Enseigne O	36,30	36,65 <b>-0,96%</b>
Enseigne P	25,68	29,06 <b>-13,18%</b>
Enseigne Q	12,67	17,65 <b>-39,29%</b>
Enseigne R	13,10	16,68 <b>-27,41%</b>

Dans certains situations, les prédictions réalisées à travers les modèles vectoriels autorégressifs, estimés au niveau des segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée, sont significativement meilleures que celles issues des modèles estimés au niveau de la base clients. C'est par exemple le cas pour les enseignes G et F de la catégorie de produits pizzas surgelées (+23.90%, respectivement +12.90%), pour les enseignes C et D de la catégorie de produits yaourts (+13.33%, respectivement +5.60%), mais aussi, en moindre mesure, des enseignes I et J de la catégorie de produits céréales et de l'enseigne N de la catégorie des soupes. Ce constat ne peut pas être généralisé, car dans le cas des autres enseignes analysées, les prédictions issues des modèles vectoriels autorégressifs estimés au niveau des segments se sont avérées moins fiables que celles obtenues à partir des modèles estimés au niveau de la base clients. La perte enregistrée en termes de performance prédictive est dans certains cas, comme celui de l'enseigne H de la catégorie de produits pizzas surgelées ou encore, celui de l'enseigne L de la catégorie de produits céréales, assez importante.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H6 selon laquelle la performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite est supérieure à celle des modèles estimés au niveau agrégé.

Une analyse similaire a été réalisée par Lim et *alii.* (2005), leurs résultats faisant également état du caractère contextuel de l'amélioration en termes de capacité prédictive apportée par l'estimation des modèles vectoriels autorégressifs au niveau des segments de clients constitués, dans leur étude, en fonction du niveau d'usage du produit et de la fidélité envers l'enseigne. Dans leur interprétation, l'amélioration de la capacité

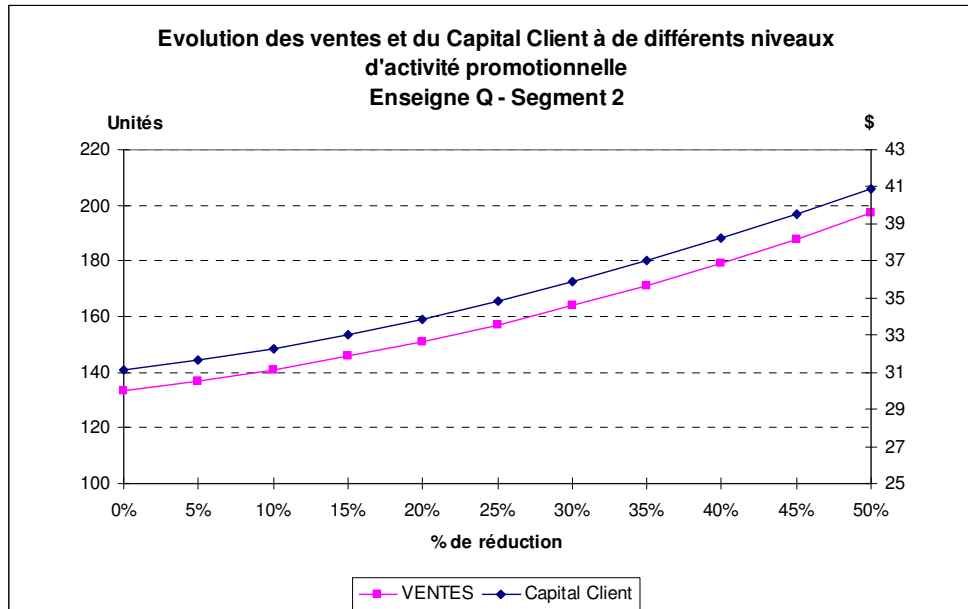
prédictive intervient lorsque les écarts existants entre les différents segments de clients en termes de sensibilité aux actions promotionnelles sont les plus importants.

## **VII. Typologie des impacts sur les niveaux des ventes et du Capital Client des enseignes à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée**

Les impacts à court et long terme des actions promotionnelles sur les composantes du Capital Client s'articulent pour finalement influencer les niveaux des ventes et du Capital Client de manières très différentes. En ce qui suit, une typologie de ces influences est réalisée à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value prédite à l'aide des modèles probabilistes. Cette fois, l'estimation des modèles de la persistance a été réalisée au niveau agrégé, les séries temporelles étant le reflet de l'activité transactionnelle de l'ensemble de membres d'un segment donné.

Malgré les mises en garde concernant l'effet potentiellement négatif des actions promotionnelles basées sur les prix sur le Capital Client à long terme, dans les simulations réalisées à travers les segments basés sur la Lifetime Value future des clients potentiels et actifs, le pattern découvert le plus souvent (22.45% des cas) est un dans lequel tant la trajectoire des ventes que celle du Capital Client sont ascendantes, comme l'illustre la figure 19 pour le segment 2 (le plus valeureux) pour l'enseigne Q.

**Figure 19 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (1)**



Dans le tableau 52, le potentiel maximal d’augmentation des ventes et du Capital Client est présenté à travers les segments qui se trouvent dans ce cas de figure. L’évolution relative potentiellement positive du Capital Client est dans la totalité des cas inférieure à celle des ventes. Elle varie entre 10.48% et 48.70% et concerne dans la plupart des cas des segments de clients caractérisés par une faible Lifetime Value estimée.

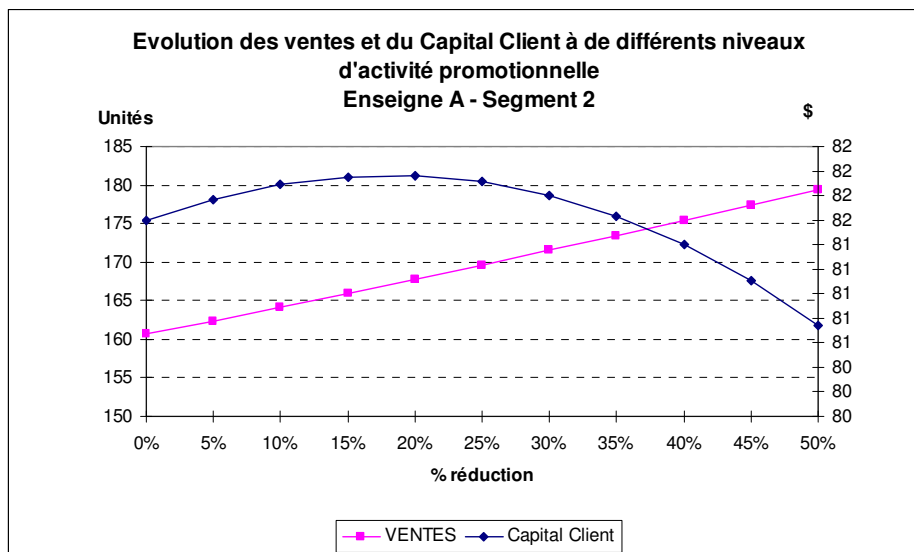
**Tableau 52 – potentiel d’augmentation des ventes et du Capital Client lorsque leurs trajectoires sont ascendantes**

Catégorie de produits	Enseigne / Segment	Evolution des ventes (%)	Evolution du Capital Client (%)
YAOURT	Enseigne B – Segment 1	+67.12	+29.36
	Enseigne D – Segment 1	+66.97	+37.32
PIZZA SURGELEE	Enseigne E – Segment 2	+50.32	+27.74
	Enseigne F – Segment 1	+97.32	+48.70
CEREALES	Enseigne I – Segment 1	+23.88	+13.51
SOUPE	Enseigne M – Segment 4	+20.33	+10.48

	Enseigne N – Segment 1	+81.18	+41.15
	Enseigne N – Segment 2	+36.08	+25.97
MARGARINE	Enseigne O – Segment 1	+54.39	+18.86
	Enseigne Q – Segment 2	+47.80	+31.43
	Enseigne R – Segment 2	+36.97	+14.65

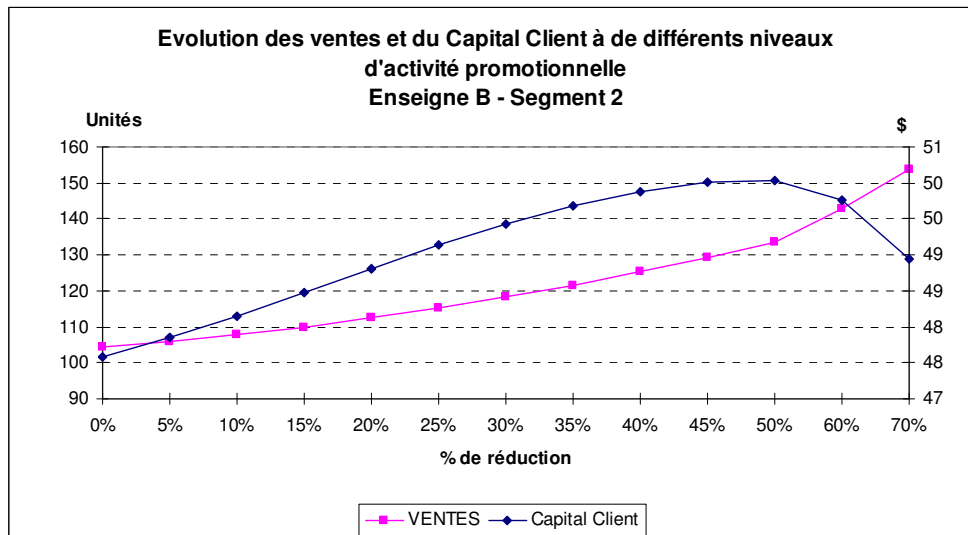
Un modèle presque aussi courant (18.37% des cas) est celui présenté dans la figure 20, et caractérisé par une trajectoire linéaire ascendante des ventes accompagnée par une trajectoire concave du Capital Client atteignant un maximum local pour un niveau donné de la réduction de prix potentielle.

**Figure 20 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (2)**



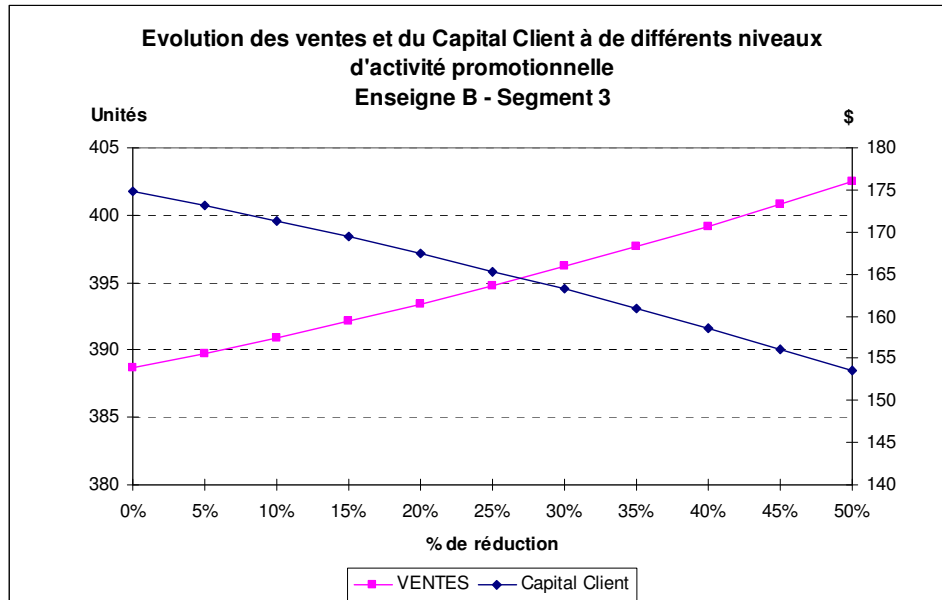
Un modèle apparenté au précédent et qui caractérise 10.20% des segments est celui qui cette fois associe à une trajectoire concave du Capital Client, une trajectoire non plus linéaire des ventes, mais une exponentielle. Tel que la figure 21 l’indique, le maximum local du Capital Client est atteint dans ces situations pour un niveau de réduction des prix plus élevé que celui nécessaire dans le cas de figure précédent.

**Figure 21 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle propre (3)**



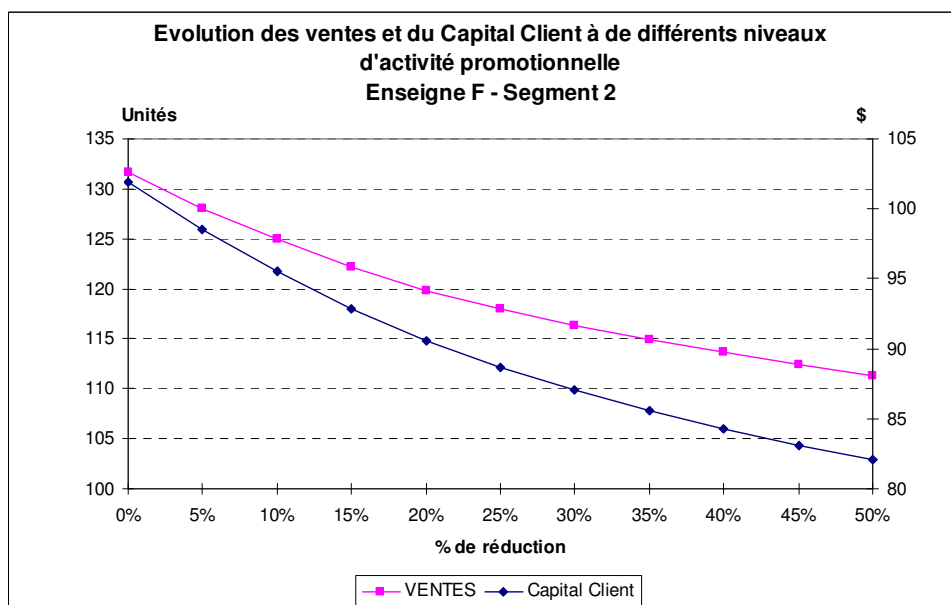
16.33% des segments analysés présentent des trajectoires linéaires tant pour l'évolution des ventes que pour celle du Capital Client. Néanmoins, si dans le cas des ventes, cette trajectoire est caractérisée par une pente positive, il s'agit d'une pente négative dans le cas du Capital Client. Ce cas de figure est présenté dans la figure 22.

**Figure 22 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (4)**



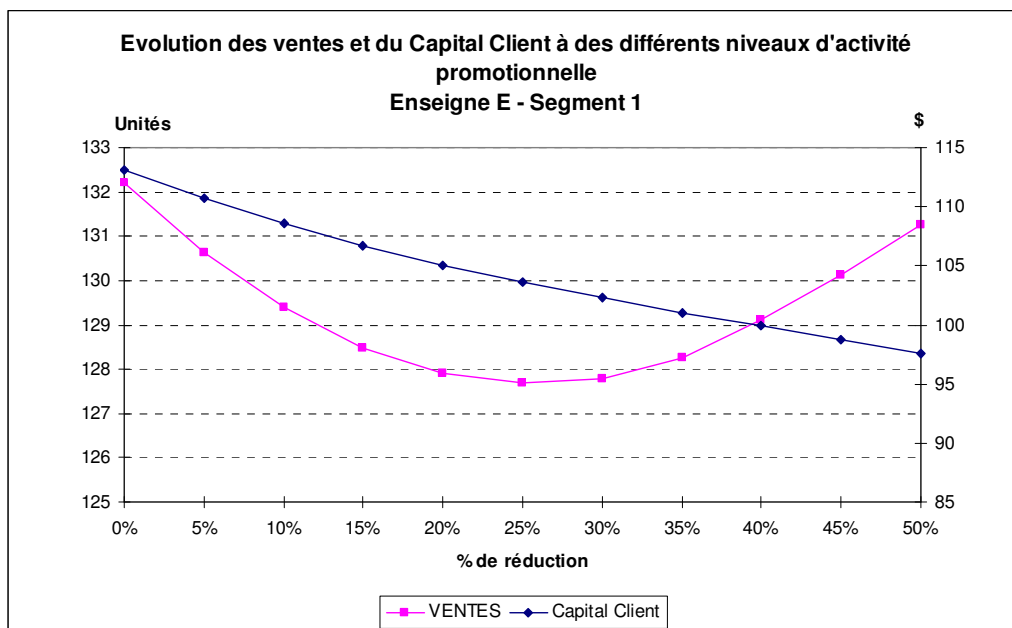
Un pourcentage égal de segments se retrouve dans le cas de figure dans lequel les ventes et le Capital Client partagent une trajectoire descendante :

**Figure 23 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (5)**



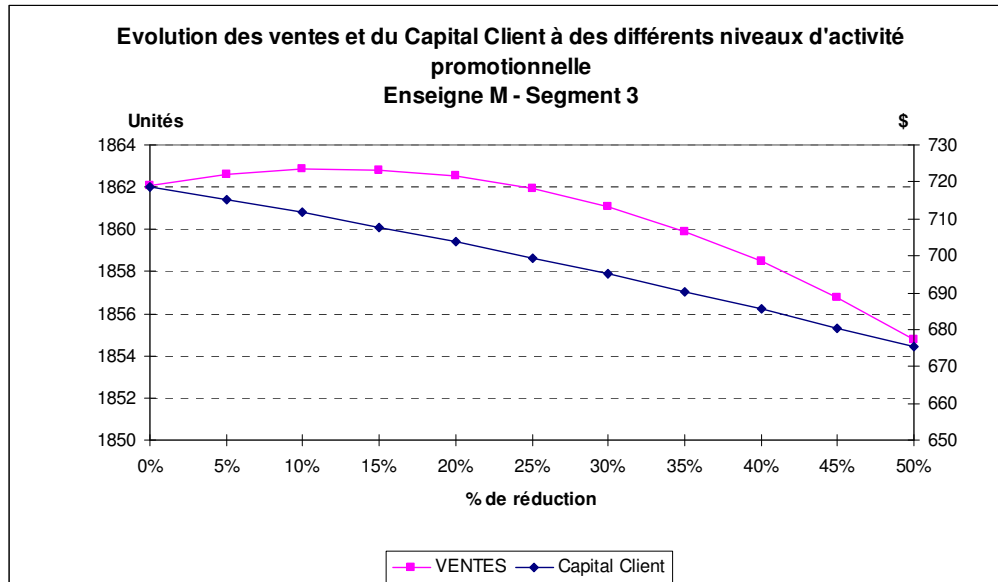
Dans 10.20% des cas, comme pour le segment 1 de l'enseigne E illustré dans la figure 24, les ventes suivent une trajectoire convexe tandis que le Capital Client, une trajectoire descendante, monotone.

**Figure 24 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle propre (6)**



Les autres cas de figure identifiés relèvent de l'exception. Il s'agit d'une part, de deux segments (4.08% des cas) qui présentent une trajectoire des ventes concave, avec un maximum local et d'une trajectoire monotone, descendante du Capital Client.

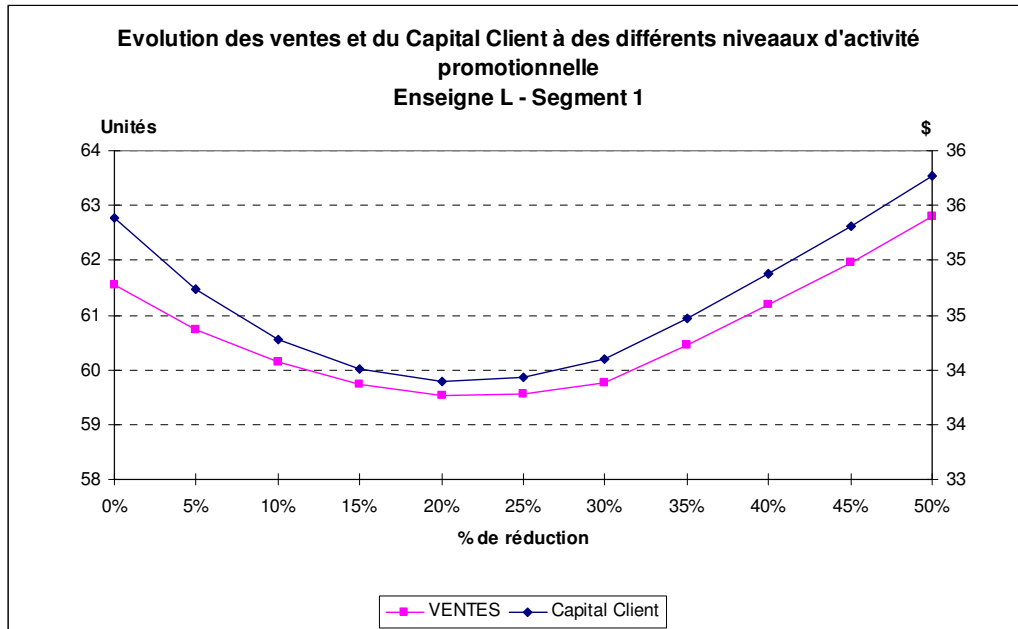
**Figure 25 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle propre (7)**



D'autre part, le premier segment de l'enseigne L de la catégorie céréales présente des trajectoires convexes tant pour les ventes que pour le Capital Client.



**Figure 26 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle propre (8)**



Le tableau 53 synthétise les résultats obtenus au niveau des différents segments. Il permet de mettre en évidence un rapport de 3 à 1 des situations dans lesquelles la trajectoire des ventes est ascendante par rapport aux situations dans lesquelles le Capital Client suit ce même type de trajectoire.

**Tableau 53 – Typologie des trajectoires des ventes et du Capital Client sous l’influence d’une action promotionnelle propre**

Produit	Enseigne	Segment	Trajectoire ventes	Trajectoire Capital Client	
YOGURT	Enseigne A	SEGMENT 1	convexe	↘	
		SEGMENT 2	↗	concave	
		SEGMENT 3	↗	↘	
	Enseigne B	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	concave	
		SEGMENT 3	↗	↘	
	Enseigne C	SEGMENT 1	↗	↘	
		SEGMENT 2	↘	↘	
	Enseigne D	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	concave	
	PIZZA SURGELEE	Enseigne E	SEGMENT 1	convexe	↘
			SEGMENT 2	↗	↗
SEGMENT 3			↗	concave	
Enseigne F		SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↘	↘	
		SEGMENT 3	convexe	↘	
Enseigne G		SEGMENT 1	↘	↘	
		SEGMENT 2	convexe	↘	
		SEGMENT 3	↗	concave	
Enseigne H		SEGMENT 1	↗	concave	
		SEGMENT 2	↗	concave	
CEREALES		Enseigne I	SEGMENT 1	↗	↗
	SEGMENT 2		concave	↘	
	SEGMENT 3		↗	↘	
	SEGMENT 4		↗	↘	
	Enseigne J	SEGMENT 1	↗	concave	
		SEGMENT 2	↗	↘	
		SEGMENT 3	↗	↘	
	Enseigne K	SEGMENT 1	convexe	↘	
		SEGMENT 2	↗	concave	
		SEGMENT 3	↗	concave	
	Enseigne L	SEGMENT 1	convexe	convexe	
		SEGMENT 2	↗	concave	
SEGMENT 3		↗	concave		
SOUPE	Enseigne M	SEGMENT 1	↘	↘	
		SEGMENT 2	↘	↘	
		SEGMENT 3	concave	↘	
		SEGMENT 4	↗	↗	
	Enseigne N	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	↗	
SEGMENT 3	↗	↘			
BEURRE / MARGARINE	Enseigne O	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	concave	
	Enseigne P	SEGMENT 1	↘	↘	
		SEGMENT 2	↘	↘	
	Enseigne Q	SEGMENT 1	↗	concave	
		SEGMENT 2	↗	↗	
Enseigne R	SEGMENT 1	↘	↘		
	SEGMENT 2	↗	↗		

## VIII. Optimisation des ventes vs. optimisation du Capital Client

Les résultats présentés précédemment mettent en évidence le fait que les décisions visant à optimiser (maximiser) les ventes réalisées par une enseigne, ne permettent pas d'atteindre simultanément l'objectif d'optimisation du Capital Client d'une enseigne.

Des simulations ont été réalisées afin de :

- établir dans quelles situations les décisions optimales en termes de ventes mènent à des résultats optimaux en termes de Capital Client,
- mesurer l'ampleur des pertes en termes de Capital Client quand les décisions optimales en termes de ventes s'avèrent sous-optimales en termes de Capital Client,
- mesurer le gain en termes de ventes Capital Client lorsque l'on opte pour une prise de décision optimale au niveau des segments constitués en fonction de la Lifetime Value prédite des clients par rapport à une autre prise de décision optimale mais au niveau agrégé, de la base de clients.

**Tableau 54 – Maximisation du Capital Client par l'optimisation de l'intensité promotionnelle (1)**

ENSEIGNE F								
% de réduction	Ventes segment 1	Ventes segment 2	Ventes segment 3	Ventes Totales	Capital Client segment 1	Capital Client segment 2	Capital Client segment 3	Capital Client Total
0%	146,33	131,59	377,26	655,18	113,78	101,89	291,07	506,74
5%	154,13	128,06	371,83	654,03	118,77	98,51	284,78	502,05
10%	163,36	124,93	367,99	656,28	124,28	95,49	279,70	499,47
15%	174,03	122,20	365,73	661,95	130,18	92,84	275,80	498,81
20%	186,12	119,86	365,05	671,04	136,29	90,55	273,04	499,88
25%	199,65	117,92	365,87	683,44	142,48	88,62	271,33	502,42
30%	214,60	116,36	367,08	698,04	148,59	87,03	269,81	505,43
35%	230,99	114,96	368,38	714,33	154,46	85,61	268,25	508,32
40%	248,81	113,66	369,76	732,22	159,96	84,31	266,63	510,90
45%	268,06	112,45	371,23	751,73	164,91	83,14	264,94	512,99
50%	288,74	111,33	372,78	772,85	169,19	82,07	263,18	514,43
	Ventes optimales: approche agrégée			<b>772,85</b>	Capital Client optimal: approche agrégée			<b>514,43</b>
	Ventes optimales: approche segmentée			<b>797,59</b>	Capital Client optimal: approche segmentée			<b>562,15</b>
	Gain potentiel en approche segmentée			3,20%	Gain potentiel en approche segmentée			9,27%

Dans le cas de l'enseigne F de la catégorie des pizzas surgelées, exemple pris dans le tableau 54, une approche segmentée permet d'obtenir des résultats supérieurs tant en

termes de ventes (+3.20%), qu'en termes de Capital Client (+9.27%). De plus, dans ce cas, grâce aux trajectoires des ventes et du Capital Client, c'est la même politique appliquée aux mêmes segments qui permet d'atteindre ce résultat optimal.

**Tableau 55 – Maximisation du Capital Client par l'optimisation de l'intensité promotionnelle (2)**

ENSEIGNE G								
% de réduction	Ventes segment 1	Ventes segment 2	Ventes segment 3	Ventes Totales	Capital Client segment 1	Capital Client segment 2	Capital Client segment 3	Capital Client Total
0%	167,43	235,22	735,40	1 138,06	101,45	144,30	458,77	704,53
5%	161,42	234,55	744,93	1 140,90	97,18	143,06	461,24	701,48
10%	155,94	234,08	756,83	1 146,86	93,25	141,85	463,99	699,10
15%	151,01	233,82	771,11	1 155,94	89,65	140,68	466,80	697,12
20%	146,63	233,76	787,76	1 168,15	86,36	139,52	469,43	695,31
25%	142,79	233,90	806,78	1 183,47	83,38	138,37	471,66	693,41
30%	139,49	234,25	828,18	1 201,92	80,70	137,22	473,26	691,18
35%	136,64	234,80	851,95	1 223,39	78,26	136,05	474,02	688,32
40%	134,19	235,55	878,10	1 247,83	76,01	134,85	473,69	684,55
45%	132,13	236,50	906,61	1 275,24	73,95	133,60	472,06	679,62
50%	130,49	237,66	937,51	1 305,66	72,10	132,31	468,91	673,31
	Ventes optimales: approche agrégée			<b>1305,66</b>	Capital Client optimal: approche agrégée			<b>704,53</b>
	Ventes optimales: approche segmentée			<b>1342,60</b>	Capital Client optimal: approche segmentée			<b>719,77</b>
	Gain potentiel en approche segmentée			2,83%	Gain potentiel en approche segmentée			2,16%

Contrairement au cas précédent, dans le cas de l'enseigne G de la même catégorie de produits, même si une approche segmentée permet d'atteindre des résultats supérieurs tant en termes de ventes qu'en termes de Capital Client, ce n'est pas le même scénario qui optimise les deux dimensions. En effet, sous le scénario optimal pour les ventes, celles-ci augmenteraient de 2.83% par rapport à la mise en œuvre d'une opération promotionnelle non-différenciée. Néanmoins, ce scénario entraînerait en termes de Capital Client une perte de 0.26% par rapport à un scénario visant à maximiser le Capital Client au niveau agrégé et de 2.38% par rapport à un scénario visant à maximiser le Capital Client au niveau des segments constitués par rapport à la Lifetime Value des clients.

## SECTION 6 : TEST DES HYPOTHESES CONCERNANT L'IMPACT D'UNE ACTION PROMOTIONNELLE INITIEE PAR LA CONCURRENCE

### I. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le processus d'acquisition, en tant que composante du Capital Client de l'enseigne centrale

*L'impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 56 – Effets immédiats d'une action promotionnelle concurrente sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets immédiats											
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-0,39 *	-0,53 *	0,10	0,000	0,150	0,000		0,000			
	Enseigne B	1,25	-3,70 *	-0,24 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne C	-1,78 *	0,20			0,000						
	Enseigne D	-1,33 *	-1,54 *				0,026					
PIZZA	Enseigne E	-0,62 *	1,28	0,16	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne F	-5,18 *	-2,90 *	-3,41 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne G	2,26	0,38	-1,33 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne H	-0,96 *	-0,31 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,79	-0,27 *	-0,63 *	-3,87 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne J	-0,11 *	0,56	-0,60 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,70	-0,61 *	-0,25 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	-0,77 *	-2,50 *	-3,84 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,01	-0,19 *	0,46	0,33	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,027	
	Enseigne N	1,22	-2,25 *	-0,17 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,41	0,03				0,000					
	Enseigne P	-1,84 *	0,04				0,000					
	Enseigne Q	-0,86 *	0,65				0,000					
	Enseigne R	0,00	-0,27 *				0,000					

\*p<0.05

Tel que le tableau 56 le montre, l'impact des actions promotionnelles initiées par un ou plusieurs des concurrents de l'enseigne centrale de chaque modèle vectoriel auto-régressif construit, sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de cette enseigne est significativement négatif dans 61.22% des cas. Cette proportion ne permet pas de valider caractère majoritaire de ce type d'effets. Les écarts constatés entre les segments de clients

constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite sont significatifs à un seuil de 5% dans tous les cas lorsque le nombre de segments est supérieur à deux. Les écarts entre les paires de segments appartenant à une même enseigne sont également significatifs à un seuil de 5% dans quasiment tous les cas, avec la seule exception des deux segments présentant les Lifetime Values les plus faibles de l'enseigne A de la catégorie des yaourts. Pour certaines enseignes les impacts négatifs les plus importants se situent au niveau des segments formés de clients les plus valeureux, comme par exemple pour l'enseigne G de la catégorie des pizzas surgelées ou encore pour les enseignes I et L de la catégorie des céréales. Au contraire, dans d'autres cas, comme ceux des enseignes E et F de la catégorie des pizzas surgelées, ainsi que des enseignes P et Q de la catégorie beurre et margarine, l'impact négatif le plus marqué est enregistré au niveau des segments présentant les Lifetime Values les plus faibles.

Ces résultats ne permettent la validation de l'hypothèse H7a selon laquelle les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement négatifs. Ces effets sont néanmoins significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*L'impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 57 – Effets immédiats d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets immédiats				ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4								
YAOURT	Enseigne A	-0,13 *	0,66	-0,03		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne B	1,01	-1,27 *	-0,27 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne C	-1,37 *	0,70				0,000					
	Enseigne D	-0,57 *	-0,91 *				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-1,08 *	1,94	0,90		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	-5,00 *	-2,58 *	-2,93 *		0,000	0,000	0,000		0,006		
	Enseigne G	0,21	1,44	-0,91 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	-0,71 *	0,79				0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,09	-0,42 *	0,13	-3,43 *	0,000	0,000	0,432	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne J	-0,17 *	0,03	-0,31 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,20 *	-0,03 *	-0,18 *		0,001	0,000	0,778		0,011		
	Enseigne L	-0,61 *	-0,72 *	-3,20 *		0,000	0,490	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,16 *	-0,33 *	0,03	0,31	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne N	2,39	-1,90 *	0,16		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,20 *	-0,15 *				0,148					
	Enseigne P	-0,16 *	0,20				0,014					
	Enseigne Q	-0,17 *	0,31				0,000					
	Enseigne R	-0,24 *	-0,58 *				0,000					

\*p<0.05

L’impact des actions promotionnelles initiées par un ou plusieurs concurrents de l’enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition par les clients de celle-ci s’avère significativement et majoritairement négatif (63.27% des cas). Là où la base de clients a permis la constitution de plus de 2 segments de clients, l’ANOVA fait apparaître une différence significative entre les segments appartenant à la même enseigne dans 100% des cas. A leur tour, les tests t ont permis d’établir que les écarts enregistrés dans le cas des paires des segments appartenant à la même enseigne sont statistiquement significatifs dans 91.30% des cas. Les effets négatifs les plus importants se situent de manière générale au niveau de mêmes segments que dans le cas du nombre d’acheteurs en mode acquisition.

Ces résultats permettent la validation de l’hypothèse H7b selon laquelle les effets immédiats d’une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l’enseigne centrale sur la quantité moyenne achetée en mode acquisition seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d’ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition à*

travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :

**Tableau 58 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
		Effets d’ajustement										
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-1,97	-0,73	0,40 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne B	-2,99	-2,45	-0,20		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne C	2,12 *	0,26 *				0,000					
	Enseigne D	-0,70	-0,18				0,000					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,01	2,62 *	-2,17		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	5,63 *	1,77 *	-0,09		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne G	-6,96	1,15 *	0,39 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	0,63 *	2,19 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	-0,13	-0,51	0,46 *	-3,22	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	-0,15	0,21 *	-0,11		0,000	0,000	0,347		0,000		
	Enseigne K	0,83 *	1,26 *	-0,22		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	-1,58	1,70 *	-2,79		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	-0,55	0,43 *	-1,95	0,80 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	1,47 *	0,17 *	0,44 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,47	-0,23				0,000					
	Enseigne P	1,05 *	-0,09				0,000					
	Enseigne Q	-0,44	-0,38				0,165					
	Enseigne R	-1,37	-0,82				0,000					

\*p<0.05

Les coefficients d’ajustement présentés dans le tableau 58 font état de l’impact généralement négatif des actions promotionnelles initiées par les enseignes concurrentes de l’enseigne centrale sur le nombre de ses prospects qui effectuent un achat au cours de la période d’ajustement. Ces impacts s’avèrent significativement positifs dans seulement 42.86% des cas. Les écarts constatés entre les différents segments constitués en fonction de la Lifetime Value prédite de leurs membres sont significatifs pour toutes les enseignes pour lesquelles plus de deux segments ont pu être constitués. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 95.65% des paires de segments appartenant à la même enseigne. Parmi les enseignes qui avaient subi les impacts immédiats les plus défavorables au niveau des segments de clients présentant les Lifetime Values les plus élevées, certaines continuent de subir de fortes conséquences négatives pendant la période d’ajustement au niveau des mêmes segments, comme c’est le cas des enseignes I et L de la catégorie de céréales, tandis que pour d’autres, les effets d’ajustement les plus négatifs se déplacent au cours de la période d’ajustement vers les segments de moindre Lifetime Value moyenne, comme dans le cas de l’enseigne G de la catégorie de pizzas surgelées.



Ces résultats ne permettent pas de valider l'hypothèse H7c selon laquelle les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement positifs. Toutefois, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 59 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
					Effets d'ajustement							
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-0,92	-0,88	-0,46		0,000	0,776	0,000		0,002		
	Enseigne B	-2,63	-2,39	-0,23		0,000	0,057	0,000		0,000		
	Enseigne C	1,05 *	-0,52				0,000					
	Enseigne D	-0,19	-0,31				0,251					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	0,41 *	2,36 *	-1,36		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	4,99 *	3,10 *	0,34 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne G	-8,06	0,35 *	1,17 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	0,90 *	1,93 *				0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,18 *	-0,23	0,85 *	-0,56	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,075	0,000
	Enseigne J	-0,20	0,18 *	0,39 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,13	-0,02	-0,41		0,000	0,008	0,005		0,000		
	Enseigne L	-0,70	1,94 *	-0,86		0,000	0,000	0,502		0,000		
SOUPE	Enseigne M	0,49 *	0,11 *	0,36 *	0,29 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,064
	Enseigne N	1,77 *	0,66 *	0,34 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,23	0,03 *				0,000					
	Enseigne P	1,17 *	-0,19				0,000					
	Enseigne Q	0,25 *	0,06 *				0,000					
	Enseigne R	0,32 *	-0,64				0,000					

\*p<0.05

Contrairement aux effets d'ajustement observés sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition, ceux qui concernent la quantité achetée en mode acquisition sont significativement positifs dans 55.10% des cas. Cette proportion n'est toutefois pas suffisante pour valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Dans le cas des enseignes pour lesquelles le nombre de segments de clients constitués en s'appuyant sur leurs Lifetime Value prédites est supérieur à deux, les écarts constatés entre ces segments sont significatifs dans 100% des cas. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 86.96% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

51.61% des effets immédiats négatifs sont suivis par des effets d'ajustement positifs en termes de quantité achetée par les prospects de l'enseigne centrale ayant effectué un achat, malgré la mise en place d'une ou plusieurs opération(s) promotionnelles par la concurrence. Dans 56.25% de ces cas, les valeurs positives des effets d'ajustement sont supérieures aux valeurs absolues des effets immédiats négatifs.

Ces résultats ne permettent pas de valider l'hypothèse H7d selon laquelle les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement positifs. Toutefois, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 60 – Effets totaux d'une action promotionnelle concurrente sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets totaux						
					ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-2,36 *	-1,26 *	0,50	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne B	-1,74 *	-6,15 *	-0,45 *	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne C	0,34	0,47				0,365				
	Enseigne D	-2,03 *	-1,71 *				0,012				
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,63 *	3,90	-2,01 *	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	0,45	-1,13 *	-3,51 *	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne G	-4,70 *	1,53	-0,94 *	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	-0,32 *	1,89				0,000				
CEREALES	Enseigne I	0,67	-0,78 *	-0,17 *	-7,09 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	-0,26 *	0,77	-0,71 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne K	1,53	0,65	-0,47 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne L	-2,35 *	-0,79 *	-6,63 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
SOUPE	Enseigne M	-0,55 *	0,24	-1,49 *	1,12	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	2,70	-2,08 *	0,27		0,000	0,000	0,000		0,000	
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,07 *	-0,20 *				0,001				
	Enseigne P	-0,78 *	-0,05				0,000				
	Enseigne Q	-1,30 *	0,27				0,000				
	Enseigne R	-1,37 *	-1,08 *				0,004				

\*p<0.05

Le caractère stationnaire des séries temporelles d'incidence d'achat dans les rangs des prospects appartenant à chacun des segments de chaque enseigne a été mis en évidence à travers les tests de racine unitaire. Ainsi, aucun effet permanent sur le nombre d'acheteurs

en mode acquisition d'une enseigne, d'un choc inattendu exercé par les enseignes concurrentes sur les niveaux de prix pratiqués n'a pu être mis en évidence. Les effets totaux des actions promotionnelles concurrentes sur le nombre de prospects de l'enseigne centrale peuvent donc être obtenus en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement. Conséquence de la proportion importante des cas dans lesquels, lorsque les effets d'ajustement s'avèrent positifs, leur valeur est inférieure à la valeur absolue des effets négatifs immédiats, mais aussi de celle des cas dans lesquels les effets immédiats positifs sont compensés par des effets d'ajustement négatifs, supérieurs en valeur absolue, les effets totaux des actions promotionnelles de la concurrence sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition des enseignes centrales sont négatifs dans 65.31% des cas, proportion supérieure à celle observée dans le cas des effets immédiats et qui assure donc leur caractère majoritaire. Les écarts constatés entre les segments appartenant à la même enseigne sont significatifs dans 100% des cas lorsque leur nombre est supérieur à deux et dans 85.71% des cas lorsque celui-ci est égal à deux. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% dans 97.83% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

Ces résultats permettent la validation de l'hypothèse H7e selon laquelle, en absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode acquisition à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 61 – Effets totaux d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode acquisition**

		Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
						Effets totaux						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-1,05 *	-0,22 *	-0,49 *		0,000	0,000	0,000		0,141		
	Enseigne B	-1,62 *	-3,66 *	-0,49 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne C	-0,32 *	0,18				0,001					
	Enseigne D	-0,76 *	-1,21 *				0,001					
PIZZA	Enseigne E	-0,67 *	4,30	-0,46 *		0,000	0,000	0,321		0,000		
	Enseigne F	-0,01	0,51	-2,59 *		0,000	0,040	0,000		0,000		
SURGELEE	Enseigne G	-7,85 *	1,79	0,26		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	0,19	2,71				0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,28	-0,66 *	0,98	-3,99 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	-0,38 *	0,21	0,09		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,33 *	-0,04	-0,59 *		0,000	0,000	0,064		0,000		
	Enseigne L	-1,31 *	1,21	-4,06 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
SOUPE	Enseigne M	0,34	-0,22 *	0,39	0,60	0,000	0,000	0,088	0,000	0,000	0,000	0,009
	Enseigne N	4,15	-1,24 *	0,50		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,42 *	-0,12 *				0,000					
	Enseigne P	1,01	0,01				0,000					
	Enseigne Q	0,09	0,38				0,000					
	Enseigne R	0,08	-1,22 *				0,000					

\*p<0.05

Les séries temporelles des quantités achetées en mode acquisition se sont également avérées stationnaires à travers les tests de racine unitaire effectués au niveau des différents segments appartenant à chacune des enseignes centrales. Donc, dans leur cas aussi, les effets totaux sont obtenus en tant que sommes des effets immédiats et d’ajustement. Néanmoins, par rapport aux effets totaux observés en termes de prospects, les effets totaux observés en termes de quantités achetées en mode acquisition, même s’ils demeurent négatifs, ils le sont dans une proportion inférieure à celle des effets immédiats (51.02% contre 63.27% des cas). Ce constat s’explique par la proportion des cas dans lesquels la valeur absolue des effets immédiats négatifs est inférieure à la valeur des effets d’ajustement positifs, ainsi que la proportion plus faible des cas dans lesquels les effets immédiats positifs sont contrebalancés par des effets d’ajustement négatifs. Cette proportion de 51.02% ne permet pas de valider le caractère majoritaire de ce type d’effets. Les écarts constatés entre les différents segments appartenant à la même enseigne centrale sont significatifs dans 100% des cas (qu’il s’agisse de la constitution de deux ou plusieurs segments) et les tests t sont significatifs à un seuil de 5% dans 91.30% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l’hypothèse H7f selon laquelle, en absence d’effets permanents, les effets totaux d’une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l’enseigne centrale sur la

quantité achetée en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement négatifs. Toutefois, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

## II. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le processus de rétention, en tant que composante du Capital Client de l'enseigne centrale

*L'impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 62 – Effets immédiats d'une action promotionnelle concurrente sur le nombre d'acheteurs en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
	Effets immédiats										
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	1,03	-0,15 *	-0,45 *	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne B	-0,56 *	-0,45 *	-0,58 *	0,457	0,434	0,835		0,060		
	Enseigne C	-2,88 *	-0,21 *			0,000					
	Enseigne D	-0,60 *	-0,42 *			0,126					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	4,21	0,13	0,09	0,000	0,000	0,000		0,522		
	Enseigne F	-6,01 *	-0,13	-0,15 *	0,000	0,000	0,000		0,897		
	Enseigne G	1,62	3,72	-0,37 *	0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne H	-4,56 *	0,36			0,000					
CEREALES	Enseigne I	0,73	-0,28 *	-0,63 *	0,10	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	0,75	0,67	-0,06 *		0,000	0,015	0,000	0,000	0,000	
	Enseigne K	1,46	0,17	0,14		0,000	0,000	0,000	0,694		
	Enseigne L	-2,08 *	0,70	-0,79 *		0,000	0,000	0,000	0,000		
SOUPE	Enseigne M	0,27	0,08	-0,02 *	-0,11 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	0,53	1,25	-0,21 *		0,000	0,000	0,000	0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-0,26 *	0,15			0,000					
	Enseigne P	-2,93 *	0,25			0,000					
	Enseigne Q	-1,45 *	0,88			0,000					
	Enseigne R	-1,52 *	-0,12 *			0,000					

\*p<0.05

Le tableau 62 permet d'observer que dans 53.06% des cas, l'impact immédiat des actions promotionnelles initiées par une ou plusieurs enseignes concurrentes sur le nombre d'acheteurs actifs de l'enseigne centrale est significativement négatif. Cette proportion n'est pas suffisante pour confirmer son caractère majoritaire. Les écarts observés entre les différents segments appartenant à une même enseigne sont significatifs dans 90.91% des

cas dans lesquels l'activité transactionnelle de l'enseigne a permis la constitution de plus de deux segments de clients en fonction de leur Lifetime Value prédite. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% dans 84.78% des paires de segments appartenant à une même enseigne. Lorsque des effets immédiats négatifs sont enregistrés au niveau d'au moins un des segments appartenant à une même enseigne et que les écarts entre les différents segments sont significatifs, l'impact négatif le plus pénalisant est enregistré dans la majorité des cas (57.14%) au niveau des segments présentant la Lifetime Value moyenne la plus faible.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H8a selon laquelle les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement négatifs. Cependant, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*L'impact immédiat d'un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 63 – Effets immédiats d'une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets immédiats											
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	0,16	0,04	-0,04 *	0,000	0,001	0,000		0,000			
	Enseigne B	-0,41 *	-0,84 *	0,25	0,000	0,002	0,000		0,000			
	Enseigne C	-1,51 *	-0,41 *			0,000						
	Enseigne D	1,03	-0,22 *			0,000						
PIZZA	Enseigne E	4,65	-0,08	-0,11 *	0,000	0,000	0,000		0,599			
	Enseigne F	-4,93 *	0,81	0,08	0,000	0,000	0,000		0,000			
SURGELEE	Enseigne G	1,40	3,28	-0,15 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne H	-5,29 *	-0,08			0,000						
CEREALES	Enseigne I	-0,03	0,06	-0,11 *	-0,35 *	0,000	0,210	0,296	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	-0,08 *	-0,15 *	-0,35 *		0,000	0,004	0,000		0,000		
	Enseigne K	1,24	0,25	0,19		0,000	0,000	0,000		0,264		
	Enseigne L	-1,87 *	0,51	-0,17 *		0,000	0,000	0,000		0,007		
SOUPE	Enseigne M	0,05	-0,24 *	0,09	-0,11 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	-0,81 *	1,53	-0,13 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-1,05 *	-0,01 *				0,000					
	Enseigne P	-2,88 *	0,22				0,000					
	Enseigne Q	-1,29 *	0,80				0,000					
	Enseigne R	-1,39 *	0,08				0,000					

\*p<0.05

L'impact immédiat des actions promotionnelles initiées par une ou plusieurs enseignes concurrentes de l'enseigne centrale de chacun des systèmes vectoriels auto-régressifs estimés sur les quantités moyennes achetées par les clients actifs de cette enseigne est significativement négatif dans 53.06% des cas. Cette proportion n'est toutefois pas suffisante pour valider le caractère majoritaire de ce type d'impacts. Les écarts constatés entre les segments de clients constitués en fonction de leurs Lifetime Values prédites et appartenant à une même enseigne sont significatifs dans 100% des cas. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 91.30% des paires de segments appartenant à une même enseigne. Tout comme le nombre d'acheteurs en mode rétention, la quantité achetée en mode rétention est le plus sévèrement impactée au niveau des segments présentant les Lifetime Values moyennes les plus faibles.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H8b selon laquelle les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention seront majoritairement négatifs. Cependant, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d'ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 64 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification						
	Effets d'ajustement				ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4							
YAOURT	Enseigne A	-1,79	1,12 *	-0,47		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne B	1,77 *	-1,31	1,05 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne C	2,94 *	-0,64				0,000				
	Enseigne D	1,34 *	0,48 *				0,000				
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-1,46	1,17 *	0,16 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne F	6,61 *	5,68 *	0,40 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne G	9,61 *	-0,85	0,16 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne H	-0,48	1,50 *				0,000				
CEREALES	Enseigne I	1,71 *	-1,07	0,08 *	0,53 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	0,27 *	-0,08	0,17 *		0,000	0,000	0,023		0,000	
	Enseigne K	-1,18	-2,04	0,50 *		0,000	0,000	0,000		0,000	
	Enseigne L	3,99 *	0,17 *	-0,14		0,000	0,000	0,000		0,245	
SOUPE	Enseigne M	1,45 *	0,29 *	1,44 *	-0,19	0,000	0,000	0,724	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	5,73 *	-3,92	-0,18		0,000	0,000	0,000		0,000	
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-2,58	0,46 *				0,000				
	Enseigne P	4,02 *	0,55 *				0,000				
	Enseigne Q	3,20 *	0,22 *				0,000				
	Enseigne R	-1,25	-0,03				0,000				

\*p<0.05

Tel que les coefficients d’ajustement présentés dans le tableau 64 l’indiquent, l’impact des actions promotionnelles initiées par les enseignes concurrentes de l’enseigne centrale sur le nombre de clients actifs qui effectuent un achat au cours de la période d’ajustement est significativement positif dans la majorité des cas (63.27% des cas). Dans 86.66% des cas dans lesquels les effets d’ajustement positifs suivent des effets immédiats négatifs, leur valeur est supérieure à la valeur absolue de ces premiers. Les écarts constatés entre les segments de clients obtenus en s’appuyant sur les Lifetime Values prédites de leurs membres et appartenant à une même enseigne sont significatifs dans 100% des cas. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 95.65% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

Ces résultats permettent la validation de l’hypothèse H8c selon laquelle les effets d’ajustement d’une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l’enseigne centrale sur le nombre d’acheteurs en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets d’ajustement suite à un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*



**Tableau 65 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets d'ajustement							
					ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-1,68	-0,09	-0,58		0,000	0,000		0,000			
	Enseigne B	1,13 *	-0,30	0,18 *		0,000	0,000		0,000			
	Enseigne C	2,24 *	-0,04				0,000					
	Enseigne D	2,11 *	-0,05				0,000					
PIZZA	Enseigne E	-1,19	1,41 *	0,46 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	6,63 *	5,63 *	-0,15		0,000	0,000	0,000		0,000		
SURGELEE	Enseigne G	9,52 *	-0,32	0,14 *		0,000	0,000	0,000		0,035		
	Enseigne H	-0,29	0,10 *				0,249					
CEREALES	Enseigne I	0,96 *	0,35 *	0,36 *	0,35 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,700	0,881	0,799
	Enseigne J	-0,21	0,37 *	-0,09		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-1,69	-0,71	0,13 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne L	5,81 *	-0,87	-0,28		0,000	0,000	0,000		0,023		
SOUPE	Enseigne M	0,39 *	0,21 *	0,48 *	-0,02	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	3,91 *	-2,90	0,37 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-1,94	0,13 *				0,000					
	Enseigne P	3,55 *	-0,03				0,000					
	Enseigne Q	2,66 *	0,05 *				0,000					
	Enseigne R	-0,42	-0,11				0,000					

\*p<0.05

Le tableau 65 permet d’établir que les effets d’ajustement subis en termes de quantité achetée par les clients de chacun des segments suite à des actions promotionnelles initiées par les enseignes concurrentes de l’enseigne centrale sont significativement positifs dans 55.10% des cas. Cette proportion est inférieure à celle observée dans le cas du nombre d’acheteurs actifs et ne permet pas la validation du caractère majoritaire de ce type d’effets. Dans la plupart des cas (86.66%) dans lesquels les effets d’ajustement positifs suivent à des effets immédiats négatifs, leur valeur est supérieure à la valeur absolue de ces premiers. Les écarts constatés entre les segments de clients constitués en fonction de leurs Lifetime Values prédites et appartenant à une même enseigne sont significatifs dans 100% des cas, lorsque l’activité transactionnelle au niveau de l’enseigne a permis la constitution de plus de deux segment. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 91.30% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

Ces résultats ne permettent pas la validation de l’hypothèse H8d selon laquelle les effets d’ajustement d’une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l’enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention seront majoritairement positifs. Cependant, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur le nombre d'acheteurs en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :

**Tableau 66 – Effets totaux d'une action promotionnelle concurrente sur le nombre d'acheteurs en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite					Signification						
		Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets totaux						
						ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4
YAOURT	Enseigne A	-0,76 *	0,97	-0,92 *		0,000	0,000	0,049		0,000		
	Enseigne B	1,21	-1,76 *	0,47		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne C	0,06	-0,85 *				0,003					
	Enseigne D	0,74	0,07				0,006					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	2,75	1,30	0,26		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne F	0,60	5,55	0,26		0,000	0,000	0,124		0,000		
	Enseigne G	11,24	2,88	-0,21 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
CEREALES	Enseigne H	-5,05 *	1,86				0,000					
	Enseigne I	2,44	-1,34 *	-0,56 *	0,63	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	1,01	0,59	0,11		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	0,27	-1,87 *	0,64		0,000	0,000	0,130		0,000		
SOUPE	Enseigne L	1,91	0,87	-0,93 *		0,000	0,0496	0,000		0,000		
	Enseigne M	1,72	0,37	1,43	-0,30 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne N	6,26	-2,66 *	-0,39 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne O	-2,84 *	0,61				0,000					
	Enseigne P	1,09	0,80				0,108					
	Enseigne Q	1,75	1,10				0,000					
	Enseigne R	-2,77 *	-0,14 *				0,000					

\*p<0.05

Les tests de racine unitaire ont prouvé le caractère stationnaire des séries temporelles des incidences d'achat parmi les clients actifs de chaque enseigne. Ainsi, les efforts promotionnels de la concurrence ne sont pas plus en mesure que ceux des enseignes centrales d'induire un changement permanent dans cette composante du Capital Client. L'impact total de leur action se résume dans ce cas également à la somme des effets immédiats et d'ajustement. Le caractère majoritairement positif des effets d'ajustement, ainsi que la supériorité en valeur absolue des effets d'ajustement positifs par rapport aux effets immédiats négatifs font que les effets totaux sont significativement négatifs dans seulement 32.65% des cas. Les écarts constatés entre les segments de clients constitués par rapport à leurs Lifetime Value prédites et appartenant à une même enseigne sont significatifs dans tous les cas, lorsque le nombre de segments est supérieur à deux. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 93.48% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

Ces résultats impliquent le rejet de l'hypothèse H8e selon laquelle, en absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs. Toutefois, les effets totaux sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

*Les effets totaux obtenus à travers un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués par la concurrence (action promotionnelle) sur la quantité achetée en mode rétention à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 67 – Effets totaux d'une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode rétention**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Effets totaux							
					ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
YAOURT	Enseigne A	-1,52 *	-0,05 *	-0,62 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne B	0,72	-1,14 *	0,43	0,000	0,000	0,114		0,000			
	Enseigne C	0,73	-0,44 *			0,000						
	Enseigne D	3,14	-0,26 *			0,000						
PIZZA	Enseigne E	3,46	1,33	0,35	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne F	1,70	6,44	-0,07 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
SURGELEE	Enseigne G	10,91	2,96	-0,01	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne H	-5,58 *	0,02			0,000						
CEREALES	Enseigne I	0,93	0,41	0,25	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne J	-0,29 *	0,22	-0,44 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne K	-0,44 *	-0,46 *	0,32	0,000	0,937	0,001		0,000			
	Enseigne L	3,94	-0,36 *	-0,45 *	0,000	0,000	0,000		0,767			
SOUPE	Enseigne M	0,44	-0,02 *	0,56	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Enseigne N	3,10	-1,37 *	0,24	0,000	0,000	0,000		0,000			
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	-2,99 *	0,12			0,000						
	Enseigne P	0,67	0,19			0,007						
	Enseigne Q	1,37	0,85			0,000						
	Enseigne R	-1,81 *	-0,02 *			0,000						

\*p<0.05

Les séries temporelles des volumes d'achat des clients actifs de chaque enseigne centrale ont été diagnostiquées comme étant stationnaires par le biais des tests de racine unitaire. Par conséquent, les actions promotionnelles de la concurrence ne peuvent pas entraîner des effets permanents. Les effets totaux ne sont significativement négatifs que dans 40.82% des cas. Les écarts constatés en termes d'intensité de l'impact total à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite et appartenant à la même enseigne sont significatifs dans 100% des cas, lorsque le nombre de segments est

supérieur à deux. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 93.48% des paires de segments appartenant à une même enseigne.

Ces résultats impliquent le rejet de l'hypothèse H8f selon laquelle, en absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs. Toutefois, les effets totaux sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

### III. Test des hypothèses concernant l'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le niveau des prix payés par les clients de l'enseigne centrale

*Impact d'un choc inattendu exercé sur les prix pratiqués sur la concurrence (action promotionnelle) sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne à travers les marchés et les segments de clients constitués sur la base de la Lifetime Value prédite :*

**Tableau 68 – Effets d'ajustement d'une action promotionnelle concurrente sur les prix de l'enseigne attaquée**

	Segmentation Lifetime Value prédite				Signification							
	Effets d'ajustement				ANOVA	S1 vs. S2	S1 vs. S3	S1 vs. S4	S2 vs. S3	S2 vs. S4	S3 vs. S4	
	Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4								
YAOURT	Enseigne A	-0,33 *	0,01	-0,07 *	0,000	0,000	0,000		0,000			
	Enseigne B	-0,24 *	0,02	-0,32 *	0,000	0,000	0,022		0,000			
	Enseigne C	-0,18 *	-0,11 *				0,012					
	Enseigne D	-0,11 *	-0,03 *				0,010					
PIZZA SURGELEE	Enseigne E	-0,34 *	-0,46 *	-0,43 *	0,000	0,000	0,005		0,368			
	Enseigne F	-0,14 *	-0,01	-0,08 *	0,001	0,001	0,034		0,038			
	Enseigne G	-0,06	0,23	0,02	0,000	0,000	0,058		0,000			
	Enseigne H	-0,02	0,07				0,097					
CEREALES	Enseigne I	0,01	-0,13 *	-0,22 *	-0,07 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000
	Enseigne J	0,04	-0,17 *	-0,23 *		0,000	0,000	0,000		0,000		
	Enseigne K	-0,06 *	0,21	-0,08 *		0,000	0,000	0,490		0,000		
	Enseigne L	-0,20 *	0,06	0,03		0,000	0,000	0,000		0,480		
SOUPE	Enseigne M	0,13	0,03	0,02	-0,05 *	0,000	0,000	0,000	0,000	0,144	0,000	0,000
	Enseigne N	0,16	0,01	-0,09 *		0,000	0,001	0,000		0,002		
MARGARINE/ BEURRE	Enseigne O	0,05	-0,05 *				0,000					
	Enseigne P	0,02	-0,03 *				0,053					
	Enseigne Q	-0,10 *	-0,02 *				0,000					
	Enseigne R	0,19	0,09				0,000					

\*p<0.05

Les restrictions imposées aux systèmes vectoriels auto-régressifs construits pour chacune des enseignes stipulent l'absence de réaction immédiate par le biais des prix de la part de l'enseigne centrale en réponse à des actions promotionnelles initiées par un ou plusieurs de ses concurrents et qui ont mené à la baisse du prix moyen payé par ses clients pour acheter les produits de ceux-ci. Les séries temporelles des prix propres aux enseignes centrales de chaque modèle auto-régressif étant stationnaires, les effets totaux des actions promotionnelles menées par la concurrence sont égaux aux effets d'ajustement. Tel que le tableau 68 permet de le remarquer, le prix moyen payé par les clients de l'enseigne centrale est en baisse dans 55.10% des cas. Cette proportion ne permet pas de valider le caractère majoritaire de ce type d'effets. Cette baisse n'est pas uniforme à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite, les écarts enregistrés étant significatifs pour tous les enseignes présentant plus de deux segments. Les tests t sont significatifs à un seuil de 5% pour 84.78% des paires de segments appartenant à une même enseigne. Cela indique, qu'un effet, confronté à une « attaque » promotionnelle de la part d'un ou de plusieurs de ses concurrents, l'enseigne centrale réagit par le biais du même levier, le prix, mais que les différents segments de clients lui appartenant n'en profitent pas en égale mesure.

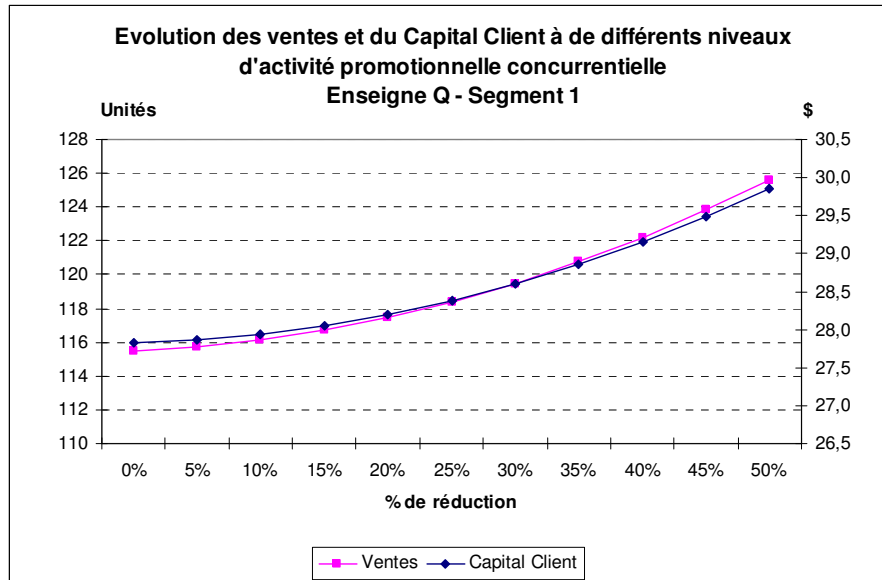
Ces résultats ne permettent pas la validation de l'hypothèse H9 selon laquelle les effets d'ajustement (et, compte tenu des restrictions imposées lors de la construction des modèles vectoriels auto-régressifs, les effets totaux) d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le prix moyen payé par les clients de celle-ci pour acquérir ses produits seront majoritairement négatifs. Toutefois, ces effets sont significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.

#### **IV. Typologie des impacts des actions promotionnelles initiées par la concurrence sur les niveaux des ventes et du Capital Client des enseignes à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée**

Conjugués, les impacts à court et long terme des actions promotionnelles initiées par les concurrents d'une enseigne, sur les composantes du Capital Client de celle-ci vont modifier le niveau de ses ventes ainsi que celui de son Capital Client de manières différentes à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée. Une typologie de ces influences en fonction de l'intensité des attaques promotionnelles est présentée ensuite. Comme dans le cas de la typologie des impacts des propres actions promotionnelles, l'estimation des modèles de la persistance a été effectuée au niveau agrégée de l'ensemble des clients appartenant à un même segment (et non plus au niveau des échantillons extraits).

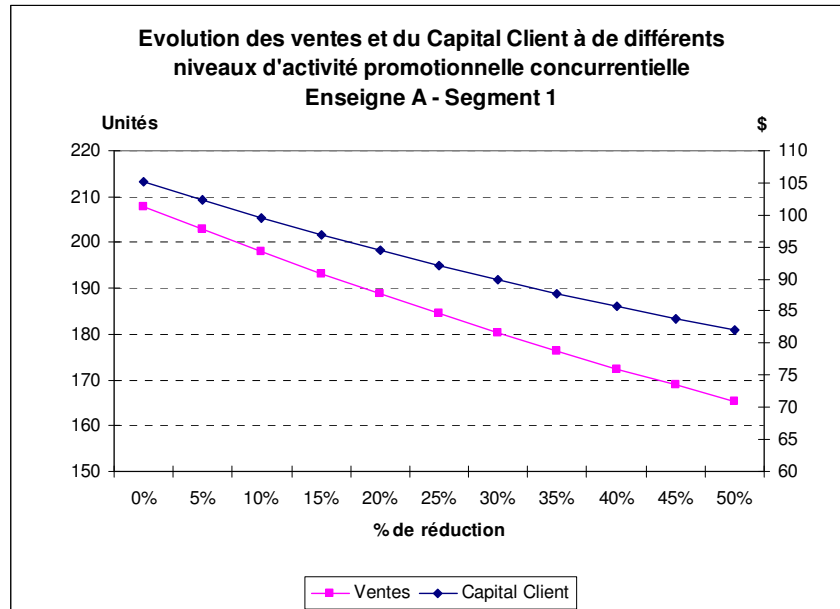
Le pattern le plus souvent rencontré parmi les cas investigués (46.94%), est celui dans lequel les ventes et le Capital Client partagent une trajectoire ascendante. Cette situation est illustrée par la Figure 27 pour le segment 1 de l'enseigne Q, segment dont les clients sont caractérisés par les niveaux les plus faibles de Lifetime Value. Ce constat pourrait paraître surprenant, mais seulement si l'on ne tient pas compte des effets positifs à court terme des actions promotionnelles sur la demande catégorielle, mis en évidence par la recherche antérieure (Nijs et *alii.*, 2001). Ainsi, l'étude présente confirme ce résultat, apportant en plus des précisions concernant le rôle de l'intensité de l'attaque promotionnelle.

**Figure 27 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (1)**



En deuxième position, rencontré dans 28.57% des cas étudiés, se situe le pattern dans lequel tant les ventes que le Capital Client suivent une trajectoire descendante avec l'augmentation de l'intensité de l'attaque promotionnelle.

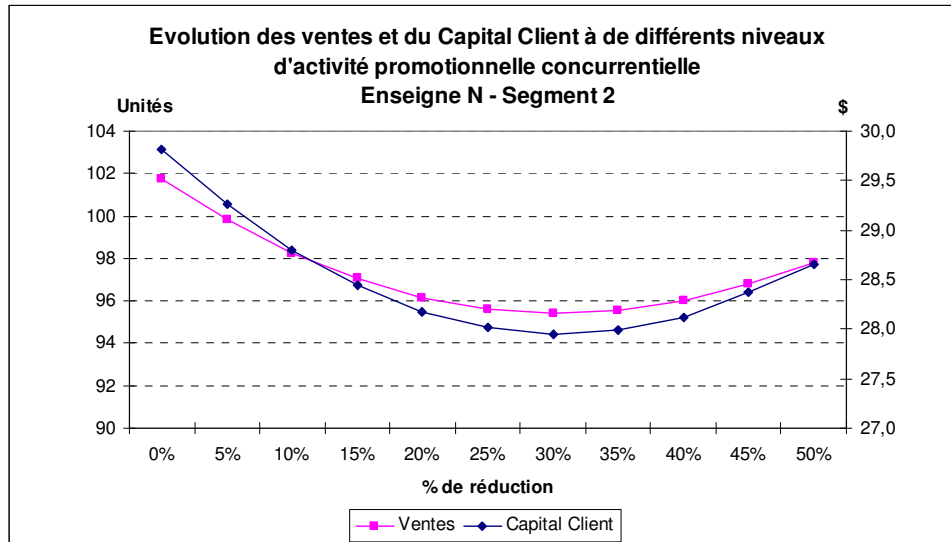
**Figure 28 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (2)**



Le cas de figure suivant s'apparente dans une certaine mesure au deuxième pattern présenté. Cette fois les ventes et le Capital Client s'inscrivent sur une trajectoire convexe, atteignant un minimum local pour un niveau donné de la réduction de prix potentielle accordée par la concurrence, pour revenir ensuite vers des niveaux supérieurs lorsque ce seuil est dépassé. Ce pattern concerne 14.29% des cas étudiés. Il est illustré dans la figure 29 pour le deuxième segment de clients constitué en fonction de leur Lifetime Value estimée, de l'enseigne N de la catégorie de produit soupes.

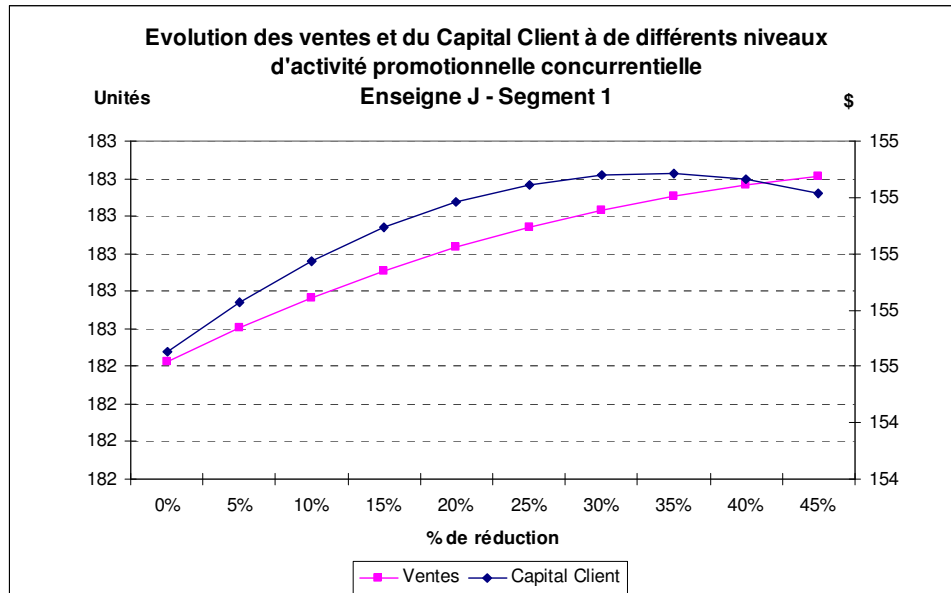


**Figure 29 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (3)**



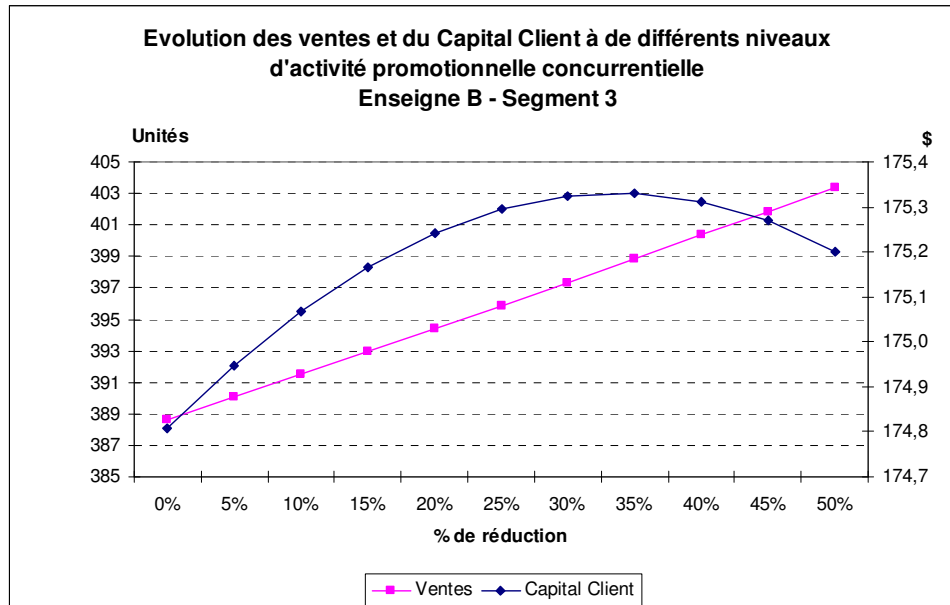
Inversement, dans 4.08% des cas étudiés, les ventes et le Capital Client s'inscrivent sur une trajectoire concave, atteignant un maximum local pour un niveau donné de la réduction de prix potentielle, pour ensuite revenir vers des niveaux inférieurs, lorsque ce seuil est atteint. Cette situation est illustrée dans la figure 30 pour le segment 1 de l'enseigne J dans catégorie de produits céréales, dont les clients présentent la Lifetime Value la plus faible.

**Figure 30 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (4)**



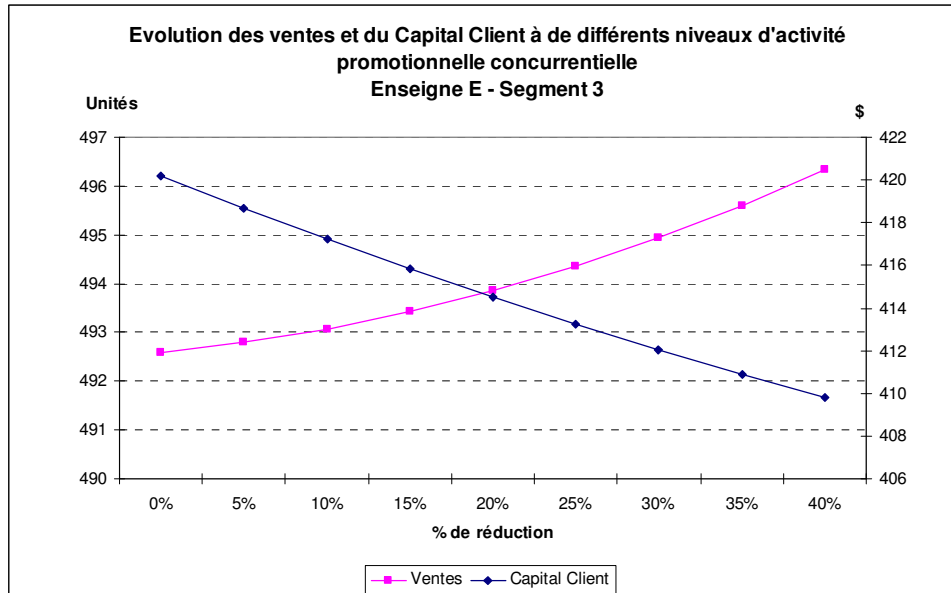
Les autres cas de figure recensés, de par leur unique occurrence, représentent des exceptions. Il s'agit, dans le cas du 3<sup>ème</sup> segment de l'enseigne B de la catégorie de produits yaourts (le plus précieux), représenté dans la figure 31, d'une trajectoire linéaire ascendante des ventes, accompagnée par une trajectoire concave du Capital Client, qui augmente jusqu'à un maximum local atteint pour une certaine intensité de l'attaque promotionnelle, pour redescendre ensuite vers des niveaux plus faibles mais toujours supérieurs par rapport à une situation des statu-quo.

**Figure 31 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (5)**

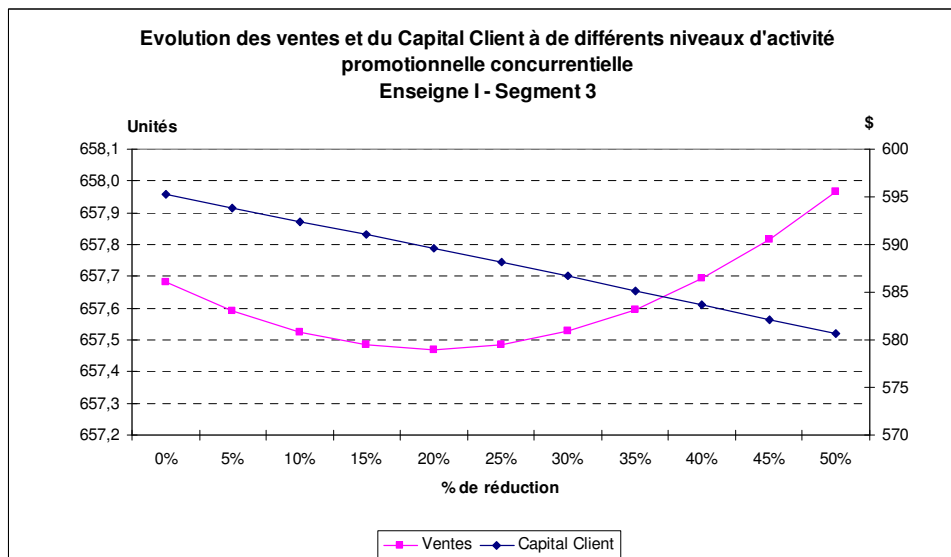


Les deux cas de figure suivants ont en commun la trajectoire linéaire, descendante du Capital Client. Ce qui les différencie est la trajectoire des ventes, ascendante dans le cas du 3<sup>ème</sup> segment de l'enseigne E de la catégorie de produits pizzas surgelées, mais convexe dans le cas 3<sup>ème</sup> segment de l'enseigne I de la catégorie de produits céréales.

**Figure 32 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (6)**



**Figure 33 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (7)**



Le tableau 69 synthétise les résultats obtenus au niveau des différents segments

**Tableau 69 – Typologie des trajectoires des ventes et du Capital Client sous l'influence d'une action promotionnelle propre**

Produit	Enseigne	Segment	Trajectoire ventes	Trajectoire Capital Client	
YOGURT	Enseigne A	SEGMENT 1	↘	↘	
		SEGMENT 2	concave	concave	
		SEGMENT 3	↘	↘	
	Enseigne B	SEGMENT 1	convexe	convexe	
		SEGMENT 2	↘	↘	
		SEGMENT 3	concave	↗	
	Enseigne C	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↘	↘	
	Enseigne D	SEGMENT 1	convexe	convexe	
		SEGMENT 2	↘	↘	
	PIZZA SURGELEE	Enseigne E	SEGMENT 1	↗	↗
			SEGMENT 2	↗	↗
SEGMENT 3			↗	↘	
Enseigne F		SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	↗	
		SEGMENT 3	↘	↘	
Enseigne G		SEGMENT 1	convexe	convexe	
		SEGMENT 2	↗	↗	
		SEGMENT 3	↗	↗	
Enseigne H		SEGMENT 1	convexe	convexe	
		SEGMENT 2	↗	↗	
CEREALES		Enseigne I	SEGMENT 1	↗	↗
	SEGMENT 2		↘	↘	
	SEGMENT 3		↘	convexe	
	SEGMENT 4		convexe	convexe	
	Enseigne J	SEGMENT 1	concave	concave	
		SEGMENT 2	↗	↗	
		SEGMENT 3	↘	↘	
	Enseigne K	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↘	↘	
		SEGMENT 3	↗	↗	
	Enseigne L	SEGMENT 1	convexe	convexe	
		SEGMENT 2	↗	↗	
SEGMENT 3		↘	↘		
SOUPE	Enseigne M	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	↗	
		SEGMENT 3	↗	↗	
		SEGMENT 4	↘	↘	
	Enseigne N	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	convexe	convexe	
BEURRE / MARGARINE	Enseigne O	SEGMENT 1	↘	↘	
		SEGMENT 2	↗	↗	
	Enseigne P	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	↗	
	Enseigne Q	SEGMENT 1	↗	↗	
		SEGMENT 2	↗	↗	
	Enseigne R	SEGMENT 1	↘	↘	
		SEGMENT 2	↘	↘	



Organisé en cinq sections, ce chapitre a été dédié à la présentation détaillée des résultats de cette étude.

Le tableau 70 résume l'issue des tests effectués afin de valider les hypothèses énoncées :

**Tableau 70 – Récapitulatif des hypothèses**

		Sens des effets	Hétérogénéité des effets
H0a	L'incidence ainsi que le volume d'achat en mode acquisition et rétention sont des composantes stationnaires du Capital Client d'une enseigne, quel que soit le segment de clients obtenu par rapport à la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste.	Hypothèse validée	
H0b	Les prix moyens payés par les clients d'une enseigne pour acquérir ses produits ou les produits de ses concurrents sont également des variables stationnaires, quel que soit le segment de clients obtenu par rapport à la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste.	Hypothèse validée	
H1a	Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H1b	Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode acquisition seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H1c	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H1d	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode acquisition seront majoritairement négatifs significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H1e	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H1f	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H2a	Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H2b	Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode rétention seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H2c	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H2d	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée moyenne en mode rétention seront majoritairement négatifs significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée



		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H2e	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H2f	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H3a	Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H3b	Les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H3c	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H3d	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H3e	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs qui vont effectuer un achat auprès de la concurrence, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H3f	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement, seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H4	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne initiatrice pour acquérir ses produits seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H5	Les effets d'ajustement d'une action promotionnelle sur le prix moyen payé par les clients de l'enseigne initiatrice pour leurs achats auprès de la concurrence seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H6	La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments de clients basés sur la Lifetime Value prédite à travers la modélisation probabiliste du comportement d'achat est supérieure à celle des modèles estimés au niveau agrégé.	Hypothèse rejetée	
H7a	Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H7b	Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée
H7c	Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H7d	Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H7e	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée

		Sens des effets	Hétérogénéité des effets
H7f	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode acquisition de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H8a	Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H8b	Les effets immédiats d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention de celle-ci seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H8c	Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse validée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H8d	Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention de celle-ci seront majoritairement positifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H8e	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le nombre d'acheteurs en mode rétention de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée
H8f	En absence d'effets permanents, les effets totaux d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur la quantité achetée en mode rétention de celle-ci, exprimés en tant que somme des effets immédiats et d'ajustement seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée

		<b>Sens des effets</b>	<b>Hétérogénéité des effets</b>
H9	Les effets d'ajustement d'une ou plusieurs action(s) promotionnelle(s) initiée(s) par un ou plusieurs concurrents de l'enseigne centrale sur le prix moyen payé par les clients de celle-ci pour acquérir ses produits seront majoritairement négatifs, significativement différents à travers les segments de clients constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.	Hypothèse rejetée	Hypothèse validée

## **CHAPITRE 5 : PRINCIPALES CONCLUSIONS, IMPLICATIONS DE LA RECHERCHE, LIMITES ET VOIES DE RECHERCHE**

### **SECTION 1 : PRINCIPALES CONCLUSIONS**

La problématique de recherche de cette thèse s'est cristallisée autour de la question suivante : dans quelle mesure l'association de la segmentation probabiliste prédictive de la clientèle et de la modélisation de la persistance des impacts des actions marketing, peut-elle constituer un dispositif pertinent pour l'optimisation de l'effort marketing ? Afin de pouvoir y répondre, trois principaux axes de recherche ont été explorés.

Premièrement, il a fallu comparer les modèles probabilistes disponibles aujourd'hui pour la description et prévision du comportement d'achat des clients afin de choisir celui qui dans le cadre présent, de la commercialisation des biens de consommation courante en grande surface, dévoile la meilleure qualité d'ajustement et le plus de précision en termes de capacité prédictive.

Deuxièmement, une fois le modèle choisi, la Lifetime Value propre à chaque client et issue de la modélisation probabiliste a été utilisée afin de définir des segments homogènes de clients, à travers lesquels a été mesuré, à l'aide de la modélisation de la persistance, l'impact d'une action marketing initiée par l'enseigne sur les processus formateurs du Capital Client : l'acquisition et la rétention, mais aussi sur le niveau des propres prix. Accessoirement, les modèles vectoriels auto-régressifs construits ont également permis d'étudier l'impact d'une action promotionnelle sur le comportement d'achat des propres clients auprès des enseignes concurrentes, ainsi que les conséquences des actions marketing d'une ou plusieurs enseignes concurrentes sur le comportement des clients de l'enseigne attaquée.

Troisièmement, les résultats obtenus dans la deuxième partie ont permis d'investiguer la façon dont le Capital Client d'une enseigne, mais aussi ses ventes, évoluent avec



l'intensité des actions promotionnelles mises en place et donc, d'envisager une voie pour leur optimisation.

En ce qui suit, la revue des résultats obtenus lors de ces trois étapes permettra de dégager les principales conclusions de cette recherche.

## **I. Performances des modèles probabilistes alternatives**

Plusieurs alternatives méthodologiques sont aujourd'hui disponibles si l'on souhaite estimer la Lifetime Value d'un client à travers une approche probabiliste. Ces alternatives concernent d'une part, le processus transactionnel et d'autre part, la valeur monétaire lui étant associée. Etant donné le rôle central qu'occupe dans la recherche présente la Lifetime Value, à la fois critère de segmentation de la base clients et potentiel facteur modérateur de l'impact des actions promotionnelles sur le Capital Client, il était important de s'assurer que l'alternative choisie conduirait vers les estimations les plus fiables. Nous avons donc procédé à l'investigation comparative de la qualité d'ajustement et de la validité prédictive des principaux modèles probabilistes proposés dans la littérature marketing.

En ce qui concerne les modèles probabilistes consacrés au processus transactionnel, nous avons retenu pour l'étude le modèle NBD (Ehrenberg, 1959) – premier modèle à permettre la prédiction du nombre d'achats de biens de consommation qui serait réalisé dans un intervalle de temps donné mais qui présente un inconvénient de taille car il ne tient pas compte du processus d'attrition, le modèle Pareto/NBD (Schmittlein, Morrison et Colombo, 1987 ; Schmittlein et Peterson, 1994) qui remédie cet aspect mais qui est pénalisé par la complexité de son estimation, le modèle BG/NBD (Fader et *alii.*, 2005b) qui en modifiant une des hypothèses sous-jacentes du modèle Pareto/NBD concernant l'attrition, rend son estimation nettement plus aisée, et enfin, le modèle MBG/NBD (Batislam et *alii.*, 2007) qui corrige une des faiblesses du modèle BG/NBD dans lequel la probabilité d'être actif d'un client n'ayant pas effectué d'achat répété est toujours égale à 1.

La qualité de l'ajustement a été comparée à travers plusieurs critères parmi lesquels : la capacité des modèles d'estimer la taille du segment de clients n'ayant pas effectué d'achat répété, les tests de Khi-deux et d'écart de Khi-deux, le critère de Schwarz-BIC. Le modèle MBG/NBD est celui qui se distingue en fournissant les estimations les plus exactes des effectifs de la catégorie de clients n'ayant pas effectué d'achat répété et en étant celui qui produit le plus de différences non-significatives entre les fréquences observées et celles estimées. De manière assez surprenante, selon le critère de Schwarz-BIC, c'est le modèle NBD qui occupe la première position en termes de qualité d'ajustement. Un résultat similaire avait néanmoins été obtenu par Castéran et *alii.* (2007).

La validité prédictive a été quant à elle, analysée dans un premier temps graphiquement, en comparant les niveaux réel et prédit des achats répétés au niveau hebdomadaire et cumulatif, ainsi que les probabilités conditionnelles d'achat. Dans un deuxième temps, la comparaison a été réalisée selon des critères statistiques, à travers une ANOVA unifactorielle, les corrélations entre le nombre réel de transactions répétées au cours de la période de validation et les probabilités conditionnelles issues de chacun des modèles, les corrélations entre les diverses estimations elles-mêmes, ainsi que la moyenne des carrés résiduels.

Graphiquement comme statistiquement, le modèle NBD se distingue dans la plupart des cas étudiés par la surestimation des probabilités conditionnelles. Ce résultat n'est pas pour autant surprenant, car expliqué par la non-prise en compte du phénomène d'attrition. Parmi les autres modèles analysés, le modèle Pareto/NBD se détache en présentant un plus de précision, tant selon le critère du niveau de corrélation entre la réalité observée et les estimations issues de la modélisation, que selon celui de la moyenne des carrés résiduels.

Ainsi, malgré la complexité de son estimation, dans le cadre de la recherche présente, c'est le modèle Pareto/NBD qui a été choisi pour décrire le comportement des clients des enseignes de biens de consommation courante vendus en grande surface et donc, pour fournir le nombre de transactions futures attendues (DET) qui sera ultérieurement intégré dans le calcul de la Lifetime Value. Toutefois, les bonnes performances prédictives des

modèles BG/NBD et MBG/NBD les recommandent en tant qu'alternatives préférables si le but recherché est leur implémentation dans un contexte managérial.

Pour ce qui est des modalités alternatives d'introduction de la valeur monétaire, la comparaison a porté sur les modèles Gamma-Gamma proposé par Fader et *alii.* (2005a) et le modèle alternatif proposé par Glady et *alii.* (2009) qui correspond à une approche Pareto/Dépendante. La qualité prédictive du modèle Gamma-Gamma a été analysée dans un premier temps indépendamment de modèle alternatif, à l'aide des probabilités conditionnelles. Une fois les paramètres du modèle alternatif estimés, les moyennes des valeurs monétaires obtenues à travers les deux méthodologies ont été introduites dans le calcul de la Lifetime Value, dans le but de réaliser une comparaison de la validité prédictive globale des modèles choisis. Les critères de comparaison choisis ont été l'erreur type, l'erreur absolue moyenne, ainsi que les coefficients de corrélation Pearson et Spearman. Selon les deux premiers critères, la validité prédictive du modèle Pareto/Dépendant n'est supérieure que dans 27.78% (pour l'erreur type) à 33.33% des cas (pour l'erreur absolue moyenne). Le niveau de la corrélation Spearman, quant à lui, ne change pas avec la méthodologie choisie pour l'introduction de la valeur monétaire. Ces résultats mitigés, ne justifient pas, au moins dans le cas des enseignes de biens de consommation courante vendus en grande surface qui font l'objet de l'étude présente, le passage d'une méthodologie de type Pareto/Indépendante comme celle proposée par Fader et *alii.* (2005a) vers une de type Pareto/Dépendante, telle que celle proposée par Glady et *alii.* (2009). Cela n'exclut pas pour autant l'hypothèse que cette dernière soit la plus adaptée dans d'autres contextes de marché.

Une fois avoir arrêté le choix des modèles probabilistes pour le processus transactionnel et la valeur monétaire lui étant associée, la méthodologie des courbes iso-valeur proposée pour la première fois par Fader et *alii.* (2005a) a été mobilisée afin de mettre en évidence les relations non-linéaires qui caractérisent le comportement d'achat des clients. Cette méthodologie permet le regroupement des clients présentant des historiques (comportements) d'achats différents, mais qui ont néanmoins la même valeur potentielle pour l'enseigne. Cette valeur potentielle a constitué dans l'étape suivante, le critère utilisée pour la segmentation de la base clients, réalisée à travers un processus itératif de type EM (Expectation – Maximisation) implémenté à l'aide de la procédure Mclust (R).

Les relations identifiées à l'aide des iso-courbes entre la récence, la fréquence des achats effectués au cours de la période d'estimation et la Lifetime Value prédite sont également reflétées dans la représentation sur le même plan des segments obtenus. Cette segmentation peut donc être utilisée afin d'investiguer l'effet modérateur de l'hétérogénéité des clients en termes de valeur potentielle pour l'enseigne, sur l'impact des actions marketing (et plus spécifiquement, des actions promotionnelles) sur les facteurs moteurs du Capital Client et sur le Capital Client lui-même.

## **II. Pertinence de la segmentation probabiliste basée sur la Lifetime Value estimée pour l'étude de l'impact des actions marketing de l'enseigne**

### **1. Etude de l'impact sur l'acquisition**

Dans le cadre de cette analyse, les clients considérés comme prospects sont ceux pour lesquels leur probabilité d'être actifs est inférieure au seuil spécifique de l'enseigne. Les hypothèses formulées concernant les impacts immédiats et totaux des actions promotionnelles propres à l'enseigne sur l'incidence d'achat et sur les quantités achetées par les clients ayant un statut de prospect, ont été confirmées. Ainsi, les actions promotionnelles ne parviennent pas à entraîner un effet permanent sur l'axe de l'acquisition, sur aucun des segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite. Ce constat s'inscrit dans la lignée des études qui ont montré à l'aide de la modélisation de la persistance que le potentiel d'une action promotionnelle d'impacter durablement le comportement des clients de l'enseigne demeure assez limité, tant au niveau de la base clients, qu'à celui des segments définis en fonction du niveau d'usage du produit ou encore en fonction de la fidélité manifestée envers l'enseigne (Lim et *alii.*, 2005). Les effets totaux sont dans ce cas, ceux obtenus en additionnant les effets immédiats et les effets d'ajustement.

Dans le cas de l'acquisition, les effets immédiats d'une action promotionnelle propre se sont avérés positifs, tant en termes d'incidence d'achat (pour 91.83% des segments) qu'en

termes de quantité achetée (pour 95.92% des segments). Ceci confirme les résultats obtenus par Yoo et Hanssens (2008) au niveau des portefeuilles globaux des enseignes. En termes d'incidence d'achat, ces résultats appuient également la thèse du comportement sélectif délibéré, avancée par Ehrenberg (1994) qui avait remarqué que parmi les clients qui contribuent à la réalisation des pics de ventes lors de la mise en place des opérations promotionnelles, une proportion importante avait déjà acheté le produit en question dans les six à douze mois précédents. En termes de quantité achetée, les résultats attestent la mise en marche des mécanismes d'accélération quantitative et de stockage (Ailawadi et Neslin, 1998).

L'ANOVA et les tests t réalisés, ont permis de confirmer pour la première fois que ces impacts immédiats, même si majoritairement positifs, ont des intensités différentes à travers les segments de clients formés en fonction de leur Lifetime Value prédite. Cette information est particulièrement intéressante, car elle peut guider l'enseigne dans le ciblage de ses prospects. Par exemple, dans le cas de l'enseigne J, si l'objectif du manager est d'augmenter l'incidence d'achat parmi les prospects, les résultats de la modélisation de la persistance lui indiquent que sur cet axe et dans l'immédiat, le segment 2 des clients présentant une Lifetime Value prédite moyenne, est le plus réceptif. Si par contre, son objectif immédiat est d'augmenter la quantité achetée moyenne, il serait plus intéressant de cibler le 3<sup>ème</sup> segment. Néanmoins, les patterns des impacts immédiats observés entre les segments appartenant à une même enseigne sont pour la plupart similaires qu'il s'agisse de l'incidence ou du volume d'achat en mode acquisition, les segments les plus élastiques étant souvent les mêmes (dans 72% des cas).

Un constat tout à fait différent s'impose lorsque la comparaison est réalisée à travers les catégories de produits et les enseignes. Tant du point de vue de l'incidence d'achat, que de celui de la quantité achetée, les segments présentant l'élasticité immédiate la plus importante n'occupent pas toujours la même position sur l'échelle de la Lifetime Value prédite moyenne. Ainsi, par exemple, pour trois des enseignes de la catégorie des pizzas surgelées, les segments les plus réceptifs (en termes d'incidence d'achat) à une action promotionnelle sont ceux dont les clients sont caractérisés par la Lifetime Value la plus élevée, tandis que pour d'autres enseignes comme l'enseigne B de la catégorie yaourts ou

l'enseigne N de la catégorie soupes, le plus de réactivité se situe au niveau des deux premiers segments, caractérisés par les Lifetime Values les plus faibles.

Ainsi, dans le cadre d'une future recherche, il serait intéressant d'identifier les facteurs qui entraînent les différences de réactivité face à une action promotionnelle en termes d'incidence et volume d'achat en mode acquisition, entre des segments de clients homogènes du point de vue de leur valeur relative pour l'enseigne. Ces facteurs pourraient appartenir soit à la catégorie de produits dans laquelle évolue l'enseigne, soit à l'enseigne même (Srinivasan et *alii.*, 2004 ; Pauwels et *alii.*, 2007). Deux catégories de facteurs liés à la catégorie de produits peuvent être distinguées : d'une part les facteurs décrivant intrinsèquement la catégorie de produits comme le caractère périssable, la capacité d'être stockés et la mesure dans laquelle le produit peut faire l'objet d'un achat impulsif, d'autre part les facteurs liés à l'environnement concurrentiel comme le nombre d'enseignes et de produits présents dans la catégorie ou le poids relatif de l'enseigne privée. Parmi les facteurs liés à l'enseigne, sa position relative sur le marché, son statut national ou privé, la fréquence et l'amplitude des actions promotionnelles basées sur le prix représentent autant de dimensions susceptibles d'impacter la réactivité de segments de clients caractérisés par le même positionnement relatif sur l'axe de la contribution au Capital Client des différentes enseignes.

L'analyse des coefficients d'ajustement n'a pas pu confirmer leur caractère majoritairement négatif, ni en termes d'incidence d'achat, ni en termes de quantité achetée en mode acquisition. Ceci représente un résultat très important car il met en exergue l'intérêt d'une segmentation basée sur la Lifetime Value estimée, car elle rend possible l'identification des segments qui continuent à manifester un effet positif, ou du moins, non-significativement négatif, même au cours de la période d'ajustement. Lorsque les effets d'ajustement s'avèrent toutefois négatifs, ils sont cohérents avec un certain nombre de théories psychologiques comme celle de l'attribution (Scott, 1976), celle du niveau d'adaptation (Helson, 1964) ou encore celle de l'apprentissage (Rothschild, 1987) avancées afin d'expliquer le fait que la probabilité d'un achat répété diminue significativement lorsque les clients sont acquis à l'aide des opérations promotionnelles. Néanmoins, la proportion des effets d'ajustement négatifs est nettement inférieure à la proportion des effets immédiats positifs (51.02% vs. 91.83% des cas pour l'incidence

d'achat, 42.86% vs. 95.92% des cas pour la quantité achetée). De ce fait, nous pourrions d'ores et déjà conclure à un bilan globalement positif des actions promotionnelles sur le processus d'acquisition. Cette conclusion sera confortée par un autre constat, selon lequel, lorsque les effets d'ajustement sont négatifs, ils ne dépassent en valeur absolue les effets immédiats que dans une faible proportion des cas. Un résultat similaire avait été obtenu par Pauwels et *alii.* (2002).

En absence des effets permanents, la somme des effets immédiats et d'ajustement indiquera le bilan global de l'action promotionnelle sur le processus d'acquisition. Conformément aux relations mises en évidence auparavant entre leurs deux composantes, les effets totaux sont positifs à hauteur de 83.67% des segments, en termes de nombre d'acheteurs et de 81.63% des segments en termes de quantité achetée. Ils sont significativement différents à travers les segments de prospects formés en fonction de leur Lifetime Value estimée pour tous les enseignes qui ont permis la création de plus de deux segments. Pour les autres enseignes, les deux segments formés présentent des élasticités de réponse significativement différentes sur au moins un des axes (incidence d'achat ou quantité achetée), avec une seule exception : l'enseigne P de la catégorie de produits margarine/beurre. Quatre des sept effets négatifs se situent au niveau des mêmes enseignes et mêmes segments de clients lorsqu'il s'agit du nombre d'acheteurs ou de la quantité achetée : les segments les plus importants en termes de Lifetime Value prédite pour les enseignes F et I et les segments comportant les Lifetime Values les plus faibles pour les enseignes G et L. Les enseignes G (dans la catégorie de pizzas surgelées) et L (dans la catégorie des céréales) sont les enseignes qui pratiquent les prix moyens les plus bas de leurs catégories de produit respectives et le fait de constater un effet total négatif en termes d'acquisition, parmi les clients qui présentent une faible Lifetime Value estimée, indique que dans leur cas ce n'est pas le prix qui freine l'achat auprès de ces enseignes. L'enseigne I se trouve dans la situation contraire, l'enseigne pratiquant les prix les plus élevés dans sa catégorie de produits. Une opération promotionnelle pourrait donc potentiellement atténuer cet inconvénient est stimuler l'achat en mode acquisition. Cela s'avère être effectivement le cas pour tous les segments sauf pour celui des clients dont la Lifetime Value estimée est la plus importante. L'élasticité immédiate légèrement positive de ce segment est contrebalancée par des effets d'ajustement négatifs nettement plus importants. Cela pourrait indiquer que les prospects de ce segment (clients pour lesquels

la probabilité d'être actifs est descendue en dessous du seuil spécifique de l'enseigne) ont atteint leurs limites en termes d'accélération quantitative et de stockage. Il serait donc plus judicieux de suivre leur comportement d'achat dans l'attente d'un achat spontané qui les ferait passer en mode rétention, que de les inclure dans la cible d'une éventuelle action promotionnelle immédiate. Le bien fondé d'une telle approche sera d'ailleurs confirmé lors de l'analyse de l'impact des actions promotionnelles sur le comportement des clients en mode rétention, qui va révéler l'élasticité positive tant du nombre d'acheteurs de ce segment que de leur quantité achetée moyenne.

Le passage en revue des observations rendues possibles par la modélisation de la persistance des impacts des actions promotionnelles sur le processus d'acquisition, au niveau des segments de clients constitués selon le critère de leur Lifetime Value estimé, confirme la pertinence de la segmentation probabiliste pour ce type d'analyse. Elle s'inscrit dans la suite d'études consacrées au lien existant entre l'activité promotionnelle et l'acquisition, en offrant un appui consistant aux résultats obtenus antérieurement. D'un point de vue managérial, elle prouve sa capacité d'offrir de précieux aperçus stratégiques qui n'auraient pas pu être mis en évidence autrement.

## **2. Etude de l'impact sur la rétention**

A travers l'étude présente, les clients appartenant aux différents segments définis en fonction de leur Lifetime Value estimée à travers la modélisation probabiliste sont considérés comme évoluant en mode rétention si à un moment donné, leur probabilité d'être actifs, calculée à l'aide de la même approche, est supérieure à un seuil spécifique à l'enseigne, qui optimise le classement des clients en prospects vs. clients actifs.

Plusieurs hypothèses ont été formulées quant à l'impact des actions promotionnelles initiées par une enseigne sur le processus de rétention. Comme dans le cas de l'acquisition, le premier résultat à mentionner est l'absence des impacts permanents. Elle a été mise en évidence à l'aide des tests de racine unitaire effectués sur les séries temporelles qui décrivent le comportement des différents segments en mode rétention (nombre d'acheteurs et quantité achetée). Une fois de plus, ce résultat confirme les



constats antérieurs (Dekimpe et *alii.*, 1999, Nijs et *alii.*, 2001, Pauwels et *alii.*, 2002) mais il apporte également la preuve que ce type d'impact n'apparaît pas non plus au niveau des segments de clients pour faire ensuite l'objet d'une compensation réciproque. Une conséquence de ce résultat est que l'impact total d'une action promotionnelle sur la rétention sera calculé en additionnant son impact immédiat et les effets d'ajustement qui lui suivent.

Les effets immédiats observés au niveau de la rétention sont majoritairement positifs, tant en termes de nombre de clients actifs qui effectuent un achat (77.55% des cas), qu'en termes de volume d'achat (85.71%). Ces proportions sont légèrement inférieures à celles constatées dans le cas de l'acquisition, mais elles confirment néanmoins les résultats obtenus par Yoo et Hanssens (2008) au niveau de la base clients dans son intégralité. En échange, dans ce contexte de la rétention, elles n'apportent pas le soutien attendu à la thèse de Jedidi et *alii.* (1999) selon lesquels, une activité promotionnelle soutenue devrait rendre les clients moins sensibles en termes de choix de l'enseigne, mais plus sensibles en termes de quantité achetée. En effet, lorsque les élasticités immédiates du nombre d'acheteurs et de la quantité achetée sont toutes les deux positives pour un segment donné, les élasticités immédiates du nombre d'acheteurs sont inférieures aux élasticités immédiates de la quantité achetée dans seulement 32.43% des cas.

A travers des ANOVA réalisées pour les segments de clients appartenant à la même enseigne, lorsque leur nombre était supérieur à deux, ainsi que des tests t réalisés pour toutes les paires de segments appartenant à la même enseigne, cette étude montre pour la première fois que l'intensité des impacts immédiats sur le comportement en mode rétention, globalement positifs, est significativement différente à travers les segments de clients formés en fonction de leur Lifetime Value estimé.

De la même manière que dans le cas de l'acquisition, ce type d'information peut guider le manager dans ses choix de ciblage, en fonction des objectifs poursuivis. Ainsi, d'une part il peut choisir de privilégier le déclenchement d'un achat ou l'augmentation de la quantité achetée. De plus, profitant aussi d'une vision globale des impacts simultanés sur l'acquisition et la rétention, il peut arbitrer également plus efficacement entre ces deux vecteurs du Capital Client. Par exemple, tel qu'évoqué auparavant, le segment caractérisé

par la Lifetime Value moyenne la plus faible de l'enseigne L activant dans la catégorie des céréales présente une élasticité immédiate négative en mode acquisition, tant en termes de nombre d'acheteurs que de quantité achetée. L'analyse des impacts immédiats sur le comportement en mode rétention du même segment révèle une élasticité positive sur les deux axes. Les effets d'ajustement enregistrés au niveau de l'acquisition ne seront pas en mesure de compenser les effets négatifs immédiats et les effets totaux seront par conséquent négatifs. A contrario, les effets immédiats positifs enregistrés au niveau de la rétention, seront renforcés au cours de la période d'ajustement et les effets totaux seront supérieurs aux effets immédiats. Dans ce cas, si le manager considère opportun d'allouer une partie des ressources marketing à ce segment en particulier, il paraît convenable de cibler les membres dont la probabilité d'être actifs est supérieure au seuil spécifique de l'enseigne.

L'analyse des patterns de l'élasticité à travers les segments appartenant à une même enseigne conduit au même constat que dans le cas de l'acquisition, respectivement que dans la majorité des cas, les segments faisant preuve de l'élasticité la plus prononcée en termes d'incidence d'achat sont ceux qui se démarquent également en termes de quantité achetée. En effectuant cette analyse à travers les catégories de produits et les enseignes, nous constatons que les segments les plus réceptifs en mode rétention sont des fois ceux qui présentent la Lifetime Value estimée la plus faible, tout comme d'autres fois ceux qui présentent une Lifetime Value estimée moyenne ou élevée. Une fois de plus, l'intérêt de l'identification des facteurs qui expliquent les écarts de réactivité face à une action promotionnelle à travers les segments de clients homogènes du point de vue de leur valeur relative pour l'enseigne, apparaît évident. Ces facteurs pourraient être liés, comme dans le cas de l'acquisition, aux caractéristiques de l'enseigne comme à celles de la catégorie de produits.

Contrairement à l'hypothèse énoncée concernant le caractère négatif des effets d'ajustement sur la rétention, ceux-ci se sont avérés comme tels seulement au niveau du nombre d'acheteurs et d'ailleurs dans une proportion égale à celle constatée dans le cas de l'acquisition (51.02%), qui n'assure pas leur caractère majoritaire. Les effets d'ajustement en termes de quantité achetée sont quant à eux, négatifs dans seulement 36.73% des cas. Néanmoins, les conclusions parfois contradictoires (Ailawadi et *alii.*,

2001) dégagées dans les études qui se sont intéressées au lien entre l'activité promotionnelle et la rétention client peuvent accommoder les résultats présents. En outre, Pauwels et alii. (2002) avaient également constaté que si les élasticités d'ajustement en termes de choix de l'enseigne étaient négatives, la même généralisation ne pouvait pas être faite par rapport à la quantité achetée. Néanmoins, leur constat concerne la base de clients dans son intégralité, sans qu'une différenciation soit faite entre les clients évoluant en mode acquisition et ceux évoluant en mode rétention.

Conséquence des rapports qui s'établissent entre les effets positifs à court terme sur les deux axes étudiés et les effets d'ajustement majoritairement négatifs sur l'axe du nombre d'acheteurs et positifs sur l'axe de la quantité achetée, les effets totaux d'une action promotionnelle sur la rétention s'avèrent positifs sur les deux axes. L'occurrence des effets totaux positifs en mode rétention est nettement inférieure sur l'axe de l'incidence d'achat, par rapport à celui de la quantité achetée. D'ailleurs, l'occurrence des effets totaux positifs en mode rétention sur l'axe de l'incidence d'achat est également inférieure à celle des effets totaux positifs en mode acquisition sur le même axe.

### **3. Etude de l'impact sur les ventes et le Capital Client**

Une fois avoir identifié les impacts immédiats, d'ajustement et totaux des actions promotionnelles sur les deux principaux processus formateurs du Capital Client, l'acquisition et la rétention, l'étude présente a pu mettre en évidence la manière dont les évolutions enregistrées au niveau de ces composantes se conjuguent pour finalement impacter les ventes et le Capital Client. Ainsi, une typologie des trajectoires possibles de ces deux indicateurs a été réalisée, sous l'influence d'une activité promotionnelle d'intensité variable. Cette typologie a été construite autour de trois axes : les catégories de produits, les enseignes, et les segments de clients. Dans ce sens, l'étude présente est en mesure d'étendre les résultats obtenus dans la recherche précédente (Yoo et Hanssens, 2008) en intégrant la dimension de l'hétérogénéité de clients du point de vue de leur Lifetime Value, telle qu'obtenue à travers la modélisation probabiliste de leur comportement d'achat.

Avant de présenter ces résultats, il est important de préciser comment les prix payés par les propres clients de l'enseigne évoluent au cours des semaines qui suivent à l'implémentation d'une opération promotionnelle, car cet aspect influencera également le niveau estimé du Capital Client. De par la construction des modèles vectoriels auto-régressifs, l'impact immédiat d'une action promotionnelle sur l'axe des prix propres est constant à travers les enseignes, unitaire et négatif. En absence des effets permanents, établie à l'aide des tests de racine unitaire, les seuls impacts qui peuvent différencier l'évolution de propres prix à travers les catégories de produits, les enseignes et les segments de clients sont ceux enregistrés au cours de la période d'ajustement. Ceux-ci se sont avérés, comme prévus, négatifs, la littérature marketing attribuant ce type de conséquence à l'inertie décisionnelle de l'enseigne initiatrice de l'action promotionnelle (Yoo et Hanssens, 2008). Néanmoins, la proportion importante d'écarts significatifs enregistrés sur cet axe entre les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée, permet d'envisager que ces effets d'ajustement soient aussi, dans une certaine mesure, le reflet de l'arbitrage fait par certains clients, une fois l'opération promotionnelle terminée, entre l'achat du même produit que celui qui avait fait l'objet de la promotion mais à son prix habituel et l'achat d'un produit moins cher appartenant à la même enseigne.

Précédemment, les études s'étant intéressées aux impacts des actions promotionnelles sur les ventes et le Capital Client ont attiré l'attention sur le fait qu'une augmentation des premières ne se traduit pas obligatoirement par une amélioration du deuxième (Yoo et Hanssens, 2005 et 2008). L'étude présente confirme ce résultat mais apporte quelques précisions importantes concernant la forme de cette relation au niveau de segments de clients constitués par rapport à leur Lifetime Value estimée et la manière dont elle est impacté par l'intensité de l'effort promotionnel. En effet, situant l'analyse à ce niveau, le premier résultat obtenu est que le scénario le plus fréquent (22.45% des cas) est celui dans lequel les ventes et le Capital Client partagent une trajectoire ascendante avec l'augmentation du pourcentage de réduction offert. Ce type de pattern a pu être mis en évidence dans toutes les catégories de produits, pour plus de la moitié des enseignes analysées, mais surtout au niveau des segments de clients caractérisés par une Lifetime Value faible ou moyenne (72.72% des cas). Ce résultat est très important car il montre non seulement que l'augmentation du Capital Client représente un objectif atteignable à

condition de choisir judicieusement la cibles des actions promotionnelles mises en place, mais aussi que cette amélioration peut être réalisée au niveau des segments déficitaires, qui pourront ainsi être amenés à progresser dans le portefeuille global et à contribuer de manière plus importante à sa valeur.

Dans deux autres cas de figure, qui comptent au total pour 28.57% des cas étudiés, une évolution positive du Capital Client demeure possible, seulement elle dépend de l'intensité de l'action promotionnelle mise en place. En effet, la forme concave de courbe du Capital Client indique que jusqu'à un certain seuil de réduction, l'opération peut s'avérer profitable tant en termes de ventes que de Capital Client. Une fois ce seuil atteint, le Capital Client va commencer à rebaisser, pouvant même atteindre des niveaux inférieurs à celui de départ, tandis que les ventes vont continuer leur trajectoire ascendante. C'est d'ailleurs justement la trajectoire des ventes qui différencie les deux cas de figure en discussion, car elle peut être linéaire ou exponentielle.

Si nous considérons les trois premiers cas de figure ensemble, le Capital Client de plus de 50% des segments analysés peut potentiellement être amélioré, à condition de pouvoir les identifier et de bien doser l'effort promotionnel. Ce résultat démontre l'intérêt de l'agrégation de la modélisation probabiliste et de la persistance, à savoir sa capacité de guider le processus d'allocation des ressources marketing limitées.

Dans le reste des patterns identifiés, le Capital Client suit toujours une trajectoire descendante, étant accompagné par des ventes caractérisées de différents types d'évolution : ascendante, descendante, convexe ou concave. Une seule exception à cette règle est identifiée dans le cas d'un segment pour lequel les ventes et le Capital Client partagent une trajectoire convexe. Autrement dit, avant d'atteindre un certain niveau de réduction, l'action promotionnelle à un impact négatif sur les deux indicateurs. Une fois ce niveau franchi et le minimum local atteint, les ventes et le Capital Client se redressent, pour enfin dépasser leurs niveaux de base respectifs pour une réduction de prix avoisinant les 50%.

Le tableau récapitulatif du sens de l'impact des actions promotionnelles sur les ventes et le Capital Client de chaque segment fait apparaître un rapport de 3 à 1 entre les trajectoires

purement ascendantes des ventes et celles du Capital Client. Néanmoins, une étude plus approfondie de la manière dont cette relation évolue avec l'intensité de l'action promotionnelle au niveau des différents segments mène à la conclusion que le potentiel d'augmentation du Capital Client est présent dans 50% des cas. L'hétérogénéité des patterns identifiés au niveau des segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value ouvre la voie de l'optimisation de l'effort marketing de manière à maximiser le Capital Client du portefeuille de clients dans son ensemble. Bien sûr, une telle approche ne doit pas être adoptée sans prendre la mesure des conséquences potentiellement dommageables du sentiment d'injustice qu'une politique de prix ouvertement différenciée pourrait engendrer (Lewis, 2005).

## **SECTION 2 : IMPLICATIONS DE LA RECHERCHE**

Cette recherche s'est concrétisée autour de la problématique de la viabilité de l'association de la segmentation probabiliste prédictive de la clientèle et de la modélisation de la persistance des impacts des actions marketing en tant que dispositif pertinent pour l'optimisation de l'effort marketing. Afin d'y apporter une réponse, plusieurs objectifs intermédiaires ont été identifiés. Leur résolution a entraîné certaines contributions sur les plans académique et managérial qui seront présentées dans cette section

### **I. Contributions académiques**

#### **1. Contributions théoriques**

Une première contribution théorique relève de l'étude du rôle modérateur d'un certain type d'hétérogénéité des clients dans l'impact des actions promotionnelles initiées par une enseigne. Il s'agit de l'hétérogénéité liée à la Lifetime Value. En effet, dans l'étude présente la segmentation de la base clients a été réalisée à travers d'un processus de modélisation probabiliste ayant pour but de rassembler les clients comportant de

différents historiques d'achat mais ayant à un moment donné la même valeur pour l'enseigne. De ce point de vue, cette étude se situe dans la continuité du courant de recherche représenté d'une part, par les travaux de Neslin et *alii.* (1985) et Krishnamurthi et Raj (1991) qui avaient étudié l'effet à court terme des actions promotionnelles sur les segments d'utilisateurs intensifs vs. occasionnels, loyaux vs. infidèles et d'autre part, par la recherche de Lim et *alii.* (2005) qui se sont penchés sur le rôle du même type d'hétérogénéité dans les effets à long terme des actions promotionnelles.

Toutes les hypothèses concernant le caractère significatif des écarts enregistrés à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value, en termes d'impacts à court et long terme des actions promotionnelles propres ou de la concurrence, sur les processus d'acquisition et de rétention, sur le niveau moyen des propres prix, sur le comportement des clients de l'enseigne initiatrice auprès de la concurrence, ont été validées. Ceci représente un argument fort en faveur de l'utilisation de ce type de segmentation probabiliste dans l'étude des conséquences de l'utilisation de différents outils marketing et au-delà dans la conception des modèles d'optimisation de l'allocation des ressources marketing limitées, tel que l'avaient préconisé ses fondateurs, Fader et *alii.* (2005a).

Deuxièmement, cette étude peut également être positionnée dans le contexte de la recherche marketing ayant pour objectif l'analyse des processus d'acquisition et de rétention client. Si dans un premier temps, ces processus ont été traités indépendamment, la référence dans ce sens étant le modèle proposé par Blattberg et Deighton (1996), et si, dans un deuxième temps, les modèles intégrateurs proposés (Thomas, 2001 ; Berger et Nasr-Bechwati, 2001 ; Thomas et *alii.* 2004 ; Venkatesan et Kumar, 2004 ; Reinartz et *alii.*, 2005 ; Calciu, 2008) ont fait la preuve de leur supériorité, il s'est toujours agi des modélisations portant sur le comportement de l'ensemble des prospects ou des clients établis. Même lorsque Yoo et Hanssens (2005) ont utilisé pour la première fois la modélisation de la persistance afin de surprendre le caractère dynamique des deux processus, leur analyse s'est située une fois de plus au niveau de l'ensemble de la base client. Le cadre proposé par Blattberg et *alii.* (2001) ouvre la voie de la différenciation des principales caractéristiques des processus (respectivement le taux d'acquisition, la probabilité de rétention et la marge de contribution) à travers les segments de clients qui

constituent l'ensemble du portefeuille de l'enseigne. C'est cette voie qui est explorée dans l'étude présente, en modélisant l'acquisition et la rétention au niveau des segments constitués de clients d'une Lifetime Value équivalente pour l'enseigne, malgré leurs historiques d'achats différents.

La troisième contribution théorique de ce travail de recherche découle des deux premières. Ainsi, le fait d'avoir étudié le rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients en termes de Lifetime Value estimée dans l'impact des actions promotionnelles initiées par une enseigne ou par ses concurrents sur les processus d'acquisition et de rétention a permis de réaliser une typologie des trajectoires possibles des ventes et du Capital Client en fonction de l'intensité de l'effort marketing. Ces trajectoires sont établies au niveau des segments de clients issus de la modélisation probabiliste de leur comportement d'achat et offrent une vision d'ensemble sur la manière dont les conséquences des actions promotionnelles sur les différents processus s'articulent pour impacter, dynamiquement, ces deux construits. Cette typologie réalisée en analysant 49 segments de clients appartenant à 18 enseignes dans 5 catégories de produits de consommation courante vendus en grande surface, ne peut bien sûr pas être considérée comme étant exhaustive. Afin de le devenir, d'autres catégories de produits, enseignes et segments de clients devraient être analysés.

Accessoirement, nous pouvons également mentionner une contribution qui pourrait être cataloguée comme « confirmatoire ». En effet, les tests de racine unitaire réalisées sur les séries temporelles décrivant le comportement des clients, ont mis une fois de plus en exergue leur caractère largement stationnaire. Cela réaffirme les conclusions obtenues dans la recherche antérieure (Dekimpe et *alii.*, 1999 ; Nijs et *alii.*, 2001, Pauwels et *alii.*, 2002; Pauwels, 2004). Toutefois, l'étude présente apporte une précision : l'absence de la possibilité d'impacter de manière permanente le comportement client en mode acquisition ou rétention n'est pas le fruit de l'annulation des effets permanents de signes contraires entre les segments de clients de différents niveaux de Lifetime Value estimée moyenne. Lim et *alii.* (2005) avaient pu confirmer auparavant qu'une segmentation à priori, basée sur le niveau d'usage du produit ou la fidélité envers l'enseigne, n'est pas non plus en mesure de révéler des effets permanents des opérations promotionnelles.



## **2. Contributions méthodologiques**

Dans cette recherche et pour la première fois, les avantages de deux méthodologies distinctes sont mis au profit simultanément: la segmentation de la base de clients à l'aide de la modélisation probabiliste et la simulation de l'impact des actions promotionnelles à travers la modélisation de la persistance.

Préalablement à leur implémentation, il a été nécessaire de s'assurer de la validité prédictive des modèles probabilistes qui ont servi à l'estimation de la Lifetime Value individuelle de chaque client et implicitement, à la segmentation de la base client selon ce critère. Un autre aspect essentiel a été la prise en compte de toutes les forces actionnant sur le marché en incluant dans les modèles vectoriels auto-régressifs les variables potentiellement influençables par l'implémentation d'une action promotionnelle et dont l'interaction allait modifier l'évolution des ventes et du Capital Client.

La segmentation probabiliste de la base clients à l'aide des courbes iso-valeur a été proposée par Fader et *alii.* (2005a) qui ont utilisé le modèle Pareto/NBD (Schmittlein, Morrison et Colombo, 1987 ; Schmittlein et Peterson, 1994) pour la description du processus transactionnel et le modèle Gamma-Gamma (adaptation du modèle proposé par Colombo et Jiang, 1999) pour le processus monétaire. Néanmoins, la littérature marketing consacrée à la modélisation du comportement du client a mis à disposition des alternatives tant pour le modèle Pareto/NBD, afin de surmonter les difficultés d'implémentation dues à sa complexité, que pour le modèle Gamma-Gamma, afin de relaxer l'hypothèse de l'indépendance du processus transactionnel et de la valeur monétaire. Au cours d'une première étape de cette étude, une comparaison empirique des performances de ces alternatives a été réalisée, afin de s'assurer que les modèles choisis fourniront les estimations les plus fiables pour les Lifetime Values individuelles qui serviront ensuite de critère pour la segmentation de la base client. Pour les modèles concernant le comportement transactionnel, une démarche similaire avait été effectuée dans l'environnement non contractuel des biens de consommation courante par Castéran et *alii.*, (2007) dans un contexte français et par Batislam et *alii.* (2007) dans un contexte turc. La modélisation des données de panel originaires cette fois d'un marché américain

de type Behavior Scan a permis de confirmer plusieurs aspects. Premièrement, la non-prise en compte du phénomène d'attrition rend le modèle NBD complètement inadapté pour ce type d'exercice. Deuxièmement, la complexité du modèle Pareto/NBD représente le prix à payer pour une validité prédictive supérieure. Troisièmement, les modèles tels que BG/NBD ou MBG/NBD représentent des alternatives viables car les pertes en termes de capacité prédictive demeurent assez faibles et largement compensées par la facilité d'implémentation, ce qui pourrait favoriser leur adoption dans un contexte non pas de recherche, mais managérial. Dans le cas de l'étude présente, le modèle Pareto/NBD a été finalement celui choisi afin d'assurer la fiabilité maximale des prédictions. Pour les modèles dédiés à la valeur monétaire de transaction, la seule comparaison empirique avait été réalisée par Glady et *alii.* (2009), concepteurs du modèle Pareto/Dépendant. Celle effectuée dans le cadre de l'étude présente n'a pas indiqué que l'intégration du moment de l'estimation dans le calcul de la valeur moyenne estimée des transactions générerait une amélioration significative de la qualité prédictive, raison pour laquelle, le modèle Gamma-Gamma (Fader et *alii.*, 2005a) a été préféré. Ainsi, l'étude présente a confirmé empiriquement la qualité d'ajustement et la validité prédictive du binôme Pareto/NBD – Gamma-Gamma dans le contexte non-contractuel des biens de consommation courante vendus en grande surface.

Les modèles vectoriels auto-régressifs proposés dans la littérature marketing (Yoo et Hanssens, 2005 et 2008) et consacrés à la mesure de l'impact des actions promotionnelles d'une enseigne sur les facteurs formateurs du Capital Client – l'acquisition et la rétention, ont été construits autour d'un set de variables endogènes contenant des opérationnalisations de ces deux processus, ainsi que de l'effort marketing propre de l'enseigne et de celui de ses concurrents. Toutefois, si nous considérons l'ensemble des processus susceptibles d'influencer le choix effectué par le client et le fait que celui-ci n'entretient pas une relation exclusive avec l'enseigne centrale, alors cette spécification apparaît comme étant incomplète. En effet, il conviendrait d'y ajouter les achats effectués par les prospects ou par les clients actifs de cette enseigne centrale auprès de ses concurrents. Cette extension du set des variables endogènes présente un double avantage : d'une part, elle permet d'appréhender l'arbitrage effectué par les clients de l'enseigne centrale entre les différentes options à leur disposition, lorsqu'ils ont la possibilité d'acquérir les produits de celle-ci dans de conditions promotionnelles ; d'autre part, elle

permet l'inclusion parmi les forces qui vont impacter le niveau futur de ses ventes et de son Capital Client, de l'effet d'expansion catégorielle des promotions (Nijs et *alii.*, 2001). Pour ces raisons, les modèles vectoriels auto-régressifs utilisés dans l'étude présente afin d'étudier l'impact des actions promotionnelles propres et de la concurrence sur le comportement des segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée, ont été construits autour d'un set de variables endogènes comprenant l'incidence d'achat et la quantité achetée auprès de l'ensemble des enseignes concurrentes aux cotés des variables traditionnellement incluses : l'incidence d'achat et la quantité achetée auprès de l'enseigne initiatrice en mode acquisition et rétention, ainsi que les prix moyens payés par ses clients afin d'acquérir ses produits et, de manière agrégée, les produits de ses concurrents.

Toujours sur le plan méthodologique, cette étude s'inscrit dans la continuité des travaux sur le potentiel d'amélioration de la capacité prédictive des modèles vectoriels auto-régressifs à travers leur estimation au niveau des segments de la base clients. Un premier pas dans cette direction a été fait par Lim et *alii.* (2005), qui ont constaté qu'une segmentation à priori, réalisée en fonction du niveau d'usage du produit ou de la fidélité envers l'enseigne peut mener dans certains cas à de meilleures performances prédictives et que les progrès obtenus dans ces cas sont supérieurs aux baisses de capacité prédictive constatées dans les autres cas. Dans l'étude présente, une analyse similaire a été réalisée, mais cette fois c'est le potentiel d'une segmentation probabiliste basée sur la Lifetime Value qui a été exploré. Les résultats confirment les conclusions de Lim et *alii.* (2005), les estimations obtenues pour certaines enseignes au niveau des segments de clients ainsi constitués étant supérieures à celles obtenues au niveau agrégé. Il s'agit, à l'exception de la catégorie de produits beurre/margarine, de 50% des enseignes étudiées dans les autres catégories. Si ce résultat ne permet pas la validation de notre hypothèse de recherche, il est néanmoins encourageant. En effet, lors de l'établissement du nombre optimal de segments qui décrit la base client en fonction du critère de la Lifetime Value estimée, certains segments se sont avérés trop petits pour permettre ensuite l'estimation d'un modèle vectoriel auto-régressif contenant les variables décrivant leur activité transactionnelle. Ainsi, il a été procédé au regroupement de certains segments juxtaposés. Même si les tests d'hypothèses concernant l'impact des actions promotionnelles sur ces segments ont mis en exergue des comportements significativement différents, le

regroupement des certains segments d'origine a entraîné une diminution de l'hétérogénéité inter-segments finale. Il est donc envisageable qu'une segmentation plus fine (optimale) de la base client puisse mener à une amélioration des performances prédictives des modèles de la persistance estimés dans le cas des autres enseignes, également.

## **II. Implications managériales**

D'un point de vue managérial, ce travail possède plusieurs implications pour la manière de juger l'efficacité des actions marketing mises en place et par conséquent, pour la manière d'allouer les ressources marketing limitées de façon optimale.

Premièrement, à travers l'analyse comparative de la qualité d'ajustement et des performances prédictives de plusieurs modèles probabilistes destinés à caractériser l'activité transactionnelle et monétaire des clients, l'étude présente confirme, d'une part que les alternatives au modèle Pareto/NBD dont l'implémentation dans la sphère managériale a été retardée par sa complexité, sont quant à elles des candidates prometteuses. Ainsi, non seulement leur mise en œuvre est sensiblement plus aisée, mais aussi les écarts en termes de capacité prédictive par rapport à leur précurseur ne sont que très faibles. D'autre part, elle montre également que, dans le contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface, l'hypothèse d'indépendance entre le processus transactionnel et le processus monétaire, vérifiée par Venkatesan et Kumar (2004), n'impacte pas défavorablement la qualité des prédictions. En effet, la modification de l'approche Gamma-Gamma proposée par Fader et *alii.* (2005a) par l'introduction du moment de l'estimation dans le calcul de la valeur moyenne estimée des transactions, tel que l'ont suggéré Glady et *alii.* (2009), se traduit par une meilleure validité prédictive seulement dans 27.78% (selon le critère de l'erreur type) à 33.33% des cas (selon le critère de l'erreur absolue moyenne). D'un point de vue managérial, cela signifie que l'estimation de la Lifetime Value estimée des clients à l'aide de la modélisation probabiliste des processus transactionnel (BG/NBD ou MBG/NBD) et monétaire (Gamma-Gamma) et à la fois faisable de par l'accessibilité de son implémentation et fiable de par la qualité des prédictions. Ces aspects constituent les

prémises de l'utilisation de la Lifetime Value estimée en tant que critère de segmentation de la base clients.

Deuxièmement, cette étude montre que la modélisation de la persistance offre un cadre d'analyse très utile pour l'analyse des effets potentiels des actions promotionnelles mises en place par l'enseigne et adressées aux différents segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée, sur les processus d'acquisition et de rétention. Ce résultat confirme les conclusions de Calciu et Mihart (2010) concernant l'attractivité de cette méthodologie et son fort potentiel d'aide à la décision managériale. Au-delà de généralisations comme celles concernant l'absence des effets permanents des actions promotionnelles sur ces axes, le caractère majoritairement positif des impacts immédiats sur les deux processus tant en termes d'incidence que de volume d'achat, l'infériorité en valeur absolue des effets d'ajustement négatifs enregistrés sur le processus d'acquisition par rapport aux effets immédiats positifs, cette analyse a mis en évidence les écarts existants entre les segments de même rang en termes de Lifetime Value estimée, à travers le enseignes et les différentes catégories de produits. Par exemple, un segment présentant la Lifetime Value la plus faible peut être le plus réceptif en termes d'incidence d'achat en mode acquisition pour une enseigne, tandis que pour une autre enseigne, un niveau de réceptivité comparable sera enregistré au niveau du segment présentant la Lifetime Value la plus élevée. Être en possession de ce type d'information peut s'avérer un atout décisif lors du choix de la cible des actions promotionnelles. Ainsi, en fonction des objectifs spécifiques, le manager a le choix de privilégier l'un ou l'autre des leviers à sa disposition : l'acquisition ou la rétention, l'incidence d'achat ou la quantité achetée. D'ailleurs ce travail offre quelques exemples d'optimisation de l'intensité des actions promotionnelles mises en place à travers les segments de clients formés en fonction de leur Lifetime Value estimée, de manière à répondre à un objectif de maximisation du Capital Client.

De plus, la modélisation de la persistance peut apporter des réponses quant à la sensibilité de ces segments aux efforts de la concurrence, mesurant ainsi leur degré de vulnérabilité. Lorsque le modèle vectoriel auto-régressif proposé n'inclura plus des variables agrégées pour l'activité des clients propres et les prix qu'ils payent auprès de la concurrence, mais des variables spécifiques pour un concurrent en particulier (bien sûr, lorsque ce type de

données est accessible), le manager pourrait se servir des résultats obtenus pour dresser un classement de l'attractivité relative des offres. Ceci lui offrira des indices quant à l'opportunité d'adresser un segment de clients spécifique, sachant qu'une telle action peut engendrer des représailles de la part de ce concurrent et étant donné l'intérêt que manifestent les membres de ce segment pour les offres de ce concurrent.

De par ces aspects et en concordance avec les contributions attendues, cette étude offre les prémisses de la construction d'un système d'aide à la décision, basé sur l'évaluation des impacts potentiels des actions envisagées sur les axes du comportement des différents segments de clients construits en fonction de leur valeur potentielle pour l'enseigne. La puissance d'un tel système découle de l'association des avantages de deux méthodologies qui ont fait leurs preuves dans la modélisation du comportement du client – l'approche probabiliste et dans la prédiction des changements déclenchés par un choc inattendu dans un système en équilibre – l'approche de la persistance.

### **SECTION 3 : LIMITES ET VOIES DE RECHERCHE**

#### **I. Limites et voies de recherche méthodologiques**

##### **1. L'utilisation des données de panel**

La première limite méthodologique de cette étude est liée à l'utilisation des données de panel scannerisé. Malgré leurs nombreux avantages, parmi lesquels Gujarati (2004) compte les avantages liés aux caractéristiques empruntées à la fois aux séries temporelles et aux observations en coupe instantanée, respectivement : plus d'information, plus de variabilité, moins de colinéarité parmi les variables, plus de degrés de liberté et plus de performance, les données de panel scannerisé présentent également d'importants inconvénients. Hsiao (2003) cite le biais d'hétérogénéité et celui de sélectivité. La force des données de panel vient de leur capacité théorique d'isoler les effets des actions spécifiques, l'hypothèse sous-jacente étant que les données sont générées à travers des expérimentations contrôlées qui produisent des variables aléatoires. Cela n'est néanmoins

pas souvent le cas et en réalité les membres du panel sont soumis à l'influence d'un important nombre de facteurs différents. La totalité de ces facteurs ne peut pas raisonnablement être incluse dans la spécification d'un modèle comportemental, et le chercheur doit se contenter d'exclure les facteurs dont l'impact est supposé non-significatif et ceux qui ne sont censés impacter qu'une proportion réduite du panel. Le biais de sélectivité provient de la possibilité que les membres du panel ne soient pas choisis de manière complètement aléatoire.

## **2. Le biais d'agrégation des données hebdomadaire et à travers les magasins**

L'agrégation hebdomadaire des données d'achat pourrait entraîner une certaine perte d'information concernant l'éventuelle hétérogénéité sous-jacente des consommateurs (Dekimpe et *alii.*, 1999). Allenby et Rossi (1991) et Leeflang et Wittink (1992) font néanmoins remarquer que les distributeurs utilisent souvent des données agrégées quand ils établissent leurs stratégies de prix et promotionnelles. D'ailleurs, Allenby et Rossi (1991) indiquent trois conditions nécessaires et suffisantes pour écarter le danger du biais d'agrégation dans les modèles logit. Il est donc essentiel que tous les consommateurs soient exposés aux mêmes variables du mix marketing, que les enseignes soient de proches substituts et que la distribution des prix ne soit pas concentrée autour d'une valeur extrême.

Etant donné que dans le cas de l'étude présente ces trois conditions sont remplies, il peut être considéré que le biais introduit en agrégeant les données hebdomadaires à travers des magasins appartenant à un même espace géographique est limité.

## **3. Les variables socio-démographiques**

Les résultats de Barone et Roy (2010) réaffirment l'importance des variables socio-démographiques pour un ciblage efficace. Elles devraient compléter le ciblage basé sur l'historique transactionnel, quel que soit le niveau prouvé de son efficacité. Une solution

dans ce sens est apportée par Fader et Hardie (2007) qui proposent une méthodologie pour l'introduction des covariables stables dans le temps dans l'estimation des modèles probabilistes Pareto/NBD et BG/NBD à travers une approche à hasards proportionnels. L'estimation de ce type modèle, enrichi de variables socio-démographiques, pourrait étendre l'analyse comparative des différents modèles probabilistes, effectuée dans l'étude présente et constitue une des principales voies de recherches méthodologiques.

#### **4. Les distributions sous-jacentes des modèles probabilistes**

Toujours en lien avec la spécification des modèles probabilistes, une autre voie de recherche très prometteuse est celle offerte par Singh et *alii.* (2009).

L'attractivité des modèles Pareto/NBD et BG/NBD est liée au fait qu'ils utilisent des informations au niveau client qui se trouvent déjà en possession des enseignes (la récence et la fréquence) pour estimer le comportement d'achat futur du client. Le « prix à payer » pour leur élégance consiste dans la nécessité de figer des hypothèses qui peuvent s'avérer dans beaucoup de cas comme assez restrictives. Dans les situations où la Lifetime Value latente sous-jacente ne confirme pas les hypothèses distributionnelles de ces modèles, leurs performances risquent de diminuer. Puisque par définition, la Lifetime Value n'est pas observable dans un contexte non-contractuel, on ne peut jamais dire avec certitude quelle distribution est plus appropriée pour la Lifetime Value. Borle et *alii.* (2008) montrent dans leur application empirique que les performances prédictives du modèle Pareto/NBD baissent quand les durées de vie des clients ne suivent pas une distribution Pareto.

Afin de palier à tous ces manques, Singh et *alii.* (2009) proposent pour l'estimation de la Lifetime Value dans un contexte non-contractuel, un cadre généralisé basé sur la simulation. Pour l'estimation de la durée de vie client et sa valeur, non observées, ce cadre emploie des techniques d'augmentation des données (Tanner et Wong 1987, Dyk et Meng 2001). Cette proposition ne représente pas un modèle un soi mais plutôt un cadre qui permet l'estimation de plusieurs modèles, Pareto/NBD et BG/NBD inclus, mais aussi par exemple le Gamma/Gamma. Appelé par ses créateurs GSF, ce cadre répond donc au



besoin de flexibilité dans la modélisation du comportement d'achat et de la Lifetime Value dans un contexte non-contractuel. Il peut incorporer toute distribution raisonnable de la durée de vie client, des intervalles inter-achats et des dépenses client afin d'estimer la Lifetime Value. De plus, le GSF permet d'introduire facilement des covariances et des corrélations entre les facteurs moteurs de la Lifetime Value. Un avantage qui découle de son appui sur la simulation (MCMC – Markov Chain Monte Carlo) pour l'estimation des modèles est que les calculs laborieux nécessaires dans les approches existantes Pareto/NBD ne le sont plus.

Dans ce cadre, ses créateurs estiment, à part Pareto/NBD et BG/NBD, trois autres modèles : Gamma/NBD, CMP/NBD et Gamma/Gamma. Leurs résultats indiquent que des hypothèses distributionnelles plus flexibles que celles proposées par Pareto/NBD et BG/NBD peuvent entraîner des prédictions de la Lifetime Value significativement meilleures, comme dans le cas du modèle Gamma/Gamma, qui d'ailleurs avait déjà fait l'objet d'une proposition de modélisation par Ma et Liu (2007). Par conséquent, le cadre GSF constitue une deuxième voie de recherche méthodologique très intéressante.

## **II. Limites et voies de recherche théoriques**

### **1. L'impact des actions promotionnelles initiées par la concurrence**

L'étude présente propose pour la première fois d'étudier les impacts des actions promotionnelles initiées par les concurrents d'une enseigne donnée sur les processus formateurs du Capital Client de celle-ci : l'acquisition et la rétention. De plus, ces impacts sont étudiés au niveau des segments de clients constitués selon le critère de la Lifetime Value issue de la modélisation probabiliste de leur comportement. Ainsi, ce type d'analyse met en évidence le degré de vulnérabilité des différentes composantes du Capital Client et des différents segments de clients d'une enseigne face aux attaques promotionnelles concurrentes et peut ainsi offrir, dans un cadre managérial, des précieux indices quant à la nécessité d'une réaction face à ces attaques et à ses potentielles cibles.

Malgré son caractère innovateur, cette étude est limitée par l'utilisation d'une mesure agrégée pour l'opérationnalisation de l'attaque promotionnelle concurrente. En effet, l'impact étudié est celui d'un choc inattendu exercé sur le niveau du prix moyen pondéré par la quantité achetée, à travers toutes les enseignes activant dans la même catégorie de produits que l'enseigne centrale de chaque système vectoriel auto-régressif construit. Cela équivaut à supposer que les actions promotionnelles mises en place par un ou plusieurs des concurrents de l'enseigne centrale ont entraîné une baisse unitaire des prix moyens observés dans la catégorie. Même si un tel scénario peut être envisagé, les résultats de l'analyse effectuée cachent l'hétérogénéité des impacts particuliers des actions promotionnelles implémentées par chacune des enseignes. Il est en effet raisonnable de supposer, qu'en fonction de leur position relative sur le marché, du niveau habituel des prix qu'elles pratiquent, de leur Capital Marque, ainsi que d'autres critères, le degré d'attractivité perçu des actions promotionnelles des différentes enseignes n'est pas le même. Par conséquent, les impacts observés au niveau de l'acquisition et de la rétention à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value pour une enseigne donnée, risquent d'être différents en fonction de l'enseigne concurrente initiatrice. Une voie de recherche se précise donc par rapport à la limite qui vient d'être évoquée. En effet, il serait intéressant de mesurer le degré de variabilité des impacts des actions promotionnelles concurrentes à travers les enseignes initiatrices. Afin de réaliser cela, il serait nécessaire de construire des systèmes vectoriels auto-régressifs pour chaque binôme d'enseignes activant dans une même catégorie de produits. Ces systèmes seraient structurellement identiques à ceux utilisées dans la recherche présente, mais les variables décrivant l'activité des clients de l'enseigne centrale auprès de la concurrence (le nombre d'acheteurs et la quantité achetée), ainsi que les prix payés par ses clients afin d'acquérir les produits vendus par la concurrence, seraient remplacées par des variables consacrées à un seul de ses concurrents.

## 2. L'impact des actions promotionnelles simultanées initiées par deux enseignes concurrentes

L'appel à la modélisation de la persistance permet d'identifier les conséquences des chocs inattendus simultanés exercés sur une ou plusieurs variables qui forment l'ensemble des variables endogènes autour duquel est construit le modèle vectoriel auto-régressif. Dans la continuité de la première voie de recherche théorique évoquée, il serait également intéressant de quantifier la mesure dans laquelle une opération promotionnelle initiée simultanément par un des concurrents de l'enseigne centrale vient modérer les effets mis en évidence dans cette étude, d'une action promotionnelle propre sur les processus d'acquisition et de rétention à travers les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value prédite. Même si, souvent, les distributeurs tachent d'éviter l'apparition de telles situations et de répartir convenablement dans le temps les opérations promotionnelles initiées par les différents fabricants, afin d'augmenter leurs propres revenus, ainsi que le trafic dans le point de vente, ce type d'analyse pourrait s'avérer intéressant dans la mesure dans laquelle il pourrait s'apparenter à un « stress – test » de l'attractivité des opérations promotionnelles mises en place par une enseigne. Car, jusque-là, tant l'étude de l'impact des propres actions promotionnelles, que celle de l'impact des actions promotionnelles concurrentes, ont été conçues et réalisées dans un contexte dans lequel le client est mis devant un choix binaire: soit d'acheter une des enseignes de la catégorie de produits en bénéficiant d'une réduction de prix, soit d'acheter une autre, sans aucune récompense financière. Ce type de scénario peut, dans une certaine mesure, être considéré comme biaisé, rien que de par la réponse évaluative spontanée positive générée par l'exposition à des stimuli promotionnels, mise en évidence par Naylor et *alii.* (2006). Or, le fait d'exercer des chocs inattendus simultanés sur le niveau des prix des deux enseignes du binôme autour duquel le modèle vectoriel auto-régressif a été construit, écarterait ce biais. Les impacts des actions promotionnelles de l'enseigne centrale ne seraient alors plus seulement le reflet d'une « bonne affaire » saisie par ses clients, mais aussi de leur préférence relative pour les deux enseignes.

### **3. Les facteurs déterminants des écarts de réactivité des segments de clients homogènes selon le critère de leur valeur relative pour l'enseigne**

L'analyse des résultats a fait apparaître, sur l'axe de l'acquisition comme sur celui de la rétention, des effets différents tant en termes de sens que d'intensité de l'impact d'une action promotionnelle sur les segments qui occupent le même positionnement relatif sur l'axe de la Lifetime Value estimé. Par exemple, les effets immédiats d'une action promotionnelle propre sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition sont, dans le cas du segment dont les clients présentent la Lifetime Value estimée moyenne la plus faible, positifs pour l'enseigne K, mais négatifs pour l'enseigne L appartenant à la catégorie de produits céréales. Tel que Srinivasan et *alii.* (2004) et Pauwels (2007) l'ont souligné, ce type d'écart peut s'expliquer en analysant une série de caractéristiques de la catégorie de produits et des enseignes qui la forment. Ainsi, en ce qui concerne la catégorie de produits, nous pourrions envisager de tester le caractère modérateur des facteurs tels que les dimensions et la concentration du marché, le poids relatif de l'enseigne privée, la capacité du produit d'être stocké et s'il peut ou non faire l'objet d'un achat impulsif. Steenkamp et *alii.* (2005) ajoutent à cette liste des facteurs tels que le rythme de croissance de la catégorie, l'intervalle inter-achats spécifique, l'intensité de l'activité promotionnelle et publicitaire. Au niveau de l'enseigne, nous pourrions étudier des facteurs comme son statut : enseigne nationale ou privée, sa part de marché, la fréquence et l'amplitude de ses opérations promotionnelles, mais aussi son positionnement en termes de prix et les autres activités marketing implémentées en tant que soutien de l'activité promotionnelle. Afin d'explorer cette troisième voie de recherche théorique, nous pourrions faire appel à la méthodologie proposée par Pauwels (2007). Il s'agit d'effectuer une régression par la méthode des moindres carrés pondérés, en utilisant comme poids l'inverse de l'erreur type des coefficients de réponse obtenus dans la première étape et qui serviront de variables dépendantes. Les variables indépendantes seront les caractéristiques de la catégorie de produits et de l'enseigne, présentés auparavant.

#### **4. L'impact des actions promotionnelles lorsqu'elles sont soutenues par d'autres actions marketing**

Cette étude s'est attachée à explorer la manière dont les actions promotionnelles implémentées par une enseigne impactent les processus formateurs de son Capital Client – l'acquisition et la rétention, au niveau des segments de clients constitués selon le critère de la Lifetime Value estimée. Les activités de mise en avant et de distribution de prospectus ont été introduites en tant que variables exogènes (Pauwels et *alii.*, 2002). Néanmoins, les activités marketing initiées par une enseigne et qui peuvent impacter ces processus ne se résument pas à celles qui ont été opérationnalisées dans les modèles vectoriels auto-régressifs construits. Dans le cadre de l'analyse des effets des actions promotionnelles sur la demande catégorielle, Nijs et *alii.* (2001) introduisent les dépenses publicitaires parmi les variables endogènes du modèle vectoriel auto-régressif. Steenkamp et *alii.* (2005) adoptent une démarche similaire lorsqu'ils analysent les réactions concurrentielles face aux attaques promotionnelles et publicitaires. Une quatrième direction de recherche théorique se profile ainsi, dans laquelle la disponibilité des données concernant les actions dans la sphère de la publicité permettrait d'appréhender la manière dont celles-ci se conjuguent avec les activités promotionnelles pour influencer le comportement des clients.

#### **5. Optimisation dynamique de l'allocation des ressources**

Une cinquième voie de recherche ouverte par la recherche présente est celle de la création d'un modèle pour l'allocation optimale des ressources.

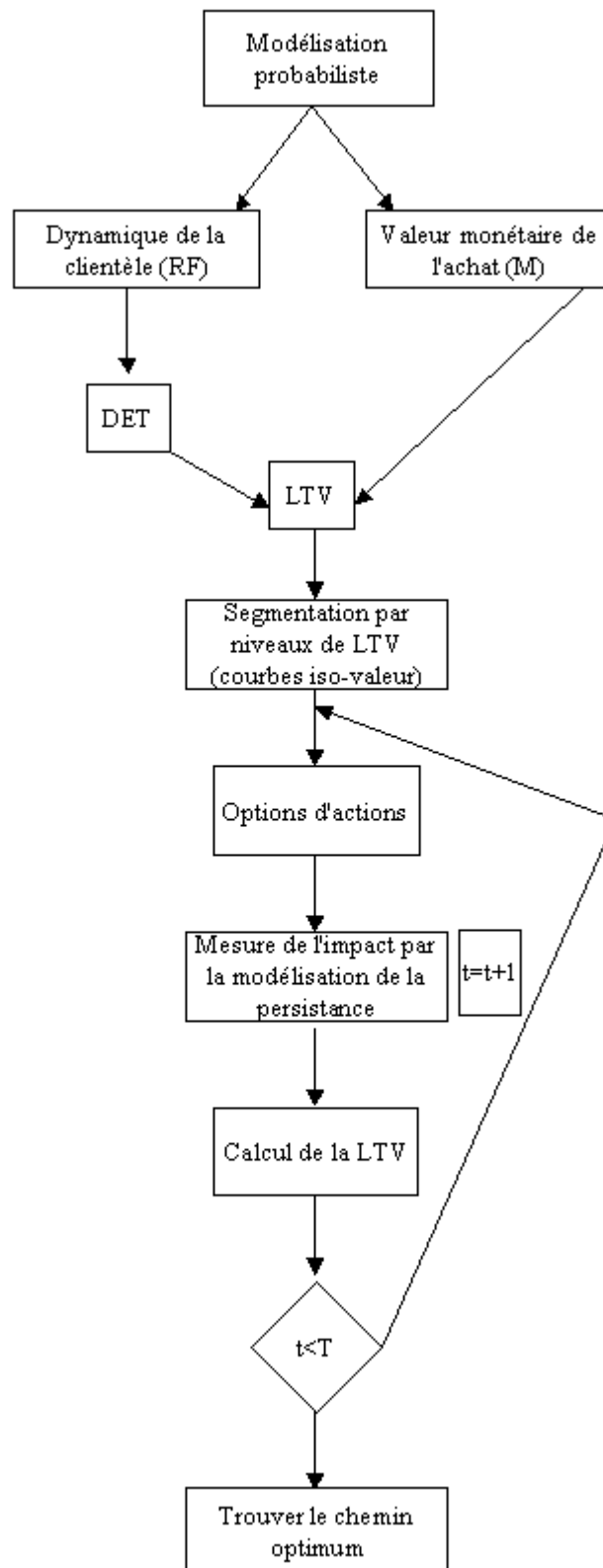
Le passage en revue des études qui se sont attachées à l'optimisation de l'allocation des ressources marketing limitées en utilisant la Lifetime Value comme critère départageant les niveaux d'effort qui seraient alloués aux différents segments de clients, est édifiant par rapport à l'importance de l'enjeu. Mais, dans ce cas, l'actualisation des flux futurs ne reflète pas la valeur intrinsèque de la flexibilité managériale dans la prise de décisions. Haenlein et *alii.* (2006) évaluent l'option d'abandonner les clients non-profitables à de

différentes étapes de la relation et aussi, l'écart entre la Lifetime Value calculée en prenant ou non en compte ces choix. Dans le contexte des biens de consommation courante, vendus en grande surface, ce type d'option n'est pas vraiment viable, comme il pourrait l'être dans la vente par correspondance ou dans les environnements contractuels. Par contre, ce milieu se prête à l'analyse d'autres choix qui se présentent dans la mise en place des stratégies marketing, comme la fréquence et l'intensité des actions promotionnelles effectuées dans le but d'acquérir de nouveaux clients ou bien de stimuler l'activité des clients existants.

L'approche proposée est basée sur l'option réelle d'effectuer ou non une action promotionnelle à un moment donné, de choisir sa cible et son intensité de manière à maximiser la Lifetime Value du segment visé ou du portefeuille de clients dans son ensemble. Cette flexibilité dans la mise en place des actions promotionnelles est aujourd'hui envisageable, grâce aux systèmes de fidélité qui permettent une certaine personnalisation de la relation client même dans les environnements non-contractuels et qui permettent de plus le suivi des réactions provoquées.

Les options réelles peuvent être quantifiées selon trois méthodes différentes, dont deux nous parviennent des marchés financiers: Black and Scholes et l'évaluation des créances. Mais Haenlein et *alii.* (2006) déconseillent l'emploi de ces méthodes dans un contexte marketing, puisque les mécanismes sous-jacents des marchés financiers et des biens de consommation ne sont pas les mêmes. La solution qu'ils préconisent est celle de la programmation dynamique, adaptée à la résolution des problèmes séquentiels. Le principe de base de cette méthodologie, connu aussi comme principe de l'optimisation de Bellman, est celui selon lequel, la décision optimale à tout moment  $t$  peut-être identifiée en maximisant la somme des revenus engendrés par le fait de suivre une certaine politique au moment  $t$  et une politique optimale à partir de  $t+1$ . Ceci approche l'examen des options réelles de la théorie de la décision. Cette méthodologie a été employée dans un contexte contractuel par Lewis (2005 b). Elle a servi à déterminer les chemins à suivre en termes de politique des prix afin d'atteindre un profit maximal. L'atout principal de la programmation dynamique est celui de permettre d'exprimer le résultat dégagé comme fonction explicite des politiques marketing et des statuts client. Elle intègre ainsi la valeur de la flexibilité managériale.

**Figure 34 – Etapes méthodologiques pour l'optimisation dynamique de l'allocation des ressources**



## CHAPITRE 6 : SYNTHÈSE ET CONCLUSION GÉNÉRALE

### SECTION 1: RAPPEL DES OBJECTIFS ET DES RESULTATS DE L'ETUDE

#### I. Rappel des objectifs principaux

Une bonne connaissance des clients potentiels et actifs de l'enseigne est aujourd'hui reconnue comme étant une condition sine qua non de son succès. Une partie de plus en plus importante des ressources marketing est désormais dédiée à la construction et à l'entretien d'une relation privilégiée basée sur la confiance et l'engagement. Cette relation est toutefois constamment mise à l'épreuve du fait de son développement dans un contexte concurrentiel, mais aussi des aléas d'un contexte économique qui a fait dernièrement la preuve de sa fragilité. Ces constats suffisent pour faire apparaître d'une part, l'importance de l'allocation judicieuse des ressources marketing limitées, d'autre part le besoin critique d'un construit capable de synthétiser le retour sur l'investissement marketing.

La revue de la littérature marketing permet d'identifier le Capital Client comme un concept dont l'ambivalence lui permettra de répondre à ces deux objectifs majeurs. En effet, il a constitué dans la recherche antérieure, successivement, *un objectif à part entière*, celui des différentes approches de modélisation destinées à établir la valeur actualisée des flux futurs engendrés par les clients potentiels et actuels d'une enseigne et *un critère de performance à optimiser*.

La recherche présente se situe à la confluence de ces deux courants. En les conjuguant, elle s'attache à démontrer que les avancées obtenues jusqu'à présent dans la modélisation du comportement des consommateurs peuvent constituer le point de départ pour la construction d'une stratégie adaptée d'allocation des ressources, dont le but serait l'optimisation du Capital Client.



Les modèles probabilistes, dont l'emblématique Pareto/NBD proposé par Schmittlein, Morrison et Colombo (1987), sont capables non seulement de décrire fidèlement le comportement d'achat observé des clients, mais également de fournir des estimations fiables de leur comportement futur. Ainsi, il devient possible d'apprécier individuellement la valeur future pour l'enseigne des clients potentiels et existants et, tel que Fader et *alii.* (2005a) l'ont montré, d'effectuer une segmentation basée sur ce critère. Les segments ainsi constitués sont caractérisés, malgré leurs historiques d'achat différents, par le même potentiel. Une des hypothèses sous-jacentes de notre problématique de recherche est que ces segments sont également caractérisés par une sensibilité significativement différente par rapport aux actions marketing susceptibles d'être implémentées par l'enseigne. Si ceci est véritablement le cas, ce qui peut être testé à travers la modélisation de la persistance, l'allocation des ressources marketing pourra alors être adaptée à l'hétérogénéité des comportements décelés, de manière à optimiser le Capital Client de la base clients dans son ensemble.

Au vu de ces éléments, la problématique de cette recherche a été synthétiquement définie ainsi : l'association de la segmentation probabiliste prédictive de la clientèle et de la modélisation de la persistance des impacts des actions marketing, peut-elle constituer un dispositif pertinent pour l'optimisation de l'effort marketing ?

Les objectifs intermédiaires posés afin de pouvoir y apporter une réponse, peuvent être groupés par rapport aux méthodologies mobilisées.

Ainsi, en ce qui concerne l'approche probabiliste, il a été nécessaire d'abord, d'identifier le modèle le mieux adapté, en termes de qualité d'ajustement et validité prédictive, au contexte non-contractuel des biens de consommation courante vendus en grande surface. A l'issue de cette étape, la Lifetime Value estimée a été utilisée comme critère de segmentation de la base clients.

Le premier objectif lié à la modélisation de la persistance a été l'identification du caractère stable ou évolutif des séries temporelles décrivant le comportement d'achat de chaque segment et sur lesquelles s'appuiera ensuite le calcul du Capital Client. Deuxièmement, il a été nécessaire de mesurer les impacts à court et long terme des

actions marketing de l'enseigne, plus précisément, de ses actions promotionnelles, sur les facteurs moteurs du Capital Client – l'acquisition et la rétention, et d'établir si ces impacts sont significativement différents entre les segments de clients constitués en fonction de leur Lifetime Value estimée. Incidemment, d'autres impacts qui influenceront de manière indirecte l'évolution du Capital Client ont également été mesurés, comme ceux sur le niveau des prix de l'enseigne initiatrice, sur l'activité des propres clients auprès des enseignes concurrentes et sur le comportement de celles-ci.

Les résultats obtenus lors de ces étapes seront utilisés afin d'atteindre d'autres objectifs, qui pourraient être qualifiés d'objectifs de synthèse : mesurer l'impact à court et long terme des actions promotionnelles sur le niveau des ventes et sur le Capital Client de l'enseigne initiatrice et identifier les formes possibles de leurs trajectoires sous l'influence des actions promotionnelles de différentes intensités.

Le dernier objectif, celui qui apportera la réponse à notre problématique de recherche est d'établir si l'identification des réactions possibles des segments de clients issus de la modélisation probabiliste peut constituer le fondement d'une politique d'allocation des ressources ayant pour but d'optimiser le Capital Client.

## **II. Principaux résultats**

### *Evaluation comparative des modèles probabilistes*

Dans cette première étape de la recherche, le but poursuivi a été de réaliser une comparaison de la qualité de l'ajustement et des performances prédictives des modèles probabilistes de type NBD dans l'environnement non-contractuel des biens de consommation fréquente vendus en grande surface. Jusqu'à présent, ce type de validation empirique avait été réalisée dans ce contexte sur un panel de consommateurs français (Castéran et *alii.*, 2007) et turques (Batislam et. al, 2007). Les résultats obtenus cette fois sur un marché américain de type Behavior Scan (Eauclaire) ont permis de conclure à un bon niveau d'adaptation de ce type de modèles à la description et à la prévision du comportement des consommateurs. Si le modèle NBD original est clairement pénalisé par

L'absence des aptitudes de modélisation de l'attrition, les modèles Pareto/NBD, BG/NBD et MBG/NBD affichent des performances satisfaisantes. Le modèle Pareto/NBD peine par la complexité des traitements que nécessite l'estimation de ses paramètres, mais ses prédictions présentent un plus de précision. Néanmoins, la qualité des prédictions générées par ses substituts : le modèle BG/NBD proposé par Fader et *alii.* (2005b) et le modèle MBG/NBD proposé par Batislam et *alii.* (2007), permet d'espérer que le passage des modèles probabilistes de la sphère de la recherche vers celle des applications managériales sera facilité.

Dans une deuxième étape empirique, le but poursuivi a été d'évaluer le degré d'adaptation du sous-modèle Gamma-Gamma proposé par Fader et *alii.* (2005a) pour l'estimation de la valeur monétaire associée au processus transactionnel décrit par les modèles de type NBD. Cette validation a eu lieu dans le contexte des biens de consommation courante vendus en grande surface et a permis entre autre, de confirmer le caractère extrêmement limité dans ce contexte des conséquences entraînées par l'hypothèse d'indépendance entre le processus transactionnel et la valeur monétaire des transactions. La prise en compte de cette relation à travers le cadre Pareto/Dépendant mis à disposition par Glady et *alii.* (2009) ne génère pas d'amélioration significative en termes de capacité prédictive. Au vu de ces éléments, l'expression de la Lifetime Value en tant que produit du nombre estimé de transactions pour l'intervalle considéré et de la valeur moyenne estimée, unique pour un client donné, de ces transactions sera préférée à l'expression qui intégrerait le moment de l'estimation dans le calcul de la valeur moyenne estimée des transactions du même client.

Dans le cadre de l'étude présente, les modèles Pareto/NBD et Gamma-Gamma fourniront donc les estimations du nombre de transactions futures et de leurs valeurs moyennes qui rentreront dans le calcul de la Lifetime Value. Cette dernière servira de critère de segmentation de la base clients, opérée de manière à regrouper les clients homogènes du point de vue de leur potentiel pour l'enseigne mais hétérogènes en termes de comportement d'achat.

*Effet modérateur de l'hétérogénéité des Lifetime Values estimées sur l'impact des actions marketing de l'enseigne*

La segmentation issue de la modélisation probabiliste décrite ci-dessus, représente le biais par lequel sera investigué l'effet modérateur de l'hétérogénéité des Lifetime Values estimées sur l'impact des actions marketing de l'enseigne, et plus précisément, dans le cas présent, sur celui des actions promotionnelles. La modélisation de la persistance est une approche systémique qui, dans un contexte marketing, permet de caractériser l'équilibre qui s'établit entre les différentes forces dont l'interaction caractérise un marché donné ainsi que de prendre la mesure du changement de cet équilibre lorsqu'un des facteurs subit un choc inattendu. Ses caractéristiques recommandent cette méthodologie comme étant la plus adaptée pour l'investigation de l'élasticité des composantes du Capital Client – l'acquisition et la rétention, face à l'implémentation d'une offre promotionnelle.

En l'absence d'effets permanents des actions promotionnelles sur le comportement des clients dont la probabilité d'être actifs se situe sous le seuil spécifique de l'enseigne, justifiée par la stationnarité des séries temporelles le décrivant, leurs effets totaux sur le processus d'acquisition se résument à la somme des effets immédiats et d'ajustement, d'une part sur l'incidence d'achat, d'autre part sur la quantité achetée. Ainsi, les effets immédiats majoritairement positifs sur les deux axes, sont suivis par des effets d'ajustement dont le caractère majoritairement négatif, attendu par rapport aux résultats des études précédentes, n'a pas pu être confirmé. Par conséquent, le bilan des actions promotionnelles sur l'axe de l'acquisition est globalement positif. Le rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients du point de vue de leur valeur potentielle pour l'enseigne est bien présent car les écarts d'élasticité mis en évidence à travers les segments de clients appartenant à une même enseigne se sont avérés significatifs, que ce soit en termes d'incidence ou de volume d'achat, dans l'immédiat ou au cours des semaines qui ont suivi l'impulsion promotionnelle. Ce résultat mérite d'être nuancé, car si les patterns des impacts immédiats observés à travers les segments d'une enseigne donnée sont souvent semblables lorsqu'il s'agit de l'incidence d'achat ou de la quantité achetée, ils ne le sont pas pour autant à travers les enseignes et les catégories de produits. Ainsi, dans certaines situations, la réactivité la plus forte est celle des segments caractérisés par la Lifetime Value moyenne la plus faible, pour que dans d'autres situations le contraire soit vrai.

Les effets permanents des actions promotionnelles sont également absents lorsqu'il s'agit du comportement des clients dont la probabilité d'être actifs se situe au-dessus du seuil spécifique de l'enseigne. Ainsi, comme dans le cas de l'acquisition, les effets totaux sur l'axe de la rétention se résument eux aussi à la somme des effets immédiats et d'ajustement, d'une part sur l'incidence d'achat, d'autre part sur la quantité achetée. Les hypothèses de recherche concernant le caractère majoritairement positif des impacts immédiats des actions promotionnelles sur l'axe de la rétention ont été validées. Contrairement à l'hypothèse de recherche formulée, les effets d'ajustement quant à eux, se sont avérés pour la plupart positifs sur l'axe de la quantité achetée et négatifs seulement sur celui de l'incidence d'achat, mais dans une proportion qui ne permet pas la validation de leur caractère majoritaire. Les rapports qui s'établissent entre les valeurs positives des effets immédiats et les valeurs absolues des effets d'ajustement conduisent vers des effets totaux majoritairement positifs sur l'axe de l'incidence d'achat en mode rétention. La proportion des effets totaux positifs est néanmoins moindre dans le cas des effets sur l'incidence d'achat en mode rétention que dans celui des effets sur la quantité achetée sur le même axe et dans celui des effets sur l'incidence d'achat en mode acquisition. De la même manière que dans le cas de l'acquisition, l'hétérogénéité des clients en termes de valeur potentielle pour l'enseigne, joue un rôle modérateur sur l'impact des actions promotionnelles sur le comportement de ceux-ci en mode rétention. Le sens des écarts n'est toutefois pas le même car des segments ayant la même valeur relative par rapport à l'enseigne d'appartenance peuvent présenter sur un même axe, comme celui de l'incidence d'achat des élasticités de signes contraires.

Les effets identifiés des actions promotionnelles initiées par une enseigne sur le comportement d'achat de ses clients en mode acquisition et rétention, associés aux effets constatés sur les propres prix vont impacter l'évolution des ventes et du Capital Client de celle-ci. En l'absence des effets permanents, mise en évidence à travers les tests de racine unitaire, et de par la spécification des modèles vectoriels auto-régressifs construits, les effets des actions promotionnelles initiées par une enseigne sur ses propres prix ne peuvent se manifester que pendant la période d'ajustement. Dans le cadre de cette étude, ces effets sont apparus comme étant majoritairement négatifs mais relativement faibles.

Le vecteur de l'intensité potentielle de l'action promotionnelle a constitué le soutien nécessaire pour la mise en exergue de la manière dont ces forces se conjuguent pour finalement impacter le niveau futur des ventes et du Capital Client. Ainsi, plusieurs scénarii possibles d'évolution conjointe des ventes et du Capital Client ont été décelés à travers les catégories de produits, les enseignes et les segments de clients issus de la modélisation probabiliste de leurs Lifetime Values. Dans ce cadre, plusieurs résultats présentent un intérêt particulier, surtout si l'on tient compte des mises en garde formulées dans la recherche précédente (Yoo et Hanssens, 2005 et 2008) quant au lien existant entre l'évolution des ventes et celle du Capital Client, sous l'influence des activités marketing de l'enseigne. En effet, dans cette recherche, le pattern le plus récurrent découvert est celui dans lequel les ventes et le Capital Client partagent une trajectoire ascendante. Pour plus de la moitié des enseignes analysés, il concerne au moins un segment de clients. Pour la plupart, ces segments sont caractérisés par des Lifetime Values faibles ou moyennes. Dans une partie importante des autres patterns identifiés, le Capital Client peut être affecté favorablement par le déploiement d'une action promotionnelle, à condition à ce que le dosage de celle-ci soit optimal. Effectivement, dans ces cas le Capital Client suit une trajectoire concave qui indique qu'il existe un seuil maximal de l'intensité de l'action promotionnelle au-delà duquel l'effet potentiellement positif diminue, et même, dans certaines situations, se retrouve remplacé par un effet négatif. Si nous considérons l'ensemble des cas présentés et à condition que l'effort promotionnel soit correctement dosé, cette étude indique que plus de la moitié des segments de clients formés en fonction de leur Lifetime Value estimée peut constituer la cible d'une opération promotionnelle, à l'issue de laquelle leur Capital Client se retrouvera renforcé. Cependant, dans le reste des cas (à l'exception de celui de la trajectoire convexe), une action promotionnelle conduira à un effet contraire sur le Capital Client, quelle que soit l'évolution parallèle des ventes.

Ces constats soulignent la pertinence de la segmentation probabiliste basée sur la Lifetime Value estimée pour l'étude de l'impact des actions promotionnelles d'une enseigne.

## SECTION 2 : SYNTHÈSE DES CONTRIBUTIONS ET DES VOIES DE RECHERCHE

### I. Synthèse des apports théoriques

La première et principale contribution théorique de ce travail est l'investigation du rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients du point de vue de leur valeur potentielle pour l'enseigne, telle qu'estimée à l'aide d'une approche probabiliste, dans l'impact des actions promotionnelles initiées par celle-ci. D'autres types d'hétérogénéité, comme ceux induits par le niveau d'usage du produit ou la fidélité envers l'enseigne, avaient fait précédemment l'objet des investigations similaires (Neslin et *alii.*, 1985 ; Krishnamurthi et Raj, 1991 ; Lim et *alii.*, 2005). L'opportunité de l'utilisation d'une telle segmentation est appuyée par le caractère significatif des écarts enregistrés entre les différents segments en termes d'élasticité de leur réaction sur les axes de l'acquisition, de la rétention, des prix payés afin d'acquérir les produits de l'enseigne initiatrice ainsi que de l'activité transactionnelle auprès de la concurrence.

Une deuxième contribution théorique consiste dans le fait de situer l'analyse des principaux processus formateurs du Capital Client – l'acquisition et la rétention, non plus au niveau agrégé de la base clients, tel que cela a été traditionnellement le cas dans la recherche antérieure dont les premiers représentants ont été Blattberg et Deighton (1996), mais au niveau des segments de clients, tel que cela avait été envisagé par Blattberg et *alii.* (2001).

Enfin, un troisième apport théorique découle des deux premiers. Les résultats obtenus en analysant le rôle modérateur de l'hétérogénéité liée à la valeur potentielle des clients sur l'impact des actions promotionnelles d'une enseigne sur les composantes du Capital Client ont été utilisés pour réaliser une typologie des trajectoires conjointes possibles des ventes et du Capital Client suite à la mise en place d'actions de différentes intensités.

## II. Synthèse des apports méthodologiques

La principale contribution méthodologique de cette étude consiste dans l'agrégation pour la première fois de deux méthodologies distinctes – la modélisation probabiliste du comportement d'achat des clients et la modélisation de la persistance des actions promotionnelles, afin d'étudier le rôle modérateur de l'hétérogénéité des Lifetime Values dans l'impact des actions promotionnelles initiées par une enseigne. La première a servi à l'estimation de la Lifetime Value des clients dans une approche Pareto/Dépendante, fournissant ainsi le critère de segmentation de la base clients nécessaire pour l'implémentation des courbes iso-valeur introduites par Fader et *alii.* (2005a). La deuxième a permis, à travers les fonctions impulsionnelles de réponse, de tester dans quelle mesure les impacts des actions promotionnelles initiées par une enseigne diffèrent à travers les segments de clients constitués.

Trois contributions méthodologiques secondaires découlent de la démarche présentée ci-dessus.

Ainsi, premièrement, une comparaison empirique des performances prédictives des modèles probabilistes alternatives, proposés par la littérature marketing est réalisée. Il s'agit d'une troisième application dans le contexte des biens de consommation courante, utilisant des données de panel collectées sur un marché américain après celles de Castéran et *alii.* (2007) sur le marché français et de Batislam et *alii.* (2007) pour le marché turc.

Deuxièmement, cette étude étend le modèle vectoriel auto-régressif proposé antérieurement dans la littérature marketing (Yoo et Hanssens, 2005 et 2008) pour l'étude de l'impact des actions promotionnelles initiées par une enseigne sur les composantes de son Capital Client, en incluant dans le set des variables endogènes, deux variables ayant le rôle de décrire le comportement des clients de l'enseigne centrale auprès des enseignes concurrentes. Cela permettra de compléter l'ensemble des forces qui contribuent à l'établissement d'une situation d'équilibre dans une catégorie de produits donnée en y ajoutant les arbitrages effectués par les clients, ainsi que l'effet d'expansion catégorielle des promotions.



Troisièmement, cette étude suit la voie de recherche ouverte par Lim et *alii.* (2005) en investiguant la mesure dans laquelle l'estimation des modèles de la persistance au niveau des segments de clients plutôt qu'au niveau agrégé de l'ensemble de la base clients peut améliorer les performances prédictives obtenues. Il s'agit dans le cas présent non pas d'une segmentation à priori en fonction du niveau d'usage du produit ou de la fidélité envers l'enseigne, mais de la segmentation issue de la modélisation probabiliste des comportements d'achat des clients.

### **III. Synthèse des implications managériales**

D'un point de vue managérial, les implications de cette étude se situent à plusieurs niveaux, résultant d'une part, des apports méthodologiques et d'autre part, des apports théoriques.

Ainsi, la comparaison des approches existantes pour la modélisation probabiliste du comportement transactionnel du client a démontré une fois de plus que la complexité de certains modèles emblématiques comme le modèle Pareto/NBD ne doit pas constituer un frein pour leur implémentation dans le contexte managérial, car les modèles alternatives comme BG/NBD et MBG/NBD allient aisance d'estimation et qualité prédictive. Ce constat est également valable lorsqu'il s'agit des alternatives pour l'intégration de valeur monétaire, car le modèle Gamma-Gamma a fait ses preuves dans le domaine des biens de consommation courante vendus en grande surface, malgré l'hypothèse sous-jacente d'indépendance entre le processus transactionnel et sa valeur monétaire. Dans ce contexte, les faibles gains atteignables en termes de validité prédictive ne justifient pas l'implémentation du modèle Pareto/Dépendant.

Toutefois, la principale contribution managériale de cette étude est le fait de proposer un cadre d'analyse pour les conséquences des actions marketing mises en œuvre, cadre qui peut également servir d'outil pour l'allocation des ressources marketing limitées. En effet, le manager a la possibilité d'estimer les conséquences probables des stratégies alternatives qu'il pourrait choisir d'implémenter. Il peut donc choisir pour chacun des

segments identifiés au sein de la base clients de privilégier un levier différent en fonction de la réceptivité de celui-ci et de ses objectifs: stimuler l'acquisition ou renforcer la rétention, augmenter l'incidence d'achat ou les volumes. Tel que les exemples numériques l'ont illustré, le ciblage de chacun des segments issus de la modélisation probabiliste de la Lifetime Value de clients avec l'action la plus adaptée peut engendrer des gains non-négligeables en termes de Capital Client. Ainsi, l'évaluation des performances atteintes à travers le déploiement de diverses stratégies dépasse la sphère quantitative de l'évolution des ventes pour s'inscrire dans un contexte plus large, orienté vers le long-terme, plus adapté au paradigme relationnel.

Incidentement, le modèle vectoriel auto-régressif proposé peut également servir à mesurer la vulnérabilité du Capital Client des segments de clients identifiés face aux éventuelles attaques promotionnelles initiées par la concurrence. Des « stress-tests » peuvent être conçus de manière à définir les limites (en termes de fréquence ou d'intensité) au-delà desquelles l'activité marketing concurrentielle nécessite une réponse.

#### **IV. Synthèse des voies de recherche**

Les voies de recherche identifiées relèvent tant des aspects méthodologiques et théoriques, que managériaux.

Ainsi, méthodologiquement, les deux voies identifiées concernent la spécification des modèles probabilistes. Premièrement, la comparaison des modèles alternatifs réalisée pourrait être étendue de manière à ce qu'elle comprenne des modèles enrichis avec des variables socio-démographiques, tels que ceux proposés par Fader et Hardie (2007). Deuxièmement, les distributions sous-jacentes des modèles probabilistes pourraient être diversifiées, dans un cadre comme celui conçu par Singh et *alii.* (2009) – GSF, afin de pouvoir accommoder des comportements client qui ne suivent pas nécessairement les distributions que l'on pourrait qualifier comme étant classiques et dans certains cas, restrictives.

D'un point de vue théorique, les voies de recherche concernent dans un premier temps l'identification des facteurs spécifiques de la catégorie de produits ou de l'enseigne centrale, qui génèrent les différences de réactivité face à une action promotionnelle, enregistrées sur un même axe entre les segments de clients d'une même valeur relative pour l'enseigne.

Dans un second temps, nous identifions les voies de recherche théoriques correspondant à l'extension du modèle de la persistance proposé. Ainsi, il serait intéressant de considérer les actions promotionnelles initiées par la concurrence non plus de manière agrégée, mais individuelle, en estimant le modèle spécifié auparavant pour chaque couple d'enseignes agissant dans une même catégorie de produits. Les écarts de réactivité enregistrés au niveau des différents segments constitueraient des indices quant à l'attractivité relative des actions promotionnelles des concurrents. Les mêmes systèmes vectoriels auto-régressifs pourraient également être utilisés afin d'estimer quel serait l'impact d'une action promotionnelle propre si elle devait intervenir en même temps que celle d'un concurrent. Les écarts de réactivité enregistrés entre le scénario supposant une action unique – celle de l'enseigne centrale et celui comprenant deux actions simultanées constitueraient à leur tour des indices quant à l'attractivité relative des actions de l'enseigne centrale par rapports à celles de ses concurrents, un par un.

Le modèle vectoriel auto-régressif proposé dans le cadre de cette recherche peut être étendu de manière à intégrer d'autres actions marketing, comme la publicité, afin d'étudier leur impact sur le comportement des clients à travers les segments soit de manière indépendante, soit en tant qu'actions support, censées renforcer les effets des actions promotionnelles.

Enfin, d'un point de vue managérial, la recherche présente peut être étendue par la création d'un modèle pour l'allocation optimale des ressources. Ce modèle permettrait d'accommoder la valeur de la flexibilité managériale dans le choix des options réelles portant sur la mise en place d'une action promotionnelle, sur son éventuelle cible et sur son intensité. Afin de mener une démarche de ce type, la recommandation méthodologique de Haenlein et *alii.* (2006) porte sur la programmation dynamique.

## **REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

### **A**

- Aaker, D.A. (1991), "Managing Brand Equity", New York, The Free Press
- Abraham, M.M., L.M. Lodish (1993), "An Implemented System for Improving Promotion Productivity Using Store Scanner Data", *Marketing Science*, 12(3), 248-269
- Agriculture et Agroalimentaire Canada (2010), "Les marques maison : tendances mondiales", ISSN 1920-6607 Rapport d'analyse de marchés
- Ailawadi, K., D. Lehmann, S. Neslin (2001), "Market Response to a Major Policy Change in the Marketing Mix: Learning from Procter & Gamble's Value Pricing Strategy", *Journal of Marketing*, 65, 44-61
- Ailawadi, K., D. Lehmann, S. Neslin (2003), "Revenue Premium as an Outcome Measure of Brand Equity", *Journal of Marketing*, 67, 1-17
- Ailawadi, K., S. Neslin (1998), "The Effect of Promotion on Consumption: Buying More and Consuming It Faster", *Journal of Marketing Research*, 35, 390-398
- Akaike, H. (1973), "Information theory and an extension of the maximum likelihood principle", dans "Selected Papers of Hirotugu Akaike", Springer Series in Statistics, 199-213
- Allenby, G.M., P.E. Rossi (1991), "There is no aggregation bias: Why macro logit models work", *Journal of Business and Economic Statistics*, 9, 1-14
- Anderson, E.W., V. Mittal (2000), "Strengthening the Satisfaction-Profit Chain", *Journal of Service Research*, 3(2), 107-120
- Anderson, E.T., D.I. Simester (2004), "Long-Run Effects of Promotion Depth on New Versus Established Customers: Three Field Studies," *Marketing Science*, 23 (1), 4-20
- Ang, L., F. Buttle (2006), "Managing for Successful Acquisition: An Exploration", *Journal of Marketing Management*, 22, 295-317
- Assunçao, J.L., R.J. Meyer (1993), "The Rational Effect of Price Promotions on Sales and Consumption", *Management Science*, 39, 517-535

## **B**

- Baghestani, H. (1991), "Cointegration Analysis of the Advertising-Sales Relationship", *Journal of Industrial Economics*, 34, 671-681
- Bagozzi, R.P. (1975), "Marketing exchange", *Journal of Marketing*, 39, 32-39
- Bai, J. (2000), "Vector Autoregressive Models with Structural Changes in Regression Coefficients and Variance-Covariance Matrices", *Annals of Economics and Finance*, 1, 303-339
- Barone, M.J., T. Roy (2010), "Does Exclusivity Always Pay Off? Exclusive Price Promotions and Consumer Response", *Journal of Marketing*, 74, 121-132
- Batislam, E.P., M. Denizel, A. Filiztekin (2007), "Empirical validation and comparison of models for customer base analysis", *International Journal of Research in Marketing*, 24, 201-209
- Becker, G.S. (1971), "Economic Theory", Knopf, New York
- Bell, D., J. Chiang, V. Padmanabhan (1999), "The Decomposition of Promotional Response: An Empirical Generalization", *Marketing Science*, 18(4), 504-526
- Bell, D., J. Deighton, W. J. Reinartz, R.T. Rust, G. Swartz (2002), "Seven barriers to customer equity management", *Journal of Service Research*, 5(1), 77-85
- Bem, D.J. (1967), "Self-perception: An alternative explanation of cognitive dissonance phenomena", *Psychological Review*, 74, 183-200
- Bem, D.J. (1972), "Self-Perception Theory", dans L. Berkowitz ed., "Advances in Experimental Social Psychology", New York: Academic Press, 1-62
- Bemmaor, A.C., D. Mouchoux (1991), "Measuring the Short-Term Effect of In-Store Promotion and Retail Advertising on Brand Sales: A Factorial Experiment", *Journal of Marketing Research*, 28, 202-214
- Berger, P.D., N. Eechambadi, M. George, D.R. Lehmann, R. Rizley, R. Venkatesan (2006), "From Customer Lifetime Value to Shareholder Value", *Journal of Service Research*, 9(2), 156-167
- Berger, P.D., N.I. Nasr (1998), "Customer Lifetime Value: Marketing Models and Applications", *Journal of Interactive Marketing*, 12, 17-30

- Berger, P.D., N.I. Nasr-Bechwati (2001), "The Allocation of Promotion Budget to Maximize Customer Equity", *OMEGA: The International Journal of Management Science*, 29, 49-61
- Bernanke, B.S. (1986), "Alternative explanations of the money-income relationship", *Carnegie-Rochester Conferences Series Public Policy*, 25, 49-100
- Besanko, D., J.-P. Dubé, S. Gupta (2005), "Own-Brand and Cross-Brand Retail Pass-Through", *Marketing Science*, 24(1), 123-137
- Blattberg, R.C., R. Briesch, E. Fox (1995), "How Promotions Work", *Marketing Science*, 14(3), G122-G132
- Blattberg, R.C., S.A. Neslin (1990), "Sales Promotion Concepts, Methods and Strategies", Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall
- Blattberg, R.C., G. Getz, J.S. Thomas (2001), "Customer Equity: Building and Managing Relationships as Valued Assets", Boston, Massachusetts: Harvard Business School Press
- Blattberg, R.C., E.C. Malthouse, S.A. Neslin (2009), "Customer Lifetime Value: Empirical Generalizations and Some Conceptual Questions", *Journal of Interactive Marketing*, 23(2), 157-168
- Blattberg, R.C., J. Deighton (1996), "Manage marketing by the customer equity test", *Harvard Business Review*, 74(4), 136-144
- Blattberg, R.C., J.S. Thomas (1997), "Dynamic Pricing Strategies to Maximize Customer Equity", Working Paper, Northwestern University, Evanston, IL
- Blattberg, R.C., J.S. Thomas (2000), "Valuing, Analyzing and Managing the Marketing Function Using Customer Equity Principles", Working Paper, Northwestern University, Evanston, IL
- Bloom, P., G. Gundlach, J. Cannon (2000), "Slotting allowances and fees: Schools of thought and the views of practicing managers", *Journal of Marketing*, 64(2), 92-108
- Bolton, R.N. (1989), "The Relationship Between Market Characteristics and Promotional Price Elasticities", *Marketing Science*, 8(2), 153-169
- Bolton, L.E., L. Warlop, J.W. Alba (2003), "Consumer Perceptions of Price (Un)Fairness", *Journal of Consumer Research*, 29, 474-491
- Borle, S., S. Singh, D.C. Jain (2008), "Customer Lifetime Value Measurement", *Management Science*, 54 (1), 100-112

- Boulding, W., E. Lee, R. Staelin (1994), "Mastering the mix: do advertising, promotion and sales force activities lead to differentiation?", *Journal of Marketing Research*, 31(2), 159-172
- Brandenburger, A.M., B.J. Nalebuff (1996), "Co-opetition", Doubleday, New York
- Briesch, R.A., L. Krishnamurthi, T. Mazumdar, S.P. Raj (1997), "A comparative analysis of reference price models", *Journal of Consumer Research*, 24, 202-214
- Brito, P.Q., K. Hammond (2007), "Strategic Versus Tactical Nature of Sales Promotions", *Journal of Marketing Communications*, 13(2), 131-148
- Brodie, R.J., A. Bonfrer, J. Cutler (1996), "Do managers overreact to each others' promotional activity? Further empirical evidence", *International Journal of Research in Marketing*, 13(4), 379-387
- Bronnenberg, B.J., V. Mahajan, W.R. Vanhoner (2000), "The Emergence of Market Structure in New Repeat-Purchase Categories: The Interplay of Market Share and Retailer Distribution", *Journal of Marketing Research*, 37 (1), 16-31
- Bronnenberg, B.J., L. Wathieu (1996), "Asymmetric promotion effects and brand positioning", *Marketing Science*, 15, 379-394
- Brusco, M.J., J.D. Cradit, A. Tashcian (2003), "Multicriterion Clusterwise Regression for Joint Segmentation Settings: An Application to Customer Value," *Journal of Marketing Research*, 40 (2), 225-234

## C

- Calciu, M. (2008), "Numeric decision support to find optimal balance between customer acquisition and retention spending", *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 16(3), 214-227
- Calciu, M., F. Salerno (2002), "Customer value modelling: Synthesis and extension proposals", *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 11 (2), 124-147
- Calciu M., I. Mihart (2010), "Modelling short and long term customer acquisition and retention effects in consumer goods sales using stochastic and econometric methods", *Journal of Marketing Trends*, 1, 2 (April), 74-86

- Campbell, J.Y., N.G. Mankiv (1987), "Are Output Fluctuations Transitory?", *Quarterly Journal of Economics*, 102, 857-880
- Campbell, M.C. (1999), "Perceptions of Price Unfairness: Antecedents and Consequences", *Journal of Marketing Research*, 36, 187-199
- Castéran, H., L. Meyer-Waarden, C. Benavant (2007), "Une évaluation empirique des modèles NBD pour le Calcul de la Valeur Actualisée Client dans le domaine de la grande distribution", *Actes du XXIIIème Congrès International de l'AFM, Aix-les-Bains*
- Chandon P., B. Wansink, G.Laurent (2000), "A Benefit Congruency Framework of Sales Effectiveness", *Journal of Marketing*, 64, 65-81
- Chen, M.-J., I.C. MacMillan (1992), "Nonresponse and delayed response to competitive moves: The role of competitor dependence and action irreversibility", *Academy of Management Journal*, 35(3), 539-570
- Chintagunta, P. K. (1998), "Inertia and Variety Seeking in a Model of Brand-Purchase Timing", *Marketing Science*, 17, 3, 253-270
- Chintagunta, P. K. (2002), "Investigating category pricing behavior at a retail chain", *Journal of Marketing Research*, 32, 141-154
- Colombo, R., W. Jiang (1999), "A Stochastic RFM Model", *Journal of Interactive Marketing*, 13, 2-12
- Cook, K.S., R.M. Emerson (1978), "Power, equity and commitment in exchange networks", *American Sociological Review*, 43, 721-739
- Corstjens, J., M. Corstjens (1995), "Store Wars, The Battle for Mindspace and Shelfspace", John Wiley and Sons, Chichester, United Kingdom
- Currim, I., L. Schneider (1991), "A Taxonomy of Consumer Purchase Strategies in a Promotion Intensive Environment", *Marketing Science*, 10, 91-110

## **D**



- Darke, P.R., D.W. Dahl (2003), "Fairness and Discounts: The Subjective Value of a Bargain", *Journal of Consumer Psychology*, 13(3), 328-338
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens (1995a), "The Persistence of Marketing Effects on Sales", *Marketing Science*, 14(1), 1-21
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens (1995b), "Empirical Generalizations About Market Evolution and Stationnarity", *Marketing Science*, 14(3 Supplement), G109-G121
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens (1999), "Sustained Spending and Persistent Response: A New Look at Long-Term Marketing Profitability", *Journal of Marketing Research*, XXXVI, 397-412
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens (2003), "Persistence Modeling for Assessing Marketing Strategy Performance", *ERIM Report Series Research in Management*, ERS-2003-088-MKT
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens, J.M. Silva-Risso (1999), "Long-run effects of price promotions in scanner markets", *Journal of Econometrics*, 89, 269-291
- Dekimpe, M.G., J-B. Steenkamp, M. Mellens, P. Vanden Abeele (1997), "Decline and Variability in Brand Loyalty", *International Journal of Research in Marketing*, 14(5), 405-420
- Deleersnyder, B., I. Geyskens, K. Gielens, M.G. Dekimpe (2002), "How Cannibalistic is the Internet Channel? A Study of the Newspaper Industry in the United Kingdom and The Netherlands", *International Journal of Research in Marketing*, 19(4), 337-348
- DelVecchio, D., D.H. Henard, T.H. Freling (2006), "The effect of sales promotion on post-promotion brand preference: A meta-analysis", *Journal of Retailing*, 82, 203-213
- DelVecchio, D., H.S. Krishnan, D.C. Smith (2007), "Cents or Percent? The Effects of Promotion Framing on Price Expectations and Choice", *Journal of Marketing*, 71, 158-170
- Desmet, P. (2002), "La promotion des ventes: du 13 à la douzaine à la fidélisation", Paris, Dunod
- Desmet, P. (2003), "Promotion des ventes et capital-marque", *Revue française de gestion*, 145, 175-185
- Deutsch, M. (1969), "Socially relevant science: Reflections on some studies of interpersonal Conflict", *American Psychologist*, 24(12), 1076-1092

- Dhar, R., R. Glazer (2003), "Hedging Customers", *Harvard Business Review*, 81(5), 86-92
- Dickey, D., W.A. Fuller (1979), "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427-431
- Dodson, J.A., A.M. Tybout, B. Sternthal (1978), "Impact of Deals and Deal Retraction on Brand Switching", *Journal of Marketing Research*, 15, 72-81
- Doob, A.N., J. Merrill Carlsmith, J.L. Freedman, T.K. Landauer, S. Tom Jr. (1969), "Effect of Initial Selling Price on Subsequent Sales", *Journal of Personality and Social Psychology*, 11, 345-350
- Drèze, X., A. Bonfrer (2003), "A renewable-resource approach to database valuation", Working Paper, Wharton-SMU Research Center
- Du, R.Y., W.A. Kamakura, C.F. Mela (2007), "Size and Share of Customer Wallet", *Journal of Marketing*, 71, 94-113
- Dutta, S., M. Bergen, D. Levy (2002), "Price flexibility in channels of distribution: Evidence from scanner data", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 26, 1845-1900
- Dwyer, R.F. (1997), "Customer Lifetime Valuation to Support Marketing Decision Making", *Journal of Direct marketing*, 11(4), 6-13

## **E**

- East, R., K. Hammond, P. Gendall (2006), "Fact and Fallacy in Retention Marketing", *Journal of Marketing Management*, 22, 5-23
- Ehrenberg, A.S.C. (1959), "The Pattern of Consumer Purchases", *Applied Statistics*, 8, 26-41
- Ehrenberg, A.S.C. (1972), "Repeat Buying: Theory and Applications", New York - American Elsevier
- Ehrenberg, A.S.C., K. Hammond, G.J. Goodhardt (1994), "The after-effects of price-related consumer promotions", *Journal of Advertising Research*, 34(4), 11-21
- Enders, W. (2004), "Applied Econometric Time Series", New York: John Wiley & Sons

- Engle, R.F., C.W.J. Granger (1987), "Cointegration and Error Correction: Representation Estimation and Testing", *Econometrica*, 55(2), 251-276
- Erdem, T. (1996), "A dynamic analysis of market structure based on panel data", *Marketing Science*, 15(4), 359-378

## F

- Fader, P.S., B. Hardie, K. Lee (2005a), "RFM and CLV: Using Iso-Value Curves for Customer Base Analysis", *Journal of Marketing Research*, 42, 415-430
- Fader, P.S., B. Hardie, K. Lee (2005b), "Counting Your Customer the Easy Way: An Alternative to the Pareto/NBD Model", *Marketing Science*, 24(2), 275-284
- Fader, P.S., B. Hardie, K. Lee (2006), "More Than Meets The Eye", *Marketing Research*, 18, 9-14
- Fader, P.S., B. Hardie (2004), "Illustrating the Performance of the NBD as a Benchmark Model for Customer Base Analysis", <http://brucehardie.com/notes/005/>
- Fader, P.S., B. Hardie (2005), "A Note on Deriving the Pareto/NBD model and Related Expressions", <http://brucehardie.com/notes/009/>
- Fader, P.S., B. Hardie (2006), "Deriving an Expression for  $P(X(t) = x)$  Under the Pareto/NBD Model", <http://brucehardie.com/notes/012/>
- Fader, P.S., B. Hardie (2007), "Incorporating Time-Invariant Covariates into the Pareto/NBD and BG/NBD Models", <http://www.brucehardie.com/notes/019/>
- Fader, P.S., B. Hardie (2009), "Probability Models for Customer-Base Analysis", *Journal of Interactive Marketing*, 23, 61-69
- Feinberg, F.M., A. Krishna, Z.J. Zhang (2002), "Do We Care What Others Get? A Behaviorist Approach to Targeted Promotions", *Journal of Marketing Research*, 39, 277-291
- Foekens, E.W., P.S.H. Leeflang, D.R. Wittink (1999), "Varying parameter models to accommodate dynamic promotions effects", *Journal of Econometrics*, 89(1/2), 249
- Folkes, V.S., I.M. Martin, K. Gupta (1993), "When to Say When: Effects of Supply on Usage", *Journal of Consumer Research*, 20, 467-477

- Franses, P.H., T. Kloek, A. Lucas (1999), "Outlier Robust Analysis of Long-Run Marketing Effects for Weekly Scanner Data", *Journal of Econometrics*, 89 (1/2), 293-315
- Franses, P.-H., S. Srinivasan, P. Boswijk (2001), "Testing for Unit Roots in Market Shares", *Marketing Letters*, 12(4), 351-364
- Freo, M. (2005), "The impact of sales promotions on store performance: a structural vector autoregressive approach", *Statistical Methods and Applications*, 14, 271-281

## **G**

- Gatignon, H., D.J. Reibstein (1997), "Creative strategies for responding to competitive actions" dans Day, G.S., D.J. Reibstein, "Wharton on Dynamic Competitive Strategy", Wiley, New York, 237-255
- Gedenk, K., S.A. Neslin (1999), "The role of retail promotion in determining future brand loyalty: its effect on purchase event feedback", *Journal of Retailing*, 75(4), 433-459
- Gerstner, E. (1985), "Do Higher Prices Signal Higher Quality?", *Journal of Marketing Research*, 21, 109-115
- Gladys, N., B. Baesens, C. Croux (2009), "A Modified Pareto/NBD Approach for Predicting Customer Lifetime Value", *Expert Systems with Applications*, 36, 2062-2071
- Greenleaf, E.A. (1995), "The impact of reference price effects on the profitability of price promotions", *Marketing Science*, 14(1), 82-105
- Griffin, J., M.W. Lowenstein (2001), "Customer Win-back: How to Recapture Lost Customers – And Keep Them Loyal", San Francisco: Jossey-Bass
- Guadagni, P.M., J.D.C. Little (1983), "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data", *Marketing Science*, 2, 203-208
- Gujarati, D.N. (2004), "Econométrie", traduction par B. Bernier, 4ème édition, Editions De Boeck Université
- Gupta, S. (1988), "Impact of Sales Promotion on When, What and How Much to Buy", *Journal of Marketing Research*, 25, 342-355

- Gupta, S. (2009), "Customer-Based Valuation", *Journal of Interactive Marketing*, 23, 169-178
- Gupta, S., P. Chintagunta (1994), "On Using Demographic Variables to Determine Segment Membership in Logit Mixture Models", *Journal of Marketing Research*, 31, 128-136
- Gupta, S., L.G. Cooper (1992), "The Discounting of Discounts and Promotion Thresholds", *Journal of Consumer Research*, 19(3), 401-411
- Gupta, S., D.M. Hanssens, B. Hardie, W. Kahn, V. Kumar (2006), "Modeling Customer Lifetime Value", *Journal of Service Research*, 9(2), 139-155
- Gupta, S., D. Lehmann (2003), "Customers as Assets", *Journal of Interactive Marketing*, 17(1), 9-24
- Gupta, S., D. Lehmann, J. Stuart (2004), "Valuing Customers", *Journal of Marketing Research*, 41, 7-18

## **H**

- Haenlein, M., A. Kaplan, D. Schoder (2006), "Valuing the Real Option of Abandoning Unprofitable Customers When Calculating Customer Lifetime Value", *Journal of Marketing*, 70, 5-20
- Hakkio, C.S., M. Rush (1991), "Cointegration: How Short is The Long Run?", *Journal of International Money and Finance*, 10, 571-581
- Hall, S., M. Walsh, A. Yates (1997), "How do UK companies set prices?", *Bank of England Working Paper*, No. 67, London, UK
- Hannan, E.J., B.G. Quinn (1979), "The determination of the order of an autoregression", *Journal of the Royal Statistical Society*, B41, 190-195
- Hansotia, B.J., P. Wang (1997), "Analytical challenges in customer acquisition", *Journal of Direct Marketing*, 11(2), 7-19
- Hardie, B., E.J. Johnson, P.S. Fader (1993), "Modeling Loss Aversion and Reference Dependent Effects on Brand Choice", *Marketing Science*, 12(4), 378-394
- Helson, H. (1964), "Adaptation-Level Theory", New York, Harper & Row

- Hennig-Thurau, T., A. Klee (1997), “The Impact of Customer Satisfaction and Relationship Quality on Customer Retention: A Critical Reassessment and Model Development”, *Psychology and Marketing*, 14(8), 737-764
- Hogan, J.E., D.R. Lehmann, M. Merino, R.K. Srivastava, J.S. Thomas, P.C. Verhoef (2002), “Linking Customer Assets to Financial Performance”, *Journal of Service Research*, 5(1), 26-38
- Homburg, C., V. V. Steiner, D. Totzek (2009), “Managing Dynamics in a Customer Portfolio”, *Journal of Marketing*, 73, 70-89
- Hsiao, C. (2003), “Analysis of Panel Data”, 2nd Edition, *Econometric Society Monograph Series*, Cambridge University Press

## **I**

- Inman, J.J., L. McAlister, W.D. Hoyer (1990), “Promotion signal: Proxy for a price cut”, *Journal of Consumer Research*, 17(1), 74-81

## **J**

- Jackson, B.B. (1985), “Winning and Keeping Industrial Customers”, Lexington, MA: D.C. Heath and Company
- Jacobson, R., C. Obermiller (1990), “The Formation of Expected Future Price: A Reference Price for Forward-Looking Consumers”, *Journal of Consumer Research*, 16(4), 420-431
- Jain, D., S.S. Singh (2002), “Customer Lifetime Value Research in Marketing: a Review and Future Directions”, *Journal of Interactive Marketing*, 16(2), 34-46
- Jedidi, K., C.F. Mela, S. Gupta (1999), “Managing advertising and promotion for long-run profitability”, *Marketing Science*, 18(1), 1-22
- Jerath, K., P.S. Fader, B. Hardie (2009), “New Perspectives on Customer “Death” Using a Generalization of the Pareto/NBD Model”, <http://ssrn.com/abstract=995558>
- Johansen, S., R. Mosconi, B. Nielsen (2000), “Cointegration Analysis in the Presence of Structural Breaks in the Deterministic Trend”, *Econometrics Journal*, 3(2), 216-249

- Johnson, M.D., F. Selnes (2004), "Customer Portfolio Management: Toward a Dynamic Theory of Exchange Relationships", *Journal of Marketing*, 68, 1-17
- Joshi, A., D.M. Hanssens (2004), "Advertising Spending and Market Capitalization", MSI Working Paper, [04-110]

## **K**

- Kalwani, M.U., C.K. Yim, H.J. Rinne, Y. Sugita (1990), "A Price Expectations Model of Customer Brand Choice", *Journal of Marketing Research*, 27, 251-262
- Kalyanaram, G., R.S. Winer (1995), "Empirical generalizations from reference price research", *Marketing Science*, 14(3), G161-G169
- Kamakura, W., G.J. Russell (1989), "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure", *Journal of Marketing Research*, 26, 379-390
- Karlin, S., H.M. Taylor (1975), "A First Course in Stochastic Processes", Academic Press, New York
- Keller, K.L. (1998), "Strategic Brand Management", Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ
- Klemperer, P. (1987), "Markets with consumer switching costs", *Quarterly Journal of Economics*, 102(2), 375-394
- Kopalle, P.K., C.F. Mela, L. Marsh (1999), "The Dynamic Effect of Discounting on Sales: Empirical Analysis and Normative Pricing Implications", *Marketing Science*, 18(3), 317-332
- Kopalle, P. K., S. A. Neslin (2003), "The Economic Viability of Frequency Reward Programs in a Strategic Competitive Environment", *Review of Marketing Science*, 1, 1-39
- Krishna, A. (1991), "Effect of Dealing Patterns on Consumer Perceptions of Deal Frequency and Willingness to Pay", *Journal of Marketing Research*, 28, 441-451
- Krishnamurthi, L., S.P. Raj (1991), "An Empirical Analysis of the Relationship between Brand Loyalty and Consumer Price Elasticity", *Marketing Science*, 10(2), 172-183

- Kumar, V., M. George (2007), "Measuring and maximizing customer equity: a critical analysis", *Journal of the Academy of Marketing Science*, 35, 157-171
- Kumar, V., K.N. Lemon, A. Parasuraman (2006), "Managing Customers for Value: An Overview and Research Agenda", *Journal of Service Research*, 9(2), 87-94
- Kumar, V., I.D. Pozza, J.A. Petersen, D. Shah (2009), "Reversing the Logic: The Path to Profitability through Relationship Marketing", *Journal of Interactive Marketing*, 23, 147-156
- Kumar, V., D. Shah (2009), "Expanding the Role of Marketing: From Customer Equity to Market Capitalization", *Journal of Marketing*, 73, 119-136
- Kumar, N., L.K. Scheer, J.-B. Steenkamp (1998), "Interdependence, punitive capability, and the reciprocation of punitive actions in channel relationships", *Journal of Marketing Research*, 35, 225-235

## **L**

- Lal, R. (1990), "Price Promotions: Limiting Competitive Encroachment", *Marketing Science*, 9(3), 247-262
- Leeflang, P.S.H., D.R. Wittink (1992), "Diagnosing competitive reactions using (aggregated) scanner data", *International Journal of Research in Marketing*, 9, 39-57
- Leeflang, P.S.H., D.R. Wittink (1996), "Competitive Reaction Versus Consumer Response: Do Managers Overreact?", *International Journal of Research in Marketing*, 13(2), 103-119
- Leeflang, P.S.H., D.R. Wittink (2001), "Explaining Competitive Reaction Effects", *International Journal of Research in Marketing*, 18, 119-137
- Leone, R.P. (1987), "Forecasting the Effect of an Environmental Change on Market Performance: An Intervention Time-Series Approach", *International Journal of Forecasting*, 3 (3-4), 463-478
- Lewis, M. (2004), "The Influence of Loyalty Programs and Short-Term Promotions on Customer Retention", *Journal of Marketing Research*, XLI, 281-292
- Lewis, M. (2005 a), "Incorporating Strategic Consumer Behaviour into Customer Valuation", *Journal of Marketing*, 69, 230-238



- Lewis, M. (2005 b), "Research Note: A Dynamic Programming Approach to Customer Relationship Pricing", *Management Science*, 51(6), 986-994
- Lewis, M. (2006), "Customer Acquisition Promotions and Customer Asset Value", *Journal of Marketing Research*, XLIII, 195-203
- Li, S. (1995), "Survival Analysis," *Marketing Research*, 7 (4), 16-23
- Lim, J., I.S. Currim, R.L. Andrews (2005), "Consumer heterogeneity in the longer-term effects of price promotions", *International Journal of Research in Marketing*, 22, 441-457
- Litterman, R.B. (1984), "Forecasting and Policy Analysis With Bayesian Vector Autoregression Models", *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 8, 30-41
- Little, J.D.C. (1979), "Aggregate Advertising Models: The State of the Art", *Operations Research*, 27(4), 629-667
- Little, J.D.C. (1970), "Models and managers: The concept of a decision calculus", *Management Science*, 16(8), B466-B85
- Lütkepohl, H., M. Krätzig (2004), "Applied Time Series Econometrics", Cambridge University Press

## **M**

- Ma, S.-H., J.-L. Liu (2007), "The MCMC Approach for Solving the Pareto/NBD Model and Possible Extensions", *Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007)*
- Maddala, G.S., I.M. Kim (1998), "Unit Roots, Cointegration and Structural Change", Cambridge, UK: Cambridge University Press
- Mahajan, V., E. Muller, F.M. Bass (1995), "Diffusion of New Products: Some Generalizations and Managerial Uses", *Marketing Science*, 14(3), G79-G88
- Markus, H.R., S. Kitayama (1991), "Culture and the Self: Implications for Cognition, Emotion and Motivation", *Psychological Review*, 98(2), 224-253
- Maskin, E., J. Tirole (1988), "A theory of dynamic oligopoly II: Price competition, kinked demand curves, and Edgeworth cycles", *Econometrica*, 56, 571-599

- Mazumdar, T., S.P. Raj, I. Sinha (2005), "Reference Price Research: Review and Propositions", *Journal of Marketing*, 69, 84-102
- Mela, C.F., S. Gupta, D.R. Lehmann (1997), "The Long-Term Impact of Promotion and Advertising on Consumer Brand Choice", *Journal of Marketing Research*, XXXIV, 248-261
- Mela, C.F., K. Jedidi, D. Bowman (1998), "The long-term impact of promotions on consumer stockpiling behavior", *Journal of Marketing Research*, 35(2), 250-262
- Meyer-Waarden, L., C. Benavent (2008), "Grocery retail loyalty program effects: self-selection or purchase behavior change?", *Journal of the Academy of Marketing Science*, 37(3), 345-358
- Mezias, S.J., Y. Chen, P.R. Murphy (2002), "Aspiration-Level Adaptation in an American Financial Services Organization: A Field Study", *Management Science*, 48(10), 1285-1300
- Monroe, K.B. (1973), "Buyers' Subjective Perceptions of Price", *Journal of Marketing Research*, 10, 70-80
- Morrison, D., D. Schmittlein (1988), "Generalizing the NBD Model for Customer Purchases: What are the Implications and Is It Worth the Effort?", *Journal of Business and Economic Statistics*, 6, 145-159

## **N**

- Nagle, T.T., R.T. Holden (1995), "The Strategy and Tactics of Pricing", 2en ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Narasimhan, C. (1988), "Competitive Promotional Strategies", *Journal of Business*, 61(4), 427-449
- Narasimhan, C., S.A. Neslin, S.K. Ken (1996), "Promotional elasticities and category characteristics", *Journal of Marketing*, 60(2), 17-31
- Naylor, R.W., R. Raghunathan, S. Ramanathan (2006), "Promotions Spontaneously Induce a Positive Evaluative Response", *Journal of Consumer Psychology*, 16(3), 295-305
- Neslin, S.A., C. Henderson, J. Quelch (1985), "Consumer Promotions and the Acceleration of Product Purchases", *Marketing Science*, 4(2), 147-165

- Neslin, S.A. (2002), "Sales Promotion", Relevant Knowledge Series, Marketing Science Institute, Cambridge, MA
- Neslin, S.A., W. Shoemaker (1989), "An alternative explanation for lower repeat rates after promotion purchases", *Journal of Marketing Research*, 26(2), 205-213
- Nijs, V.R., G.M. Dekimpe, J.-B. Steenkamp, D.M. Hanssens (2001), "The Category-Demand Effects of Price Promotions", *Marketing Science*, 20(1), 1-22
- Nijs, V.R., S. Srinivasan, K. Pauwels (2007), "Retail-Price Drivers and Retailer Profits", *Marketing Science*, 26(4), 473-487

## **P**

- Papatla, P, L. Krishnamurthi (1996), "Measuring the Dynamic Effects of Promotions on Brand Choice", *Journal of Marketing Research*, 33(1), 20-35
- Pauwels, K. (2007), "How retailer and competitor decisions drive the long-term effectiveness of manufacturer promotions for fast moving consumer goods", *Journal of Retailing*, 83(3), 297-308
- Pauwels, K. (2004), "How Dynamic Consumer Response, Competitor Response, Company Support, and Company Inertia Shape Long-Term Marketing Effectiveness", *Marketing Science*, 23(4), 596-610
- Pauwels, K., I. Currim, M.G. Dekimpe, E. Ghysels, D.M. Hanssens, N. Mizik, P. Naik (2004), "Modeling Marketing Dynamics by Time Series Econometrics", *Marketing Letters* 15:4, 167-183
- Pauwels, K., D.M. Hanssens (2007), "Performance Regimes and Marketing Policy Shifts", *Marketing Science*, 26(3), 293-311
- Pauwels, K., D.M. Hanssens, S. Siddarth (2002), "The Long-Term Effects of Price Promotions on Category Incidence, Brand Choice, and Purchase Quantity", *Journal of Marketing Research*, Vol. XXXIX, 421-439
- Pauwels, K., J. Silva-Risso, S. Srinivasan, D.M. Hanssens (2004), "New Product, Sales Promotions, and Firm Value: The Case of the Automobile Industry", *Journal of Marketing*, 68, 142-156

- Pauwels, K., S. Srinivasan (2004), "Who Benefits from Store Brand Entry?", *Marketing Science*, 23(3), 364-390
- Perron, P. (1994), "Trend, Unit Root and Structural Change in Macro-economic Time Series" dans B. Bhaskara Rao (Ed.), *Cointegration for the Applied Economist*, 113-146, New York: St. Martin's Press
- Pesaran, M.H., Y. Shin, "Generalized Impulse Response Analysis in Linear Multivariate Models", *Economic Letters*, 58(1), 17-29
- Pesendorfer, M. (2002), "Retail sales: A study of pricing behavior in supermarkets", *Journal of Business*, 75(1), 33-66
- Pfeiffer, P.E. (2005), "The optimal ratio of acquisition and retention costs", *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 13(2), 179-188
- Pfeifer, P.E., R.L. Carraway (2000), "Modeling Customer Relationships as Markov Chains", *Journal of Interactive Marketing*, 14(2), 43-55

## **R**

- Rajagopal, R. Sanchez (2005), "Analysis of Customer Portfolio and Relationship Management Models: Bridging Managerial Dimensions", *Journal of Business and Industrial Marketing*, 20(6), 307-316
- Raju, J.S. (1992), "The effect of price promotions on variability in product category sales", *Marketing Science*, 11 (3), 207-220
- Raju, J., V. Srinivasan, R. Lal (1990), "The Effects of Brand Loyalty on Competitive Price Promotional Strategies", *Management Science*, 36, 276-304
- Ramaswamy, V. H. Gatignon, D.J. Reibstein (1994), "Competitive marketing behavior in industrial markets", *Journal of Marketing*, 58, 45-55
- Rao, R.C. (1990), "Pricing and Promotions in Asymmetric Duopolies", *Marketing Science*, 10, 131-144
- Rao, R.C., R.V. Arjunji, B.P.S. Murthi (1995), "Game Theory and Empirical Generalizations Concerning Competitive Promotions", *Marketing Science*, 14 (3), Part 2 of 2, G89-G100
- Ratchford, B.T. (1980), "The value of information for selected appliances", *Journal of Marketing Research*, 17 (1), 14-25

- Reichheld, F.F. (1996), "The loyalty effect: The hidden force behind growth, profits and lasting value", Harvard Business School Press, Boston.
- Reinartz, W.J., V. Kumar (2000), "On the Profitability of Long-Life Customers in a Noncontractual Setting: An Empirical Investigation and Implications for Marketing", *Journal of Marketing*, 64, 17-35
- Reinartz, W.J., V. Kumar (2003), "The Impact of Customer Relationship Characteristics on Profitable Lifetime Duration," *Journal of Marketing*, 67 (January), 77-79
- Reinartz, W.J., J.S. Thomas, V. Kumar (2005), "Balancing Acquisition and Retention Resources to Maximize Customer Profitability," *Journal of Marketing*, 69 (January), 63-79
- Rissanen, J. (1978), "Modeling by shortest data description", *Automatica*, 14, 465-471
- Rossi, P.E., R.E. McCulloch, G.M. Allenby (1996), "The Value of Purchase History Data in Target Marketing", *Marketing Science*, 15(4), 321-340
- Rothchild, M.L. (1987), "A Behavioral View of Promotion's Effects on Brand Loyalty", *Advances in Consumer Research*, 14(1), 119-120
- Rothchild, M.L., W.C. Gaidis (1981), "Behavioral Learning Theory: Its Relevance to Marketing and Promotions", *Journal of Marketing*, 45, 70-78
- Rust, R.T., K.N. Lemon, V.A. Zeithaml (2004), "Return on Marketing: Using Customer Equity to Focus Marketing Strategy", *Journal of Marketing*, 68, 109-127
- Ryals, L. (2002), "Measuring Risk and Returns in the Customer Portfolio", *Journal of Database Marketing*, 9(3), 219-227
- Ryals, L. (2005), "Making customer relationship management work: The measurement and profitable management of customer relationships", *Journal of Marketing*, 69, 252-261

## **S**

- Schmittlein, D., D. Morrison, R. Colombo (1987), "Counting Your Customers: Who They Are and What Will They Do Next?", *Management Science*, 33, 1-24
- Schmittlein, D., R.A. Peterson (1994), "Customer Base Analysis: An Industrial Purchase Process Application", *Marketing Science*, 13, 1, 41-67

- Schwarz, G. (1978), "Estimating the dimension of a model", *Annals of Statistics*, 6, 461-464
- Schweidel, D.A., P.S. Fader, E.T. Bradlow (2008), "A Bivariate Timing Model of Customer Acquisition and Retention", *Marketing Science*, 27(5), 829-843
- Scott, C. (1976), "The Effects of Trial and Incentives on Repeat Purchase Behaviour", *Journal of Marketing Research*, 13, 263-274
- Singh, S., S. Borle, D.C. Jain (2009), "A Generalized Framework for Estimating Customer Lifetime Value When Customer Lifetime Are Not Observed", *Quantitative Marketing and Economics*, 7, 2, 181-205
- Slotegraaf, R.J., K. Pauwels (2008), "The Impact of Brand Equity and Innovation on the Long-Term Effectiveness of Promotions", *Journal of Marketing Research*, XLV, 293-306
- Srinivasan, S., F.M. Bass (2000), "Cointegration Analysis of Brand and Category Sales: Stationarity and Long-run Equilibrium in Market Shares", *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 16, 159-177
- Srinivasan, S., K. Pauwels, D.M. Hanssens, M.G. Dekimpe (2004), "Do Promotions Benefit Manufacturers, Retailers, or Both?", *Management Science*, 50(2), 617-629
- Srinivasan, S., K. Pauwels, V.R. Nijs (2003), "Disentangling the drivers of retail price setting and their financial consequences", Working Paper, Tuck School of Business, Dartmouth
- Srinivasan, S., P.T.L. Popkowski Leszczyc, F.M. Bass (2000), "Market Share Response and Competitive Interaction: The Impact of Temporary, Permanent and Structural Changes in Prices", *International Journal of Research in Marketing*, 17(4), 281-305
- Stauss, B., C. Friege (1999), "Regaining Service Customers", *Journal of Service Research*, 1(4), 347-361
- Steenkamp, J.-B., V.R. Nijs, D.M. Hanssens, M.G. Dekimpe (2005), "Competitive Reactions to Advertising and Promotion Attacks", *Marketing Science*, 24(1), 35-54
- Stigler, G.J. (1987), "The theory of price", New York: MacMillan
- Storbacka, K. (1997), "Segmentation Based on Customer Profitability: Retrospective Analysis of Retail Bank Customer Bases", *Journal of Marketing Management*, 13(5), 479-492

## **T**

- Tanner, M.A., W.H. Wong (1987), "The calculation of posterior distributions by data augmentation", *Journal of the American Statistical Association*, 82, 528-550
- Terho, H., A. Halinen (2007), "Customer Portfolio Analysis Practices in Different Exchange Contexts", *Journal of Business Research*, 60(7), 720-730
- Thaler, R. (1985), "Mental Accounting and Consumer Choice", *Marketing Science*, 4(3), 199-214
- Thomas J.S. (2001), "A Methodology for Linking Customer Acquisition to Customer Retention", *Journal of Marketing Research*, 38, 262-268
- Thomas, J.S., R.C. Blattberg, E.J. Fox (2004), "Recapturing Lost Customers", *Journal of Marketing Research*, 41 (1), 31-45
- Tsiros, M. (2009), "Releasing the Regret Lock: Consumer Response to New Alternative After a Sale", *Journal of Consumer Research*, 35, 1039-1059
- Tsiros, M., D.M. Hardesty (2010), "Ending a Price Promotion: Retracting It in One Step or Phasing It Out Gradually", *Journal of Marketing*, 74, 49-64

## **V**

- van Bruggen, G.H., A. Smidts, B. Wierenga (1998), "Improving decision making by means of a marketing decision support system", *Management Science*, 44(5), 645-658
- van Dyk, D.A., X.L. Meng (2001), "The Art of Data Augmentation", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 10(1), 1-50
- van Heerde, H.J., S. Gupta, D.R. Wittink (2003), "Is 75% of the Sales Promotion Bump Due to Brand Switching? No, Only 33% Is", *Journal of Marketing Research*, Vol. XL, 481-491
- van Heerde, H.J., P.S.H. Leeflang, D.R. Wittink (2000), "The estimation of pre- and postpromotion dips with store-level scanner data", *Journal of Marketing Research*, 37, 383-395
- Varian, H.R. (1981), "A Model of Sales", *American Economic Review*, 70(4), 651-659

- Venkatesan, R., V. Kumar (2004), "A Customer Lifetime Value Framework for Customer Selection and Resource Allocation Strategy", *Journal of Marketing*, 68, 106-125
- Vilcassim, N.J., D.C. Jain (1991), "Modeling Purchase Timing and Brand-Switching Behavior Incorporating Explanatory Variables and Unobserved Heterogeneity", *Journal of Marketing Research*, 28, 29-41
- Villanueva, J., P. Bhardwaj, Y. Chen, S. Balasubramanian (2006), "Managing customer relationships: Should managers focus on the long term?", Working Paper, University of California, Los Angeles
- Villanueva, J., D. M. Hanssens (2007), "Customer Equity: Measurement, Management and Research Opportunities", *Foundations and Trends in Marketing*, 1(1), 1-95
- Villanueva, J., S. Yoo, D.M. Hanssens (2008), "The Impact of Marketing-Induced Versus Word-of-Mouth Customer Acquisition on Customer Equity Growth", *Journal of Marketing Research*, XLV, 48-59

## **W**

- Wansink, B., R. Deshpandé (1994), "Out of Sight, Out of Mind: Pantry Stockpiling and Brand-Usage Frequency", *Marketing Letters*, 5, 91-100
- Wansink, B., R.J. Kent, S.J. Hoch (1998), "An anchoring and adjustment model of purchase quantity decision", *Journal of Marketing Research*, 35, 71-81
- Wathieu, L., B.J. Bronnenberg (1996), "Do Promotions Advertise Lower Price Brands?", *Marketing Working Papers Series MKTG 96.068*
- Wedel, M., W.A. Kamakura (2000), "Market segmentation: Conceptual and methodological foundation" (2<sup>nd</sup> edition), Boston, MA: Kluwer Academic Publishers
- Wiesel, T., B. Skiera (2004), "Enterprise valuation by using customer lifetime values", Working Paper
- Winer, R.S. (1986), "A Reference Price Model of Brand Choice for Frequently Purchased Products", *Journal of Consumer Research*, 13, 250-256
- Wübben, M., F. v. Wangenheim (2008), "Instant Customer Base Analysis: Managerial Heuristics Often "Get It Right"", *Journal of Marketing*, 72 (3), 82-93



**Y**

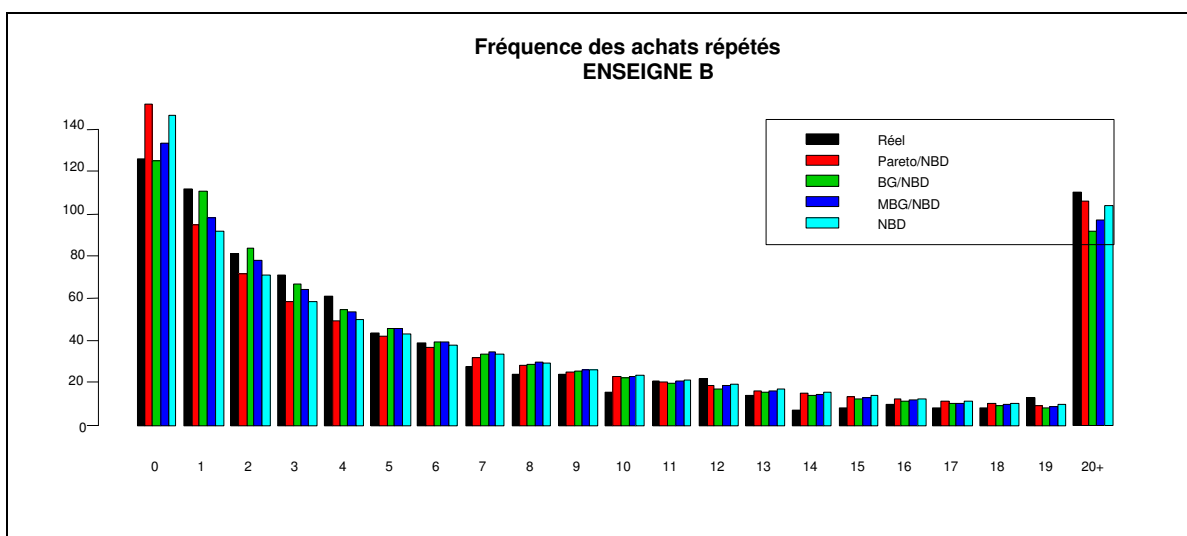
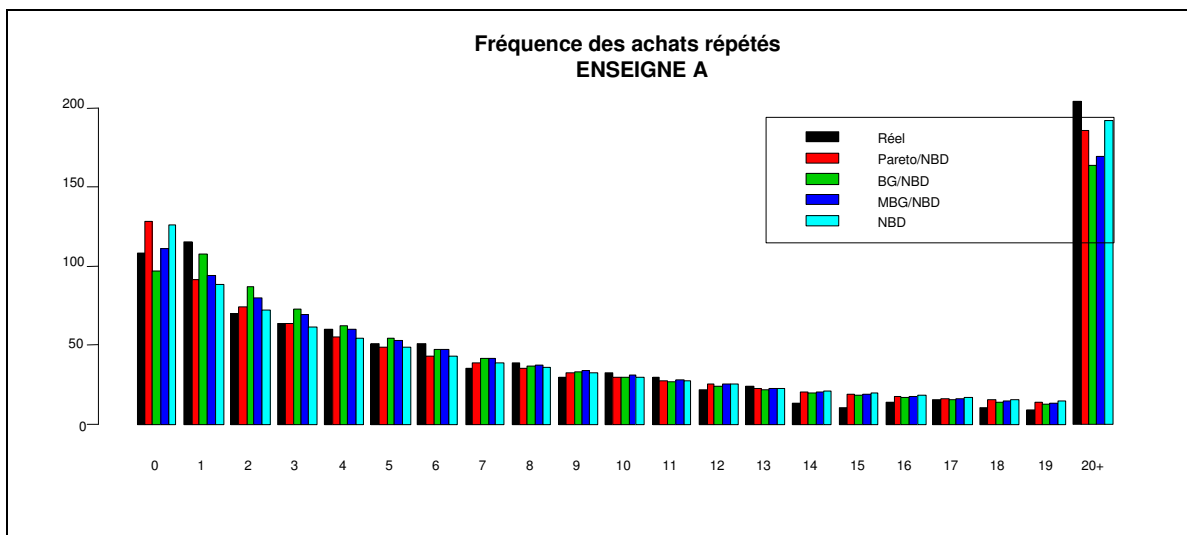
- Yoo, S., D.M. Hanssens (2005), "Modeling the sales and customer equity effects of the marketing mix", Working Paper
- Yoo, S., D.M. Hanssens (2008), "Measuring Marketing Effects on Customer Equity for Frequently Purchased Brands", Working Paper

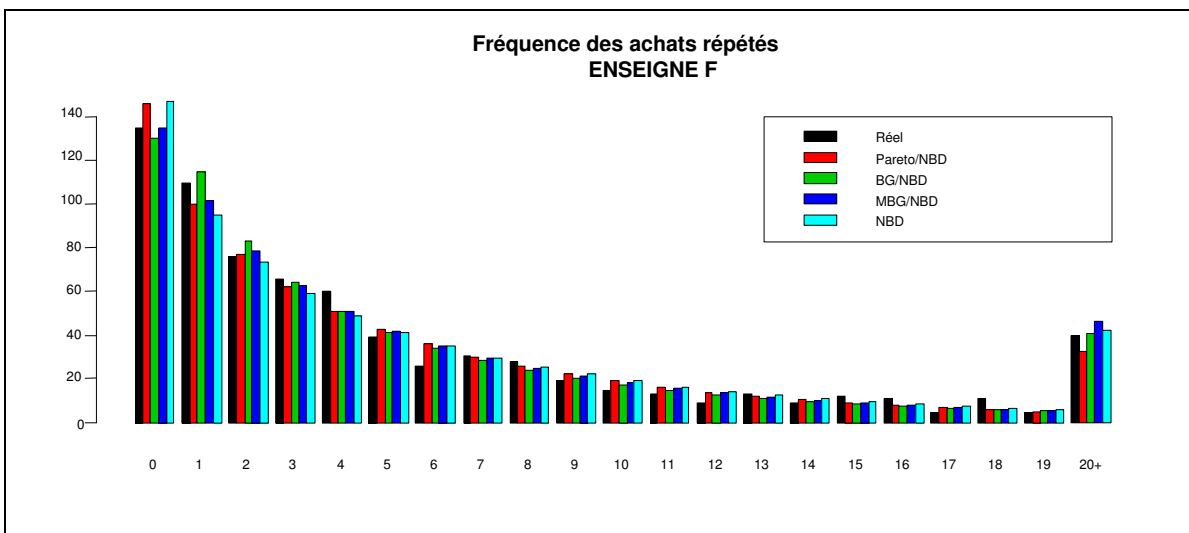
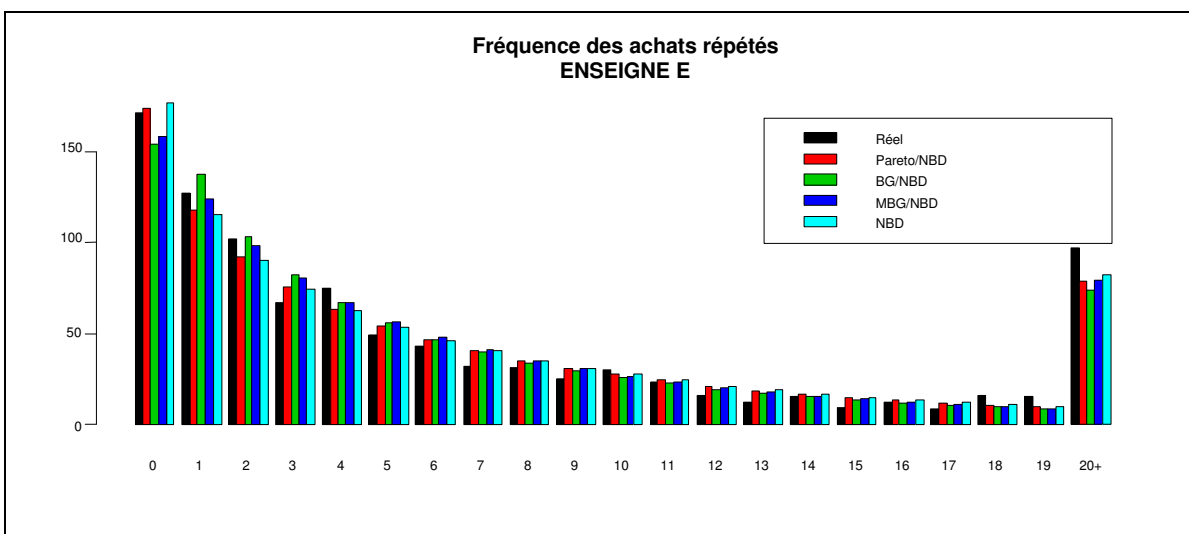
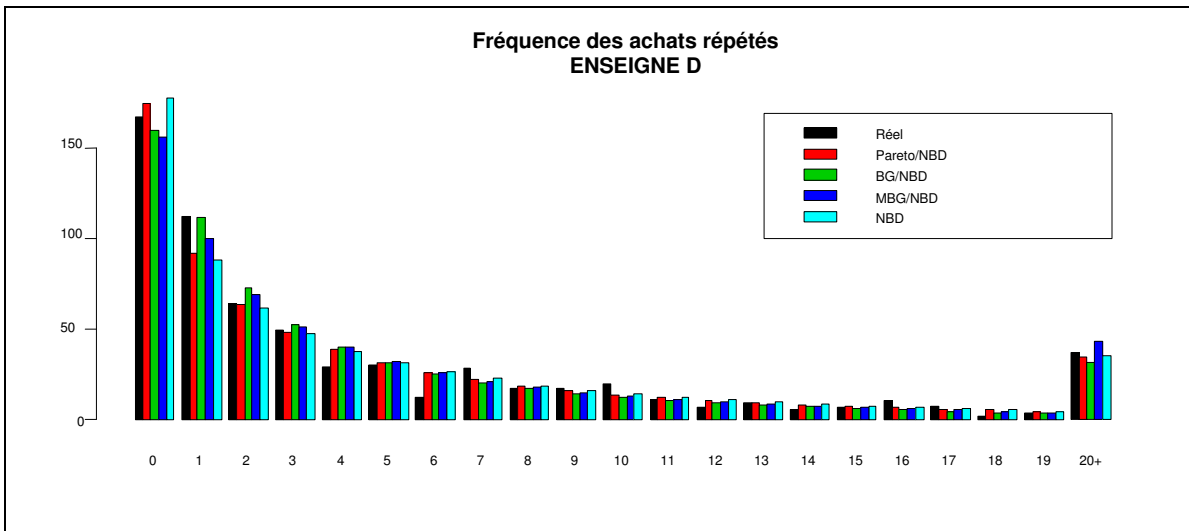
**Z**

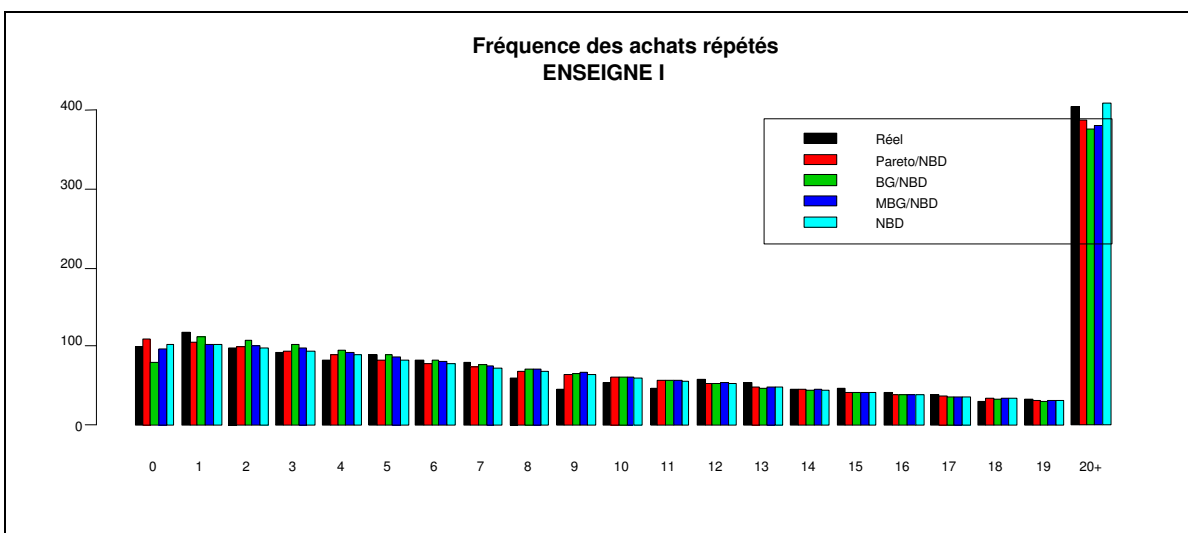
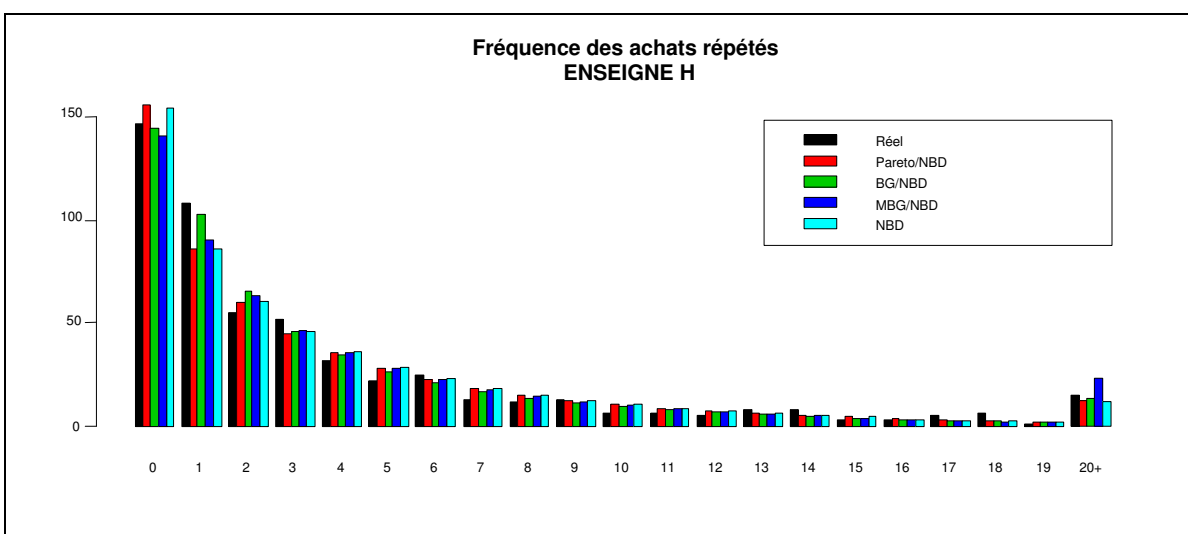
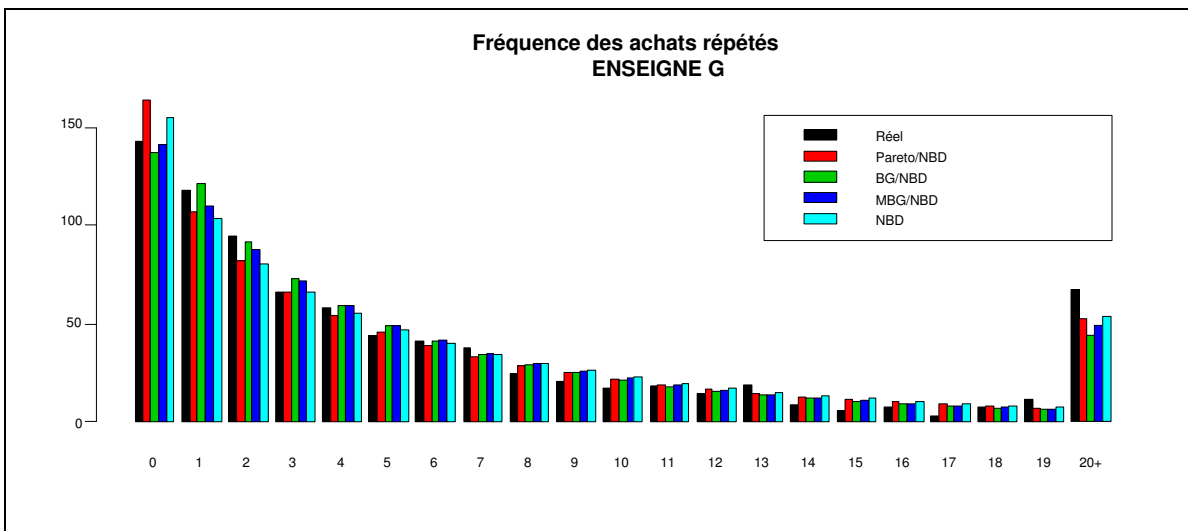
- Zeithaml, V.A. (2000), "Service Quality, Profitability, and the Economic Worth of Customers: What We Know and What We Need to Learn", *Journal of the Academy of Marketing Science*, 28(1), 67-85
- Zenor, M.J. (1994), "The profit benefits of category management", *Journal of Marketing Research*, 31, 202-213
- Zenor, M.J., B.J. Bronnenberg, L. McAlister (1998), "The impact of marketing policy on promotional price elasticities and baseline sales" MSI Working Paper Series, Report No. 98-103, Cambridge, MA.
- Zhang, J., M. Wedel (2009), "The Effectiveness of Customized Promotions in Online and Offline Stores", *Journal of Marketing Research*, XLVI, 190-206
- Zitzlsperger D.F.S, T. Robbert, S. Roth (2007) Forecasting Customer Buying Behaviour. The impact of "one-time buyer", dans: Proceedings of the ANZMAC Conference, University of Otago, Dunedin, New Zealand, 3-5 Décembre.
- Zivot, E., D.K.W. Andrews (1992), "Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock and the Unit Root Hypothesis", *Journal of Business and Economic Statistics*, 10(3), 251-270
- Zolkiewski, J., P. Turnbull (2002), "Do Relationship Portfolios and Networks Provide the Key to Successful Relationship Management?", *Journal of Business and Industrial Marketing*, 17(7), 575-597

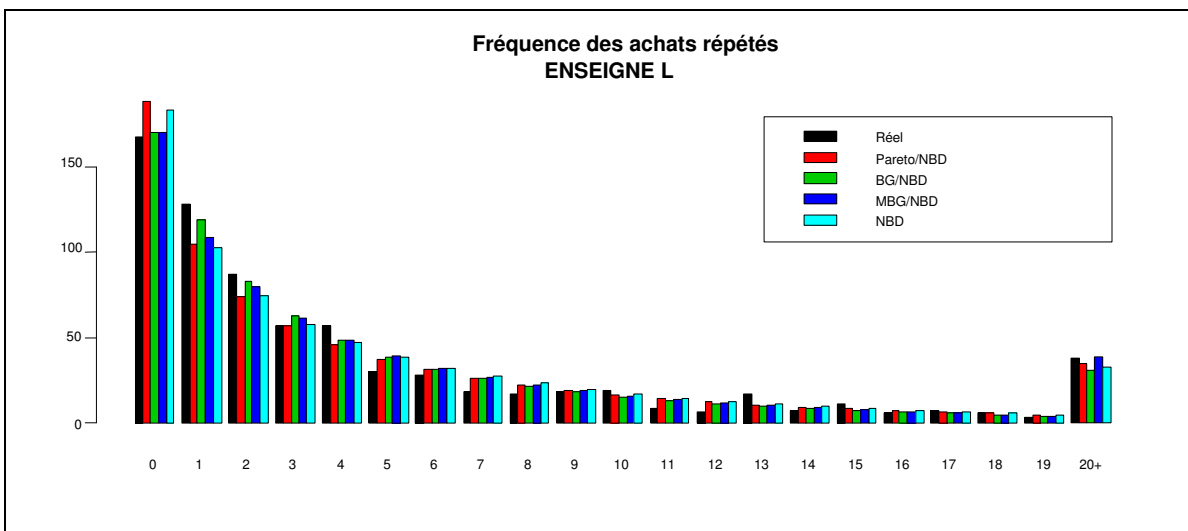
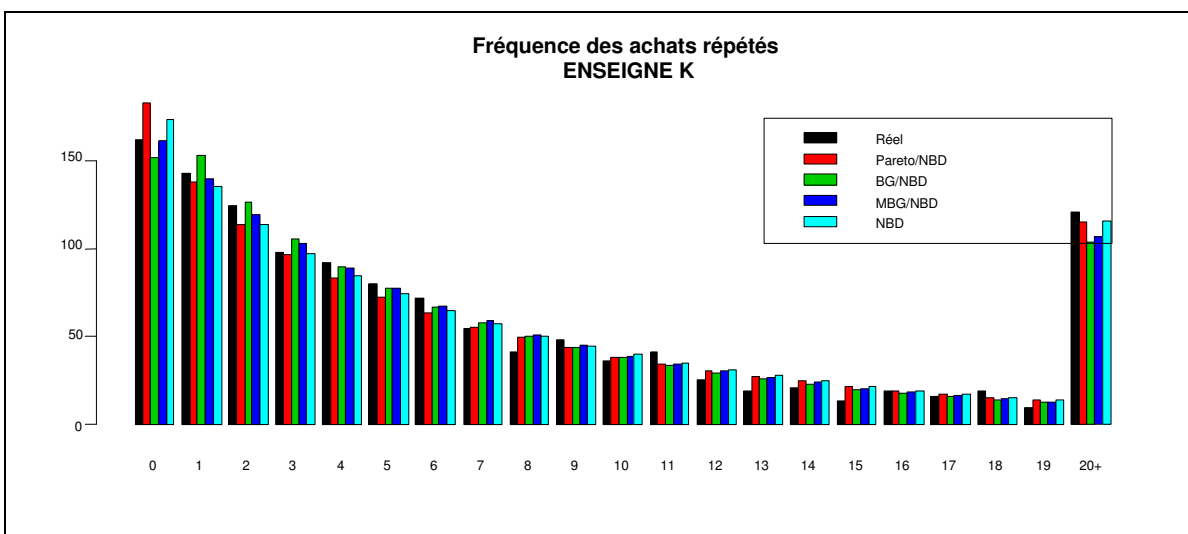
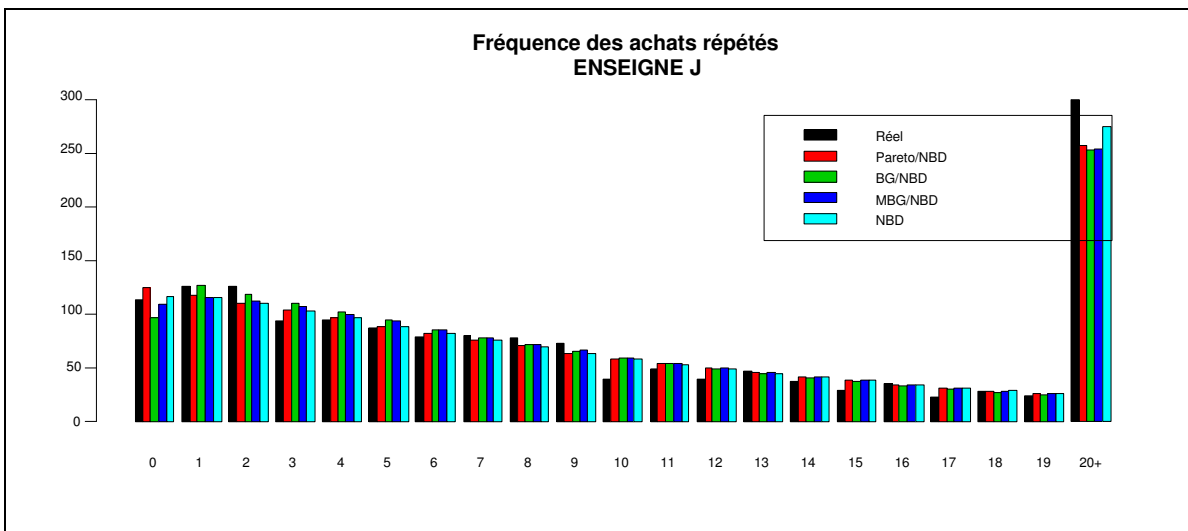
# ANNEXES

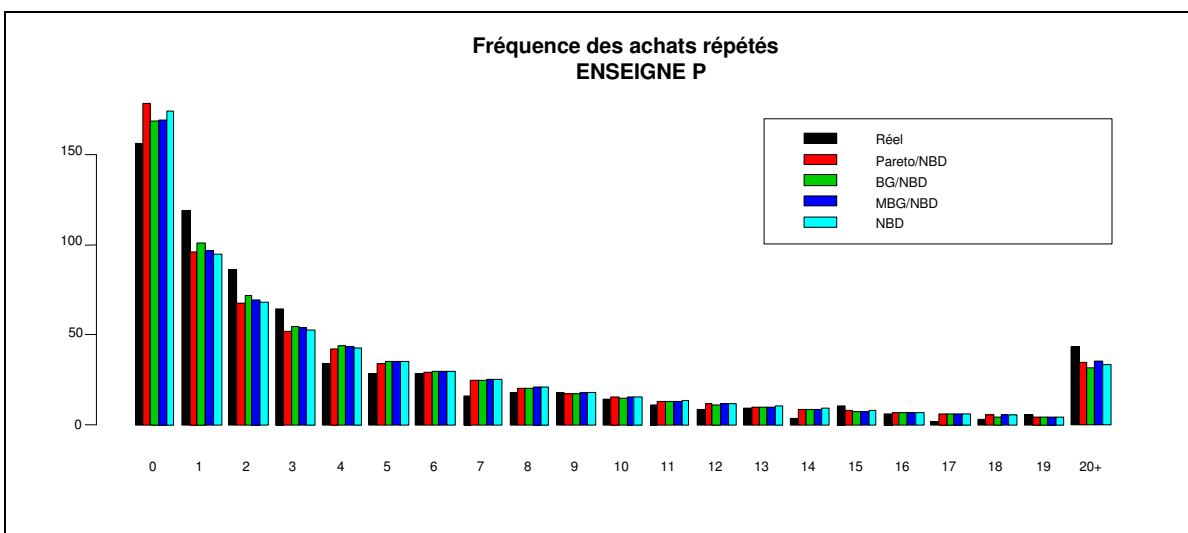
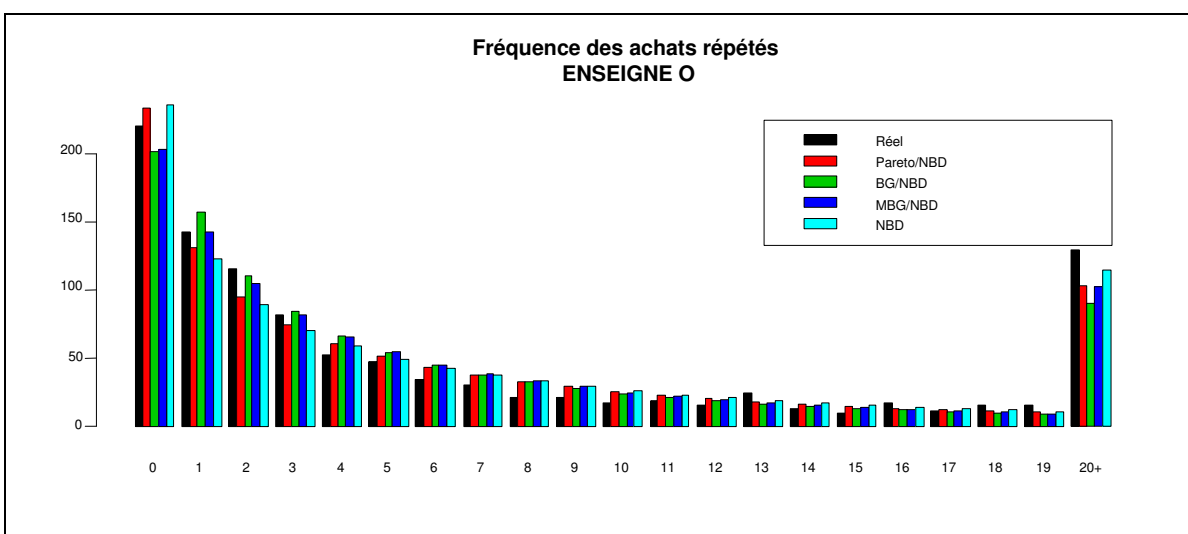
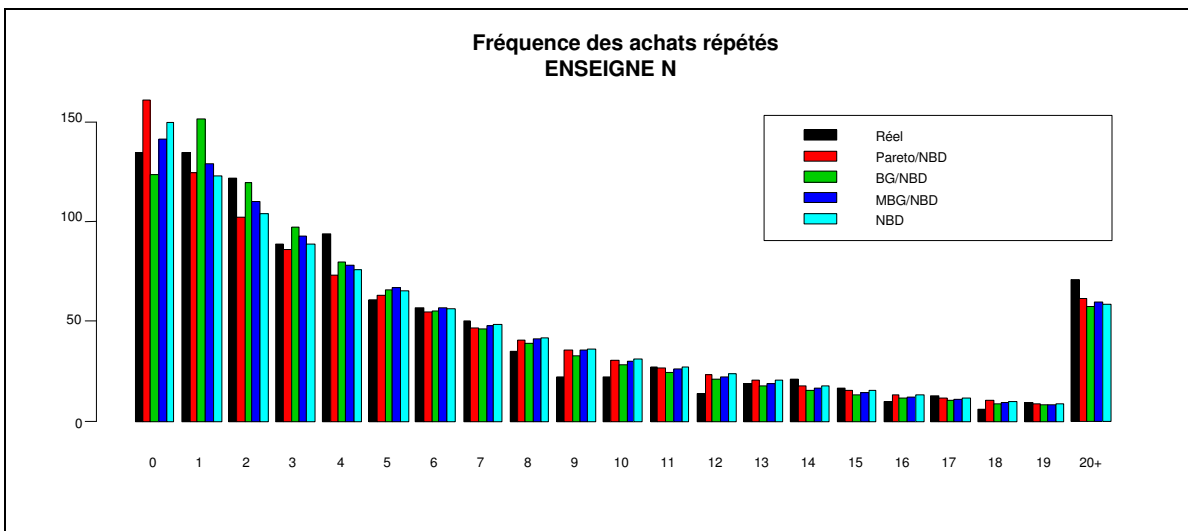
## ANNEXE 1 – Qualité d’ajustement des modèles probabilistes – Estimations alternatives des achats répétés

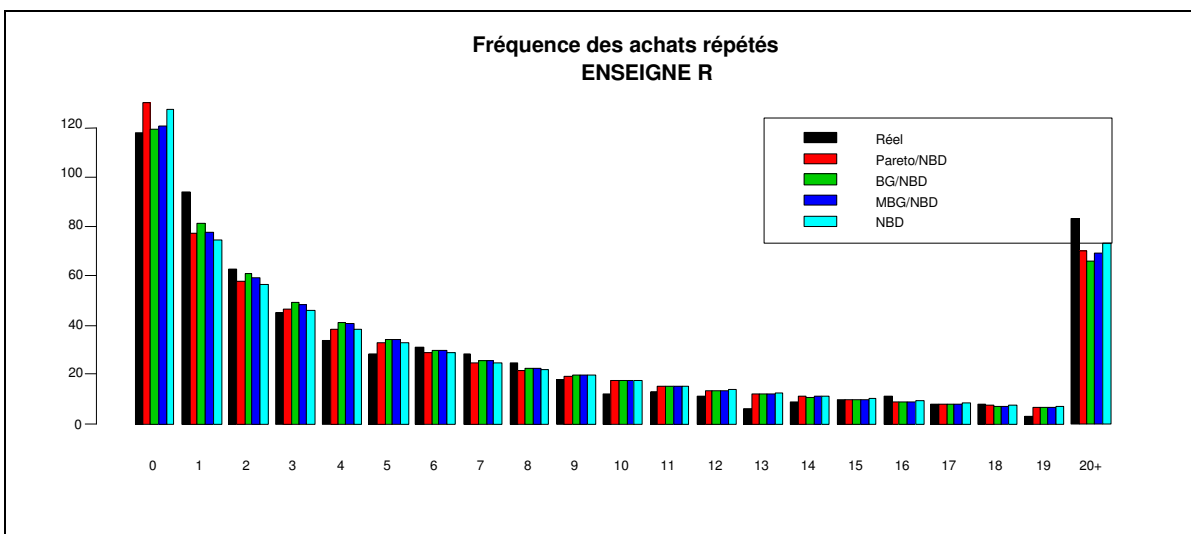
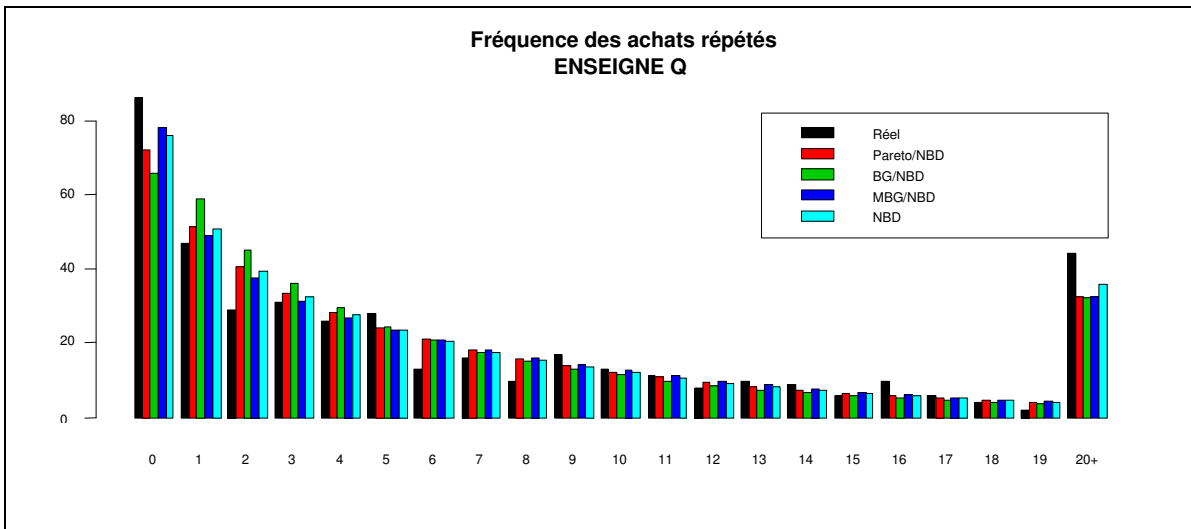




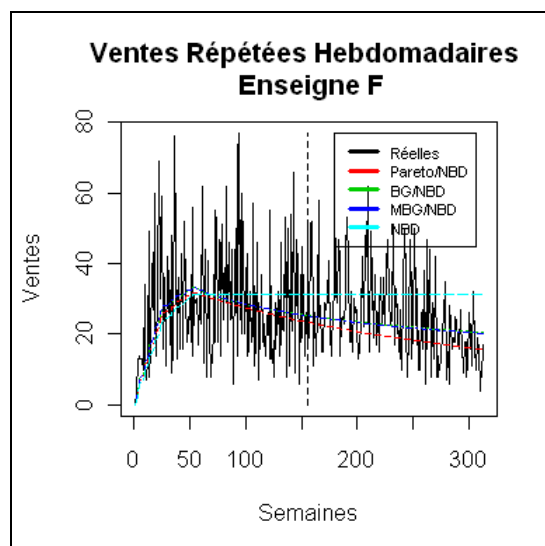
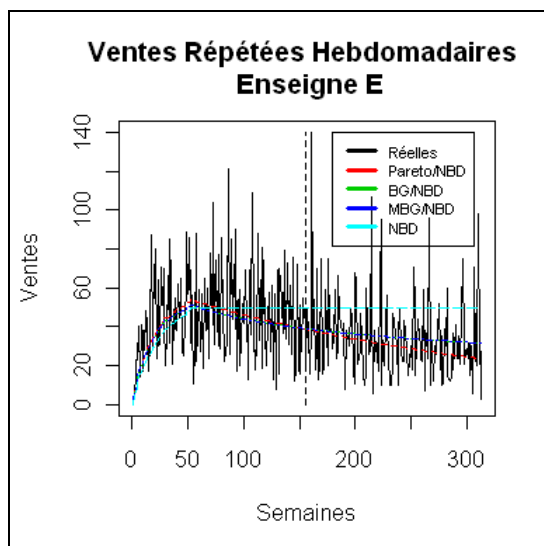
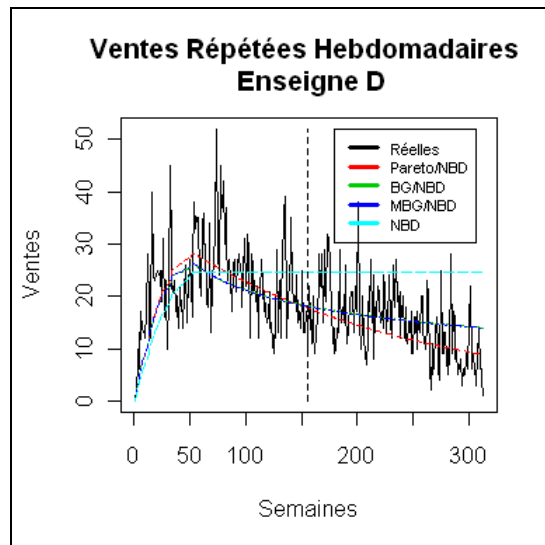
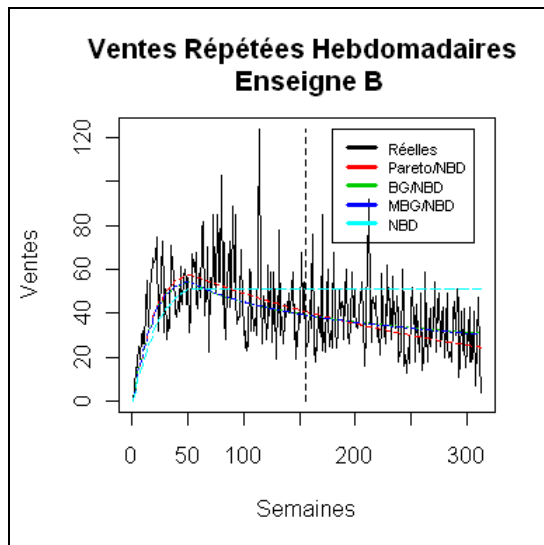




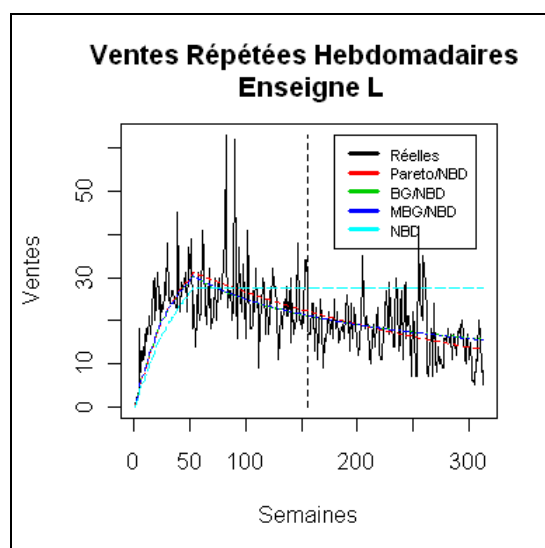
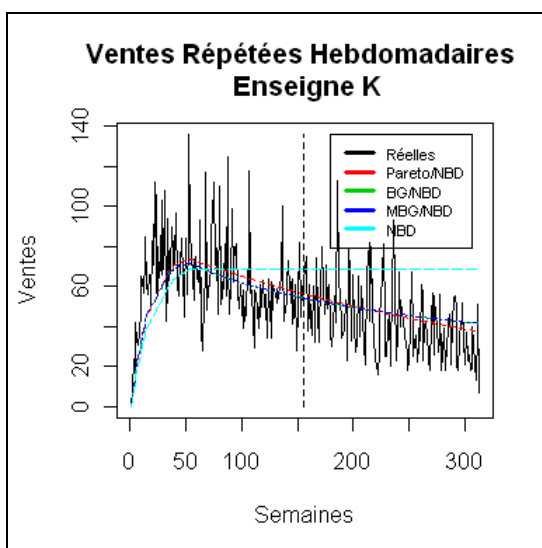
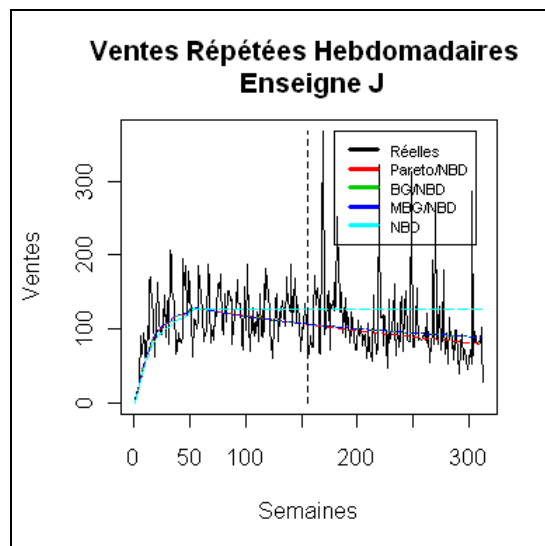
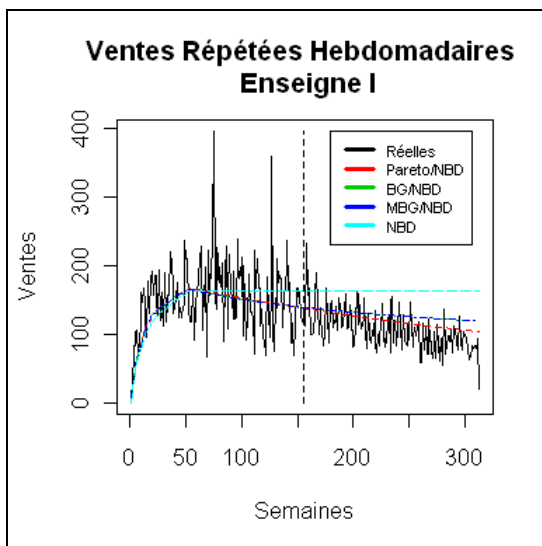
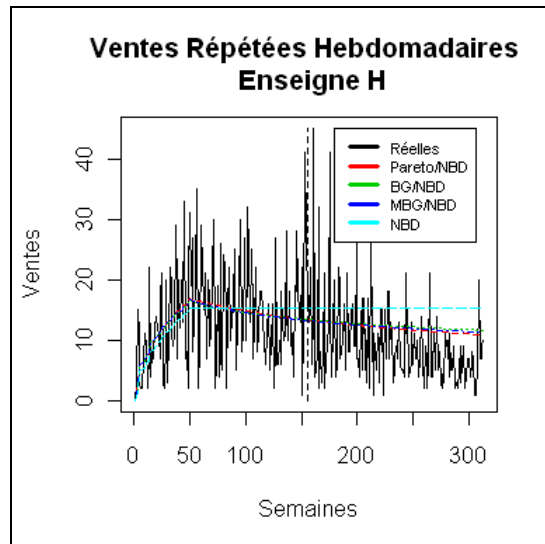
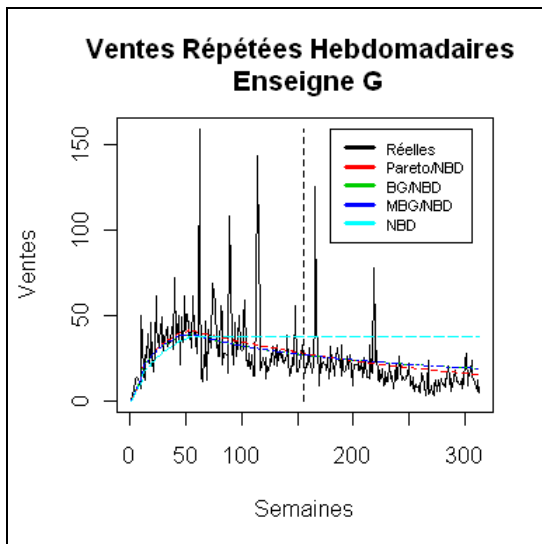


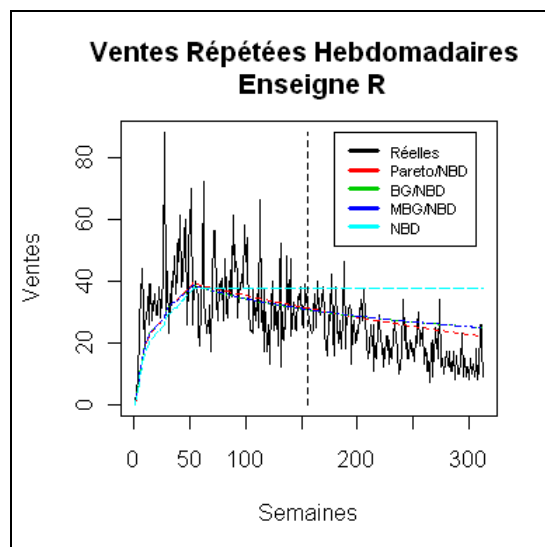
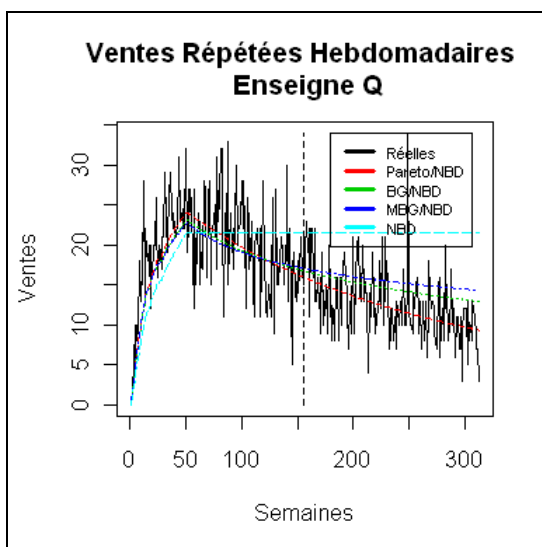
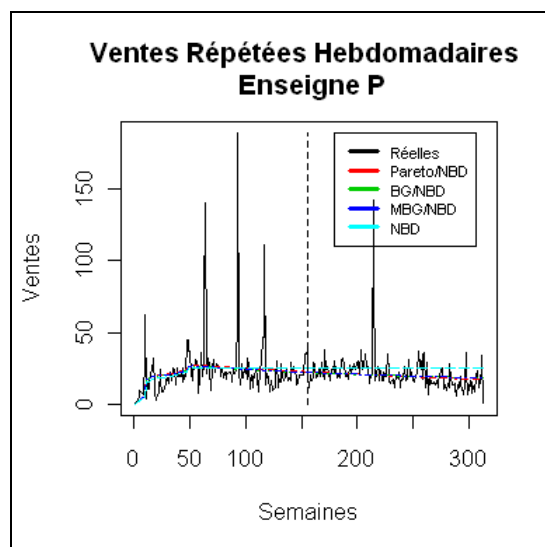
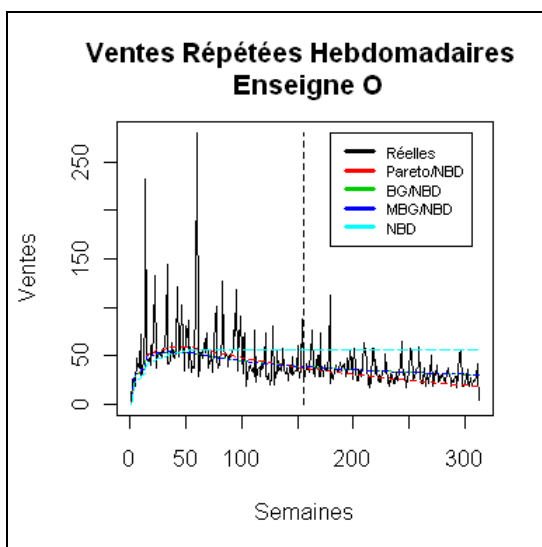
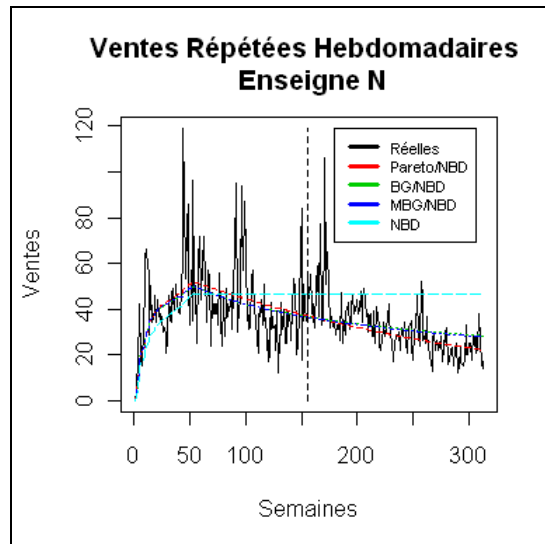
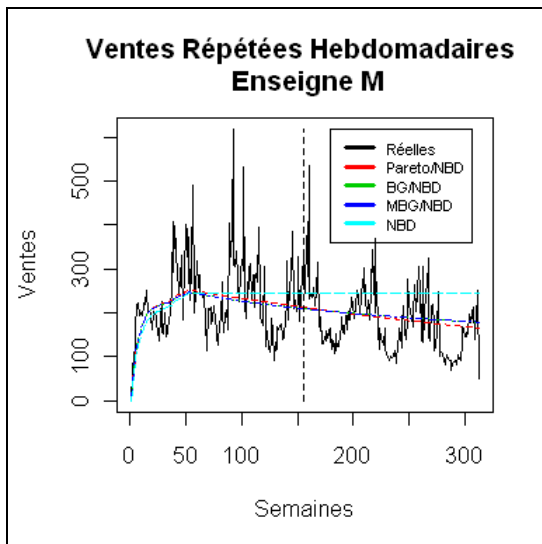


## ANNEXE 2 – Validité prédictive des modèles probabilistes – Estimations alternatives des ventes répétées simples

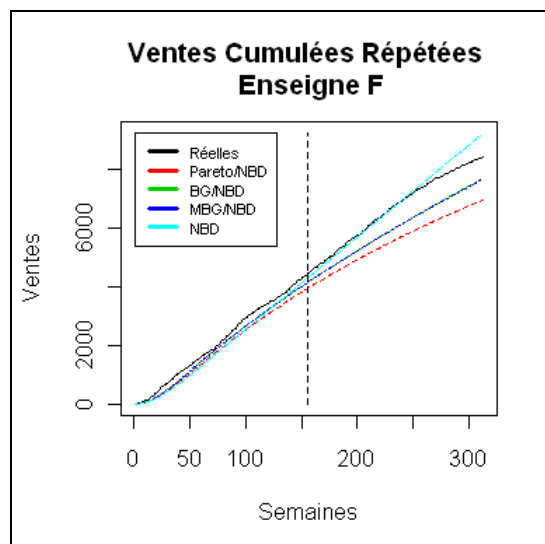
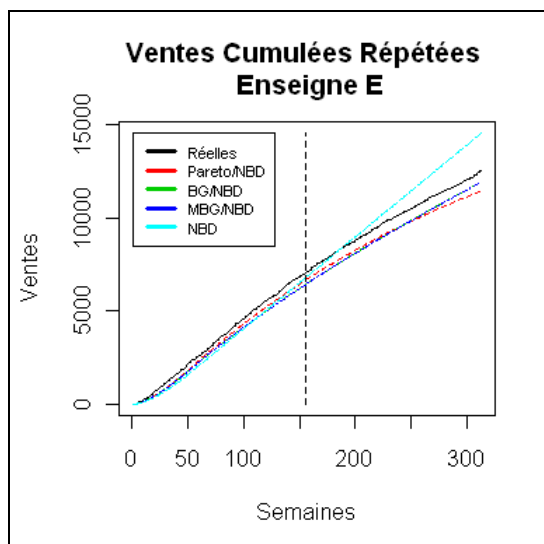
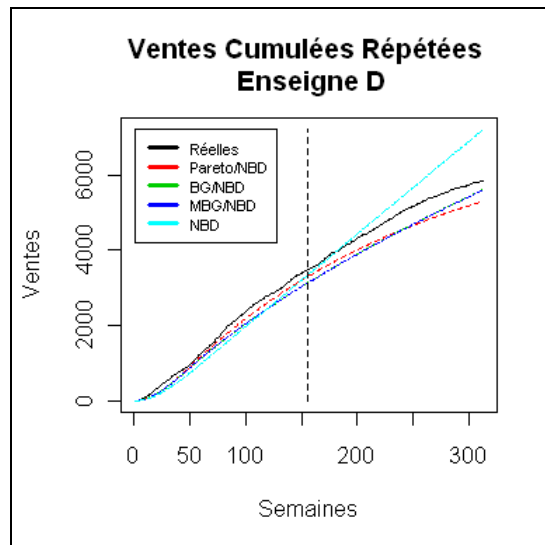
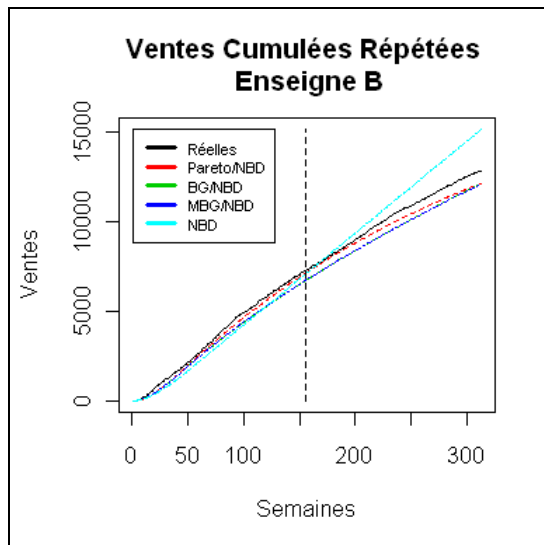


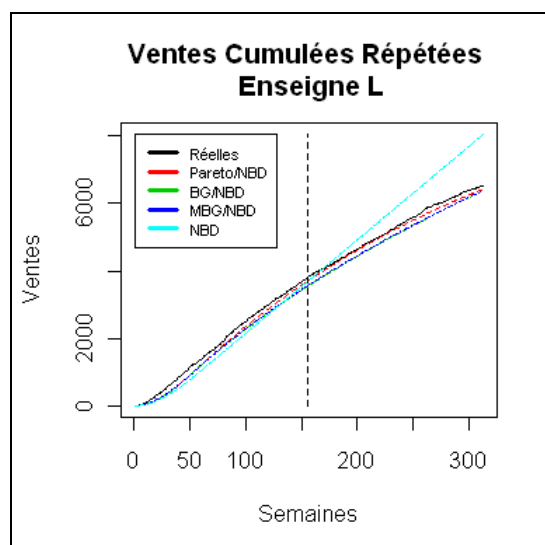
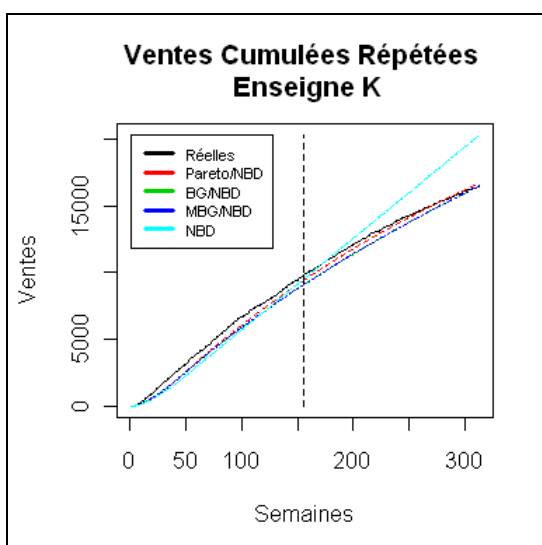
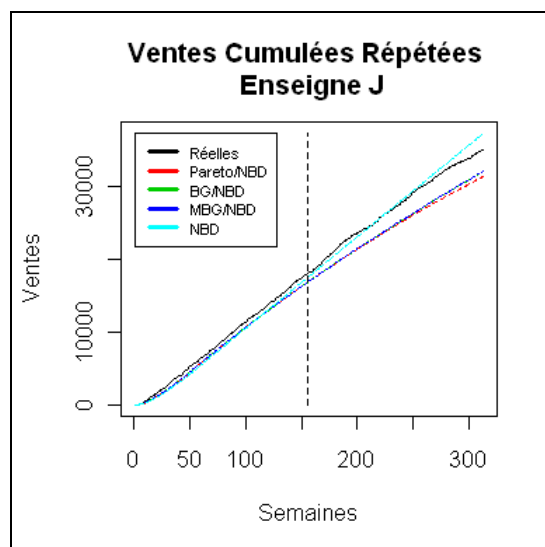
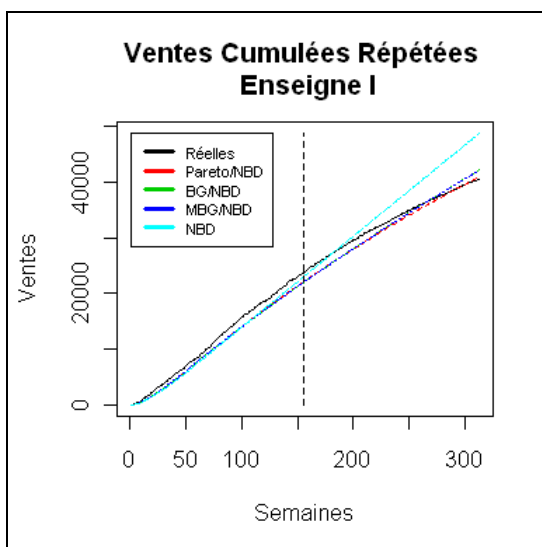
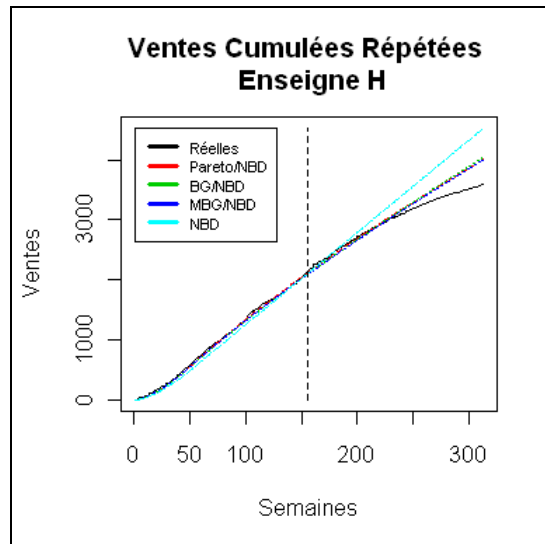
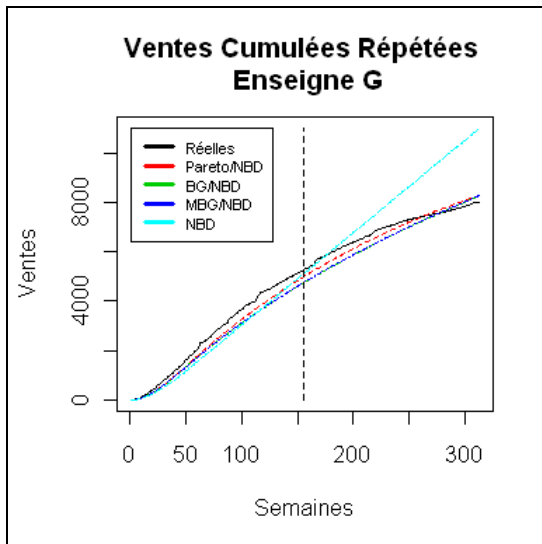


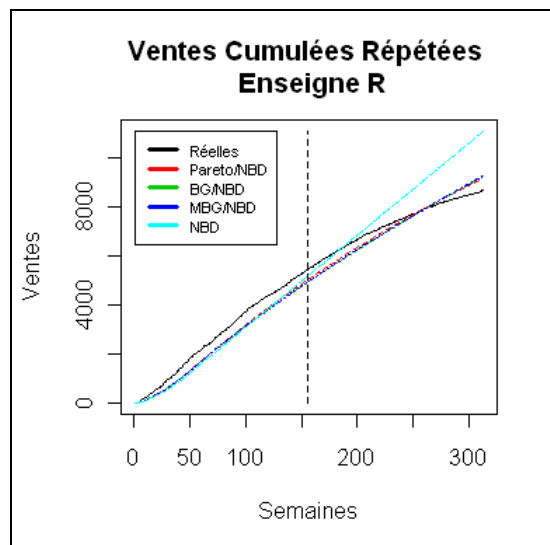
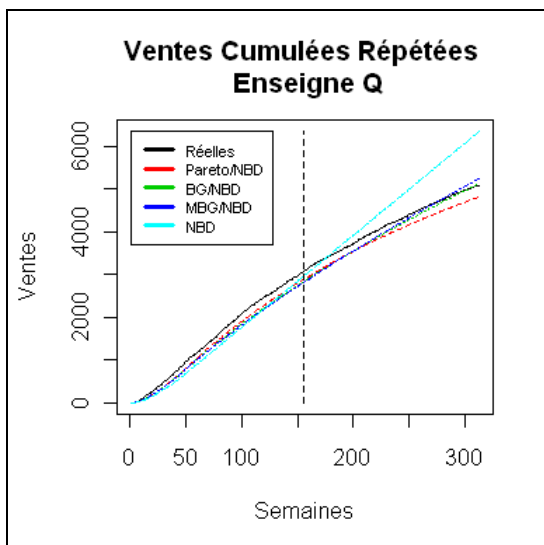
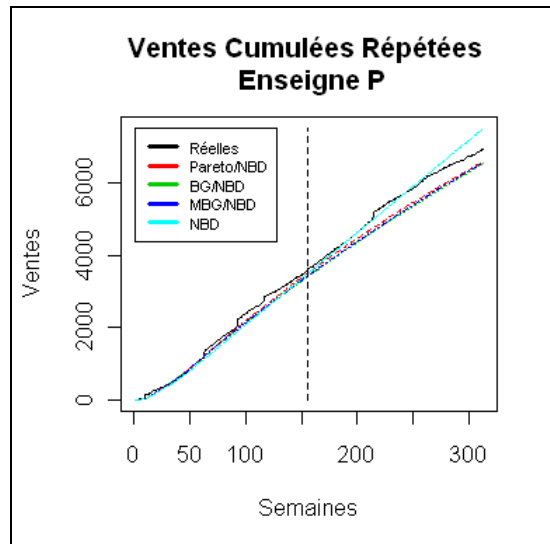
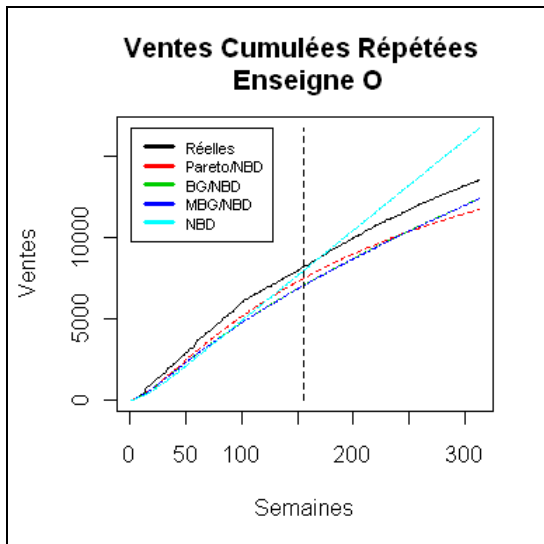
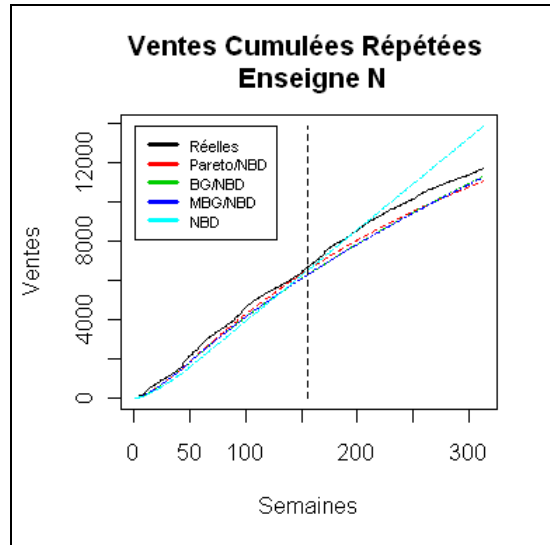
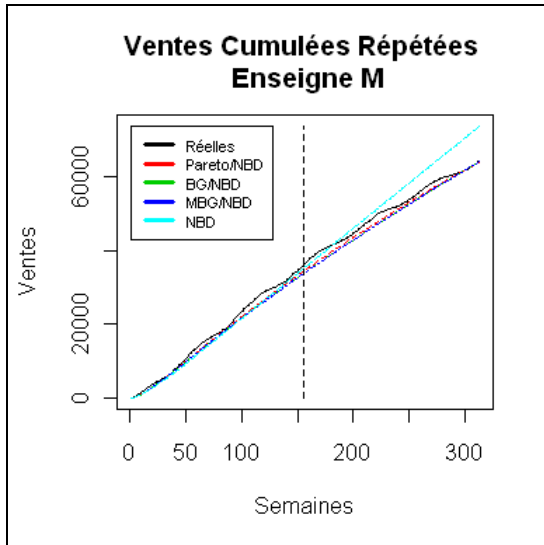




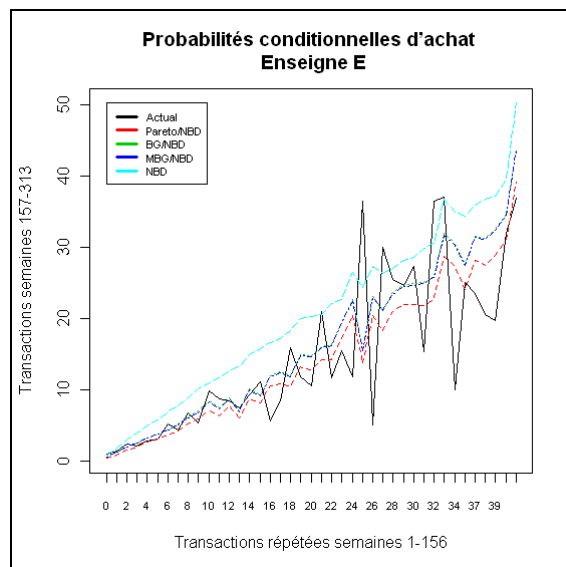
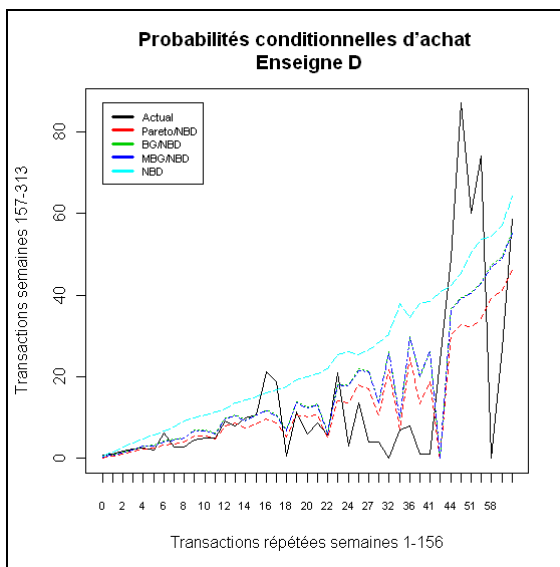
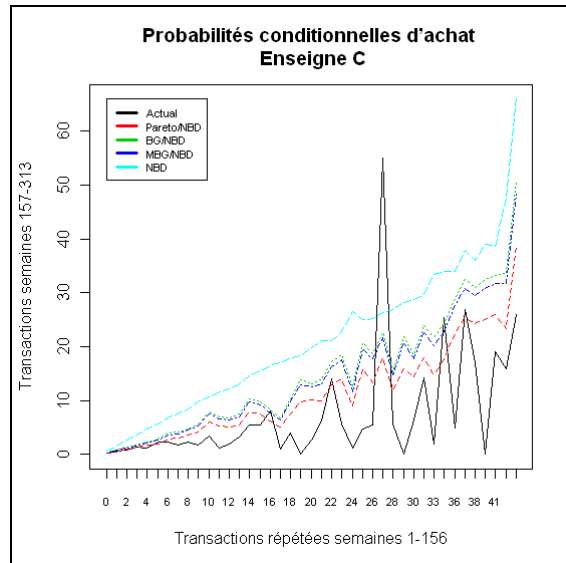
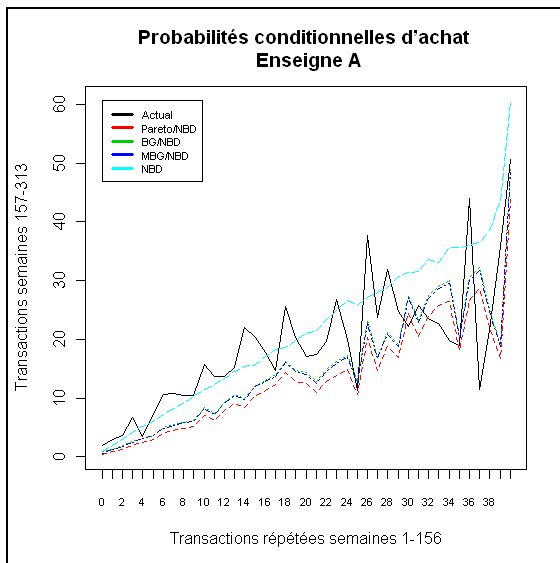
### ANNEXE 3 – Validité prédictive des modèles probabilistes – Estimations alternatives des ventes répétées cumulées

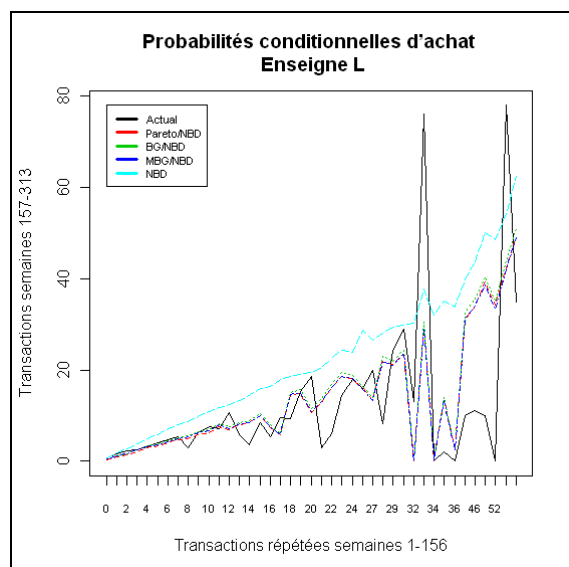
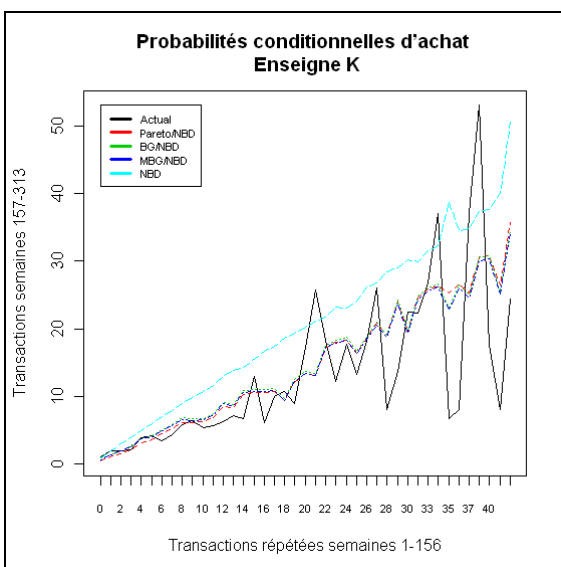
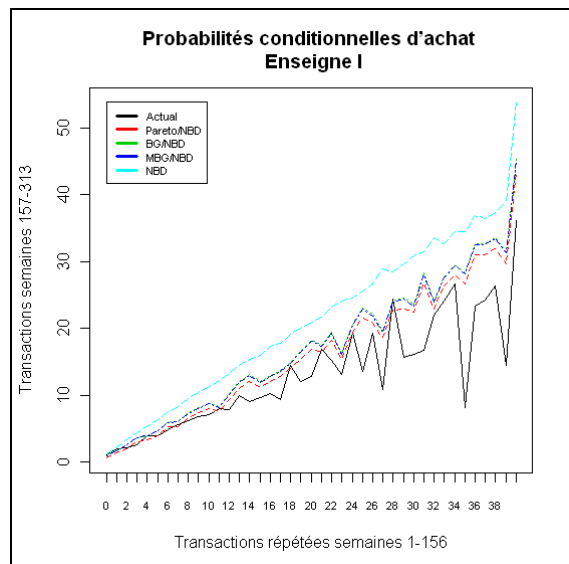
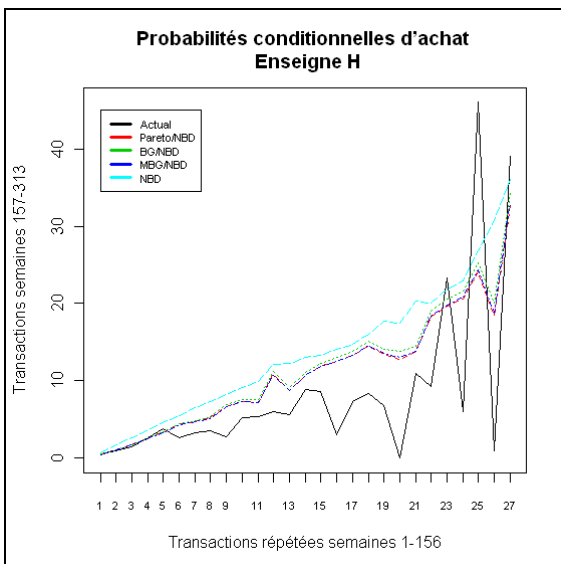
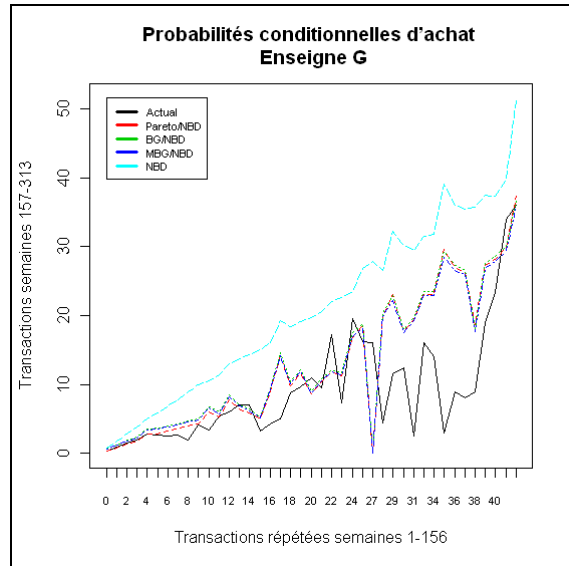
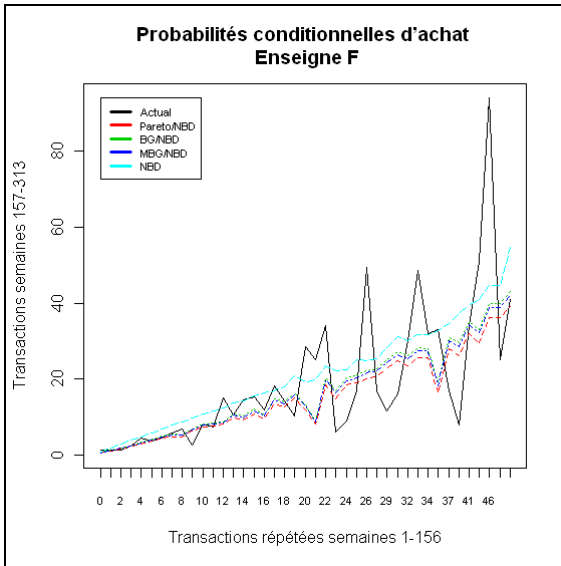


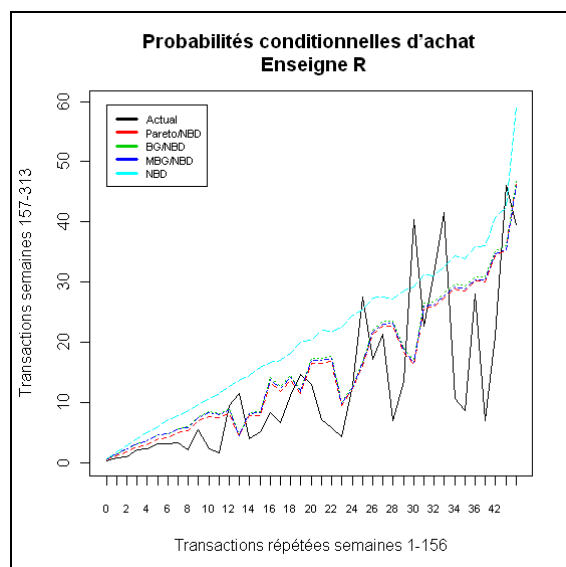
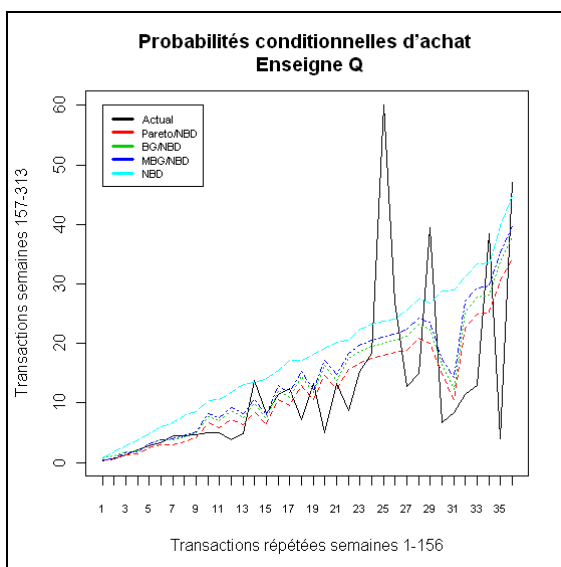
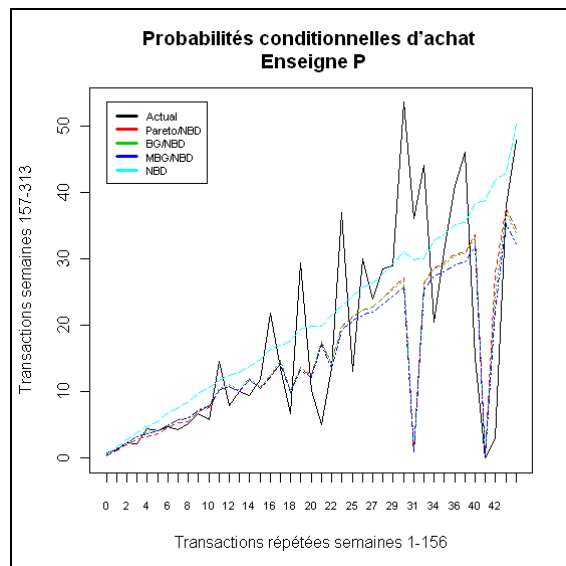
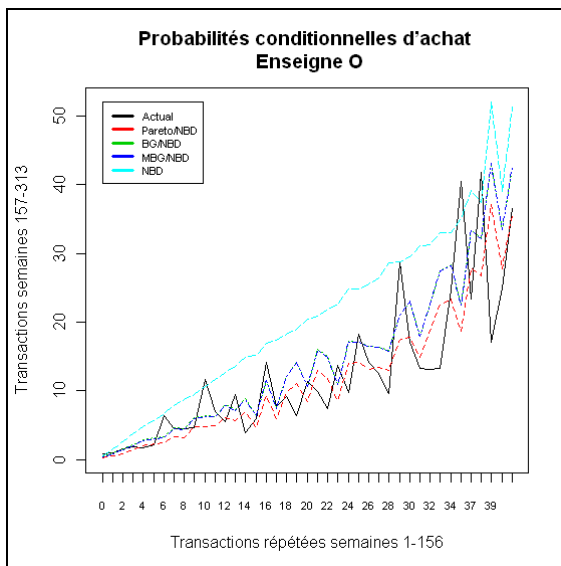
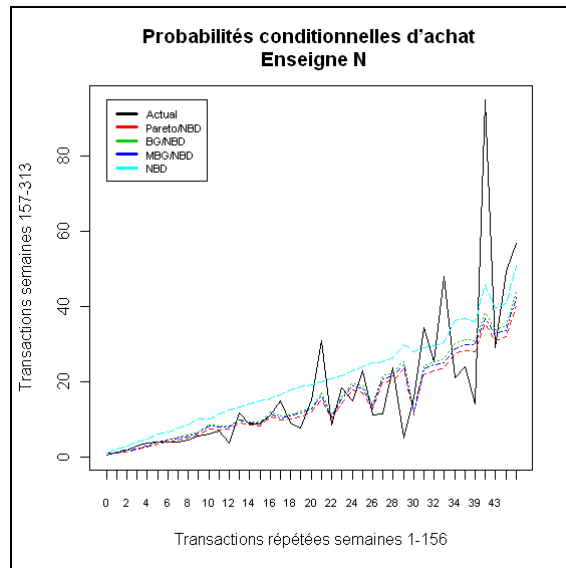
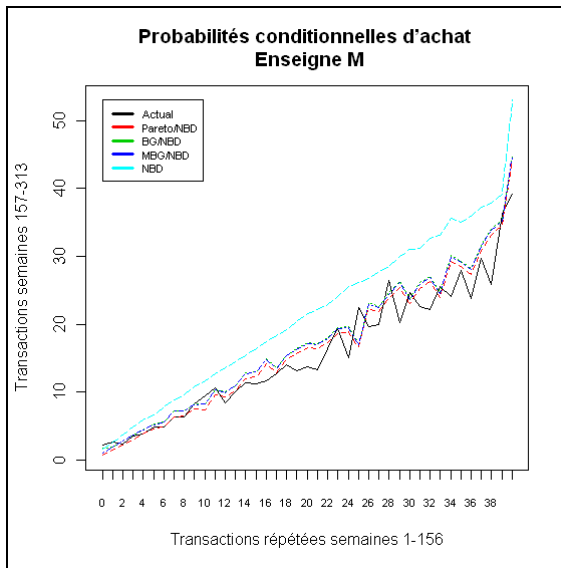




## ANNEXE 4 – Validité prédictive des modèles probabilistes – Estimations alternatives des probabilités conditionnelles d'achat

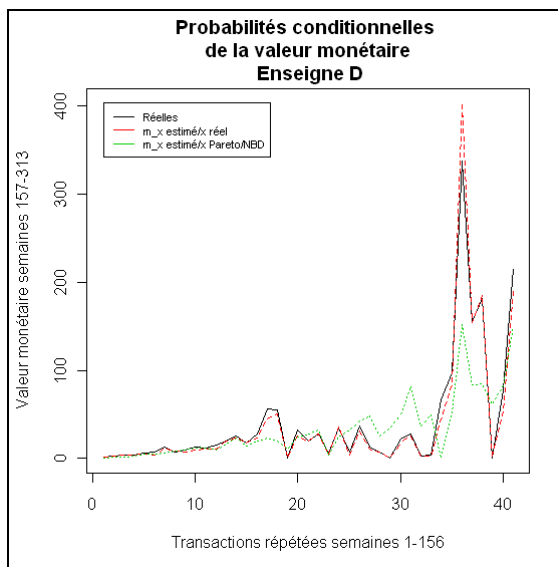
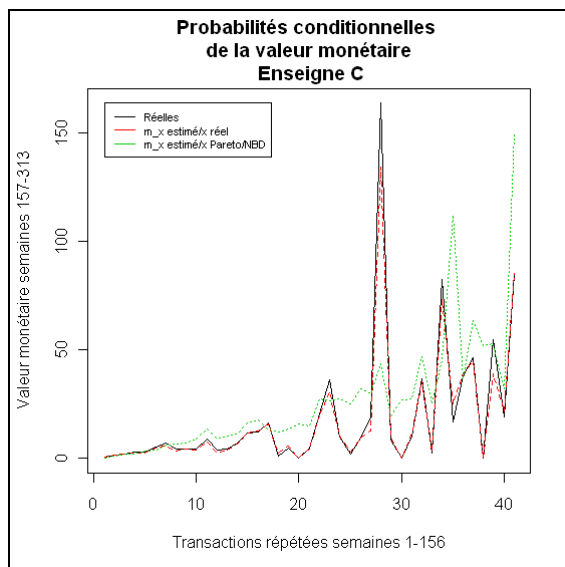
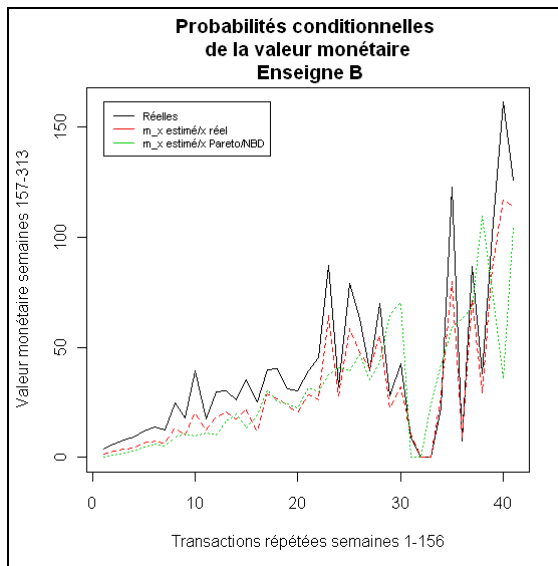
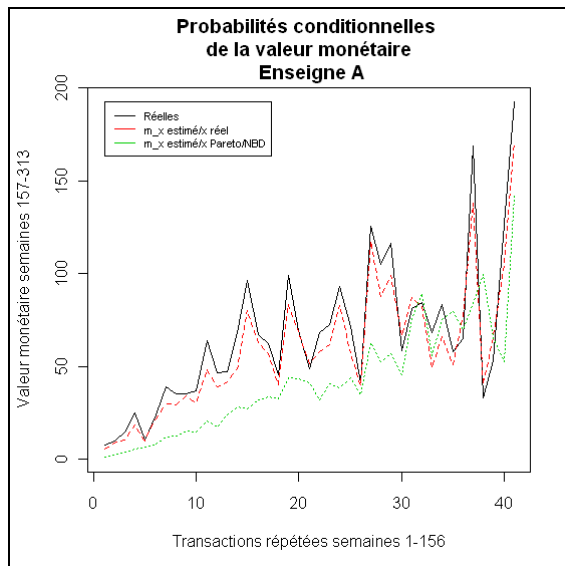


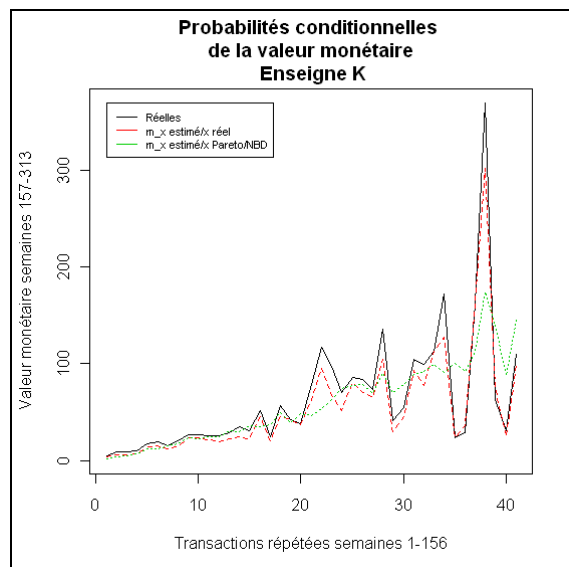
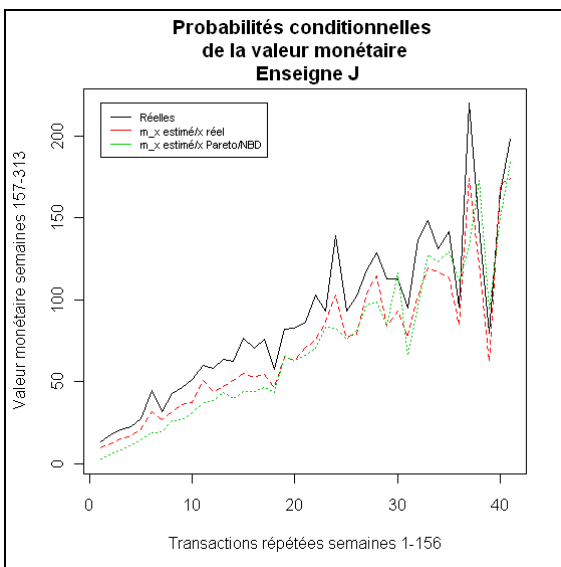
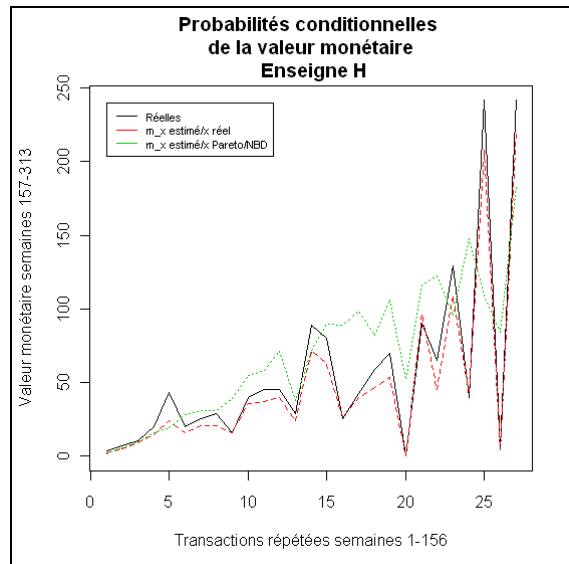
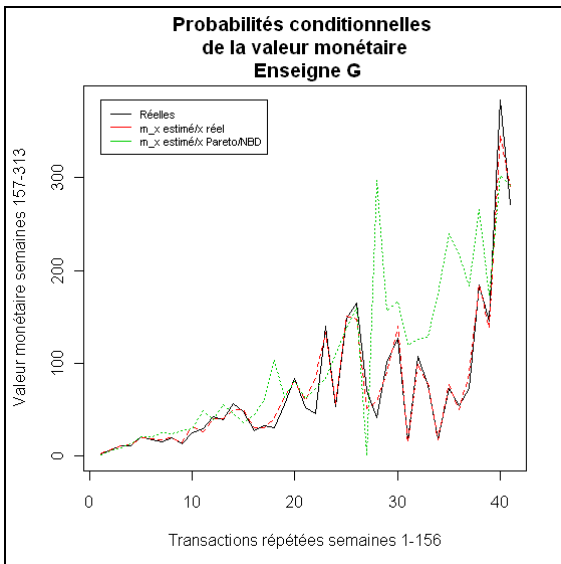
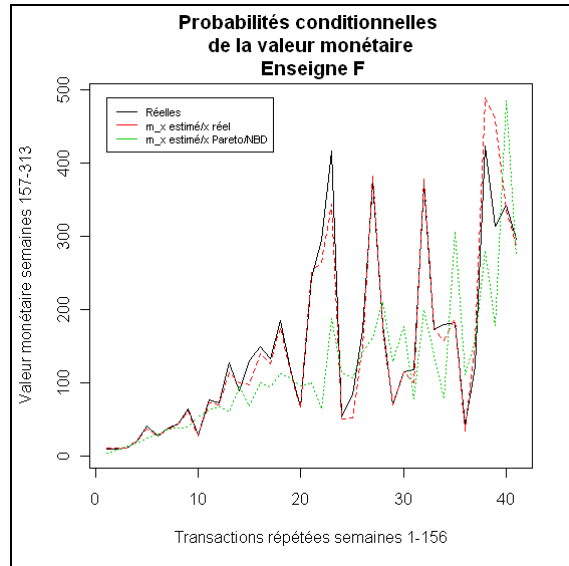
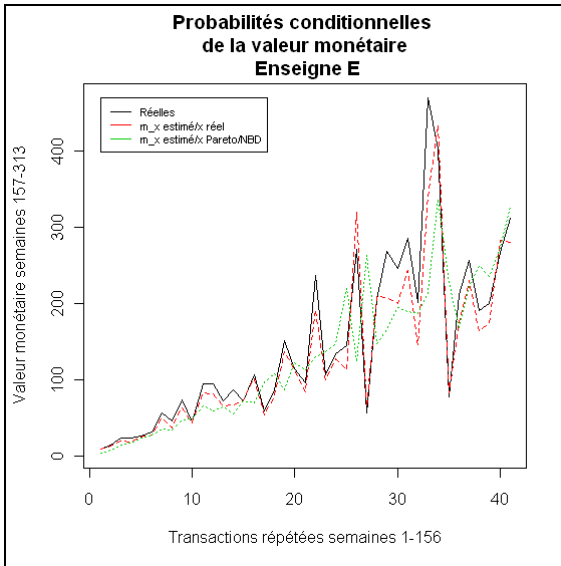


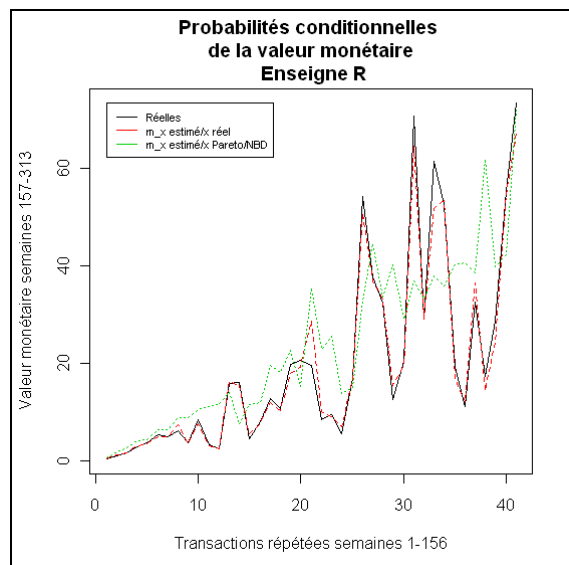
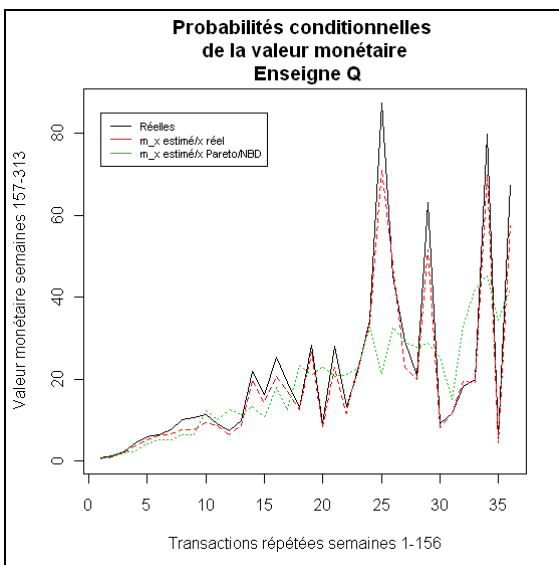
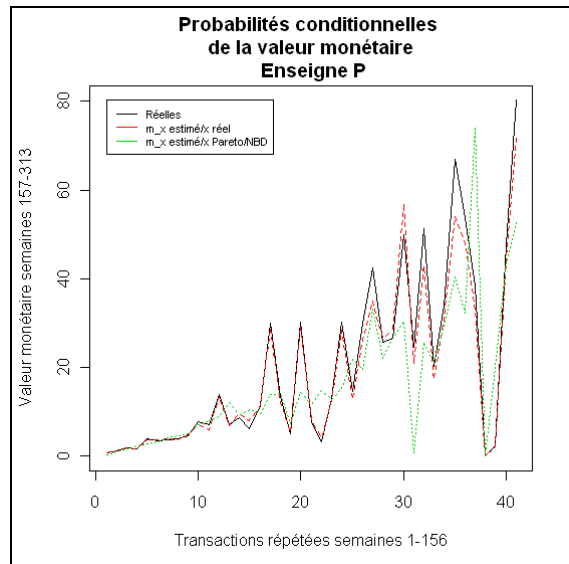
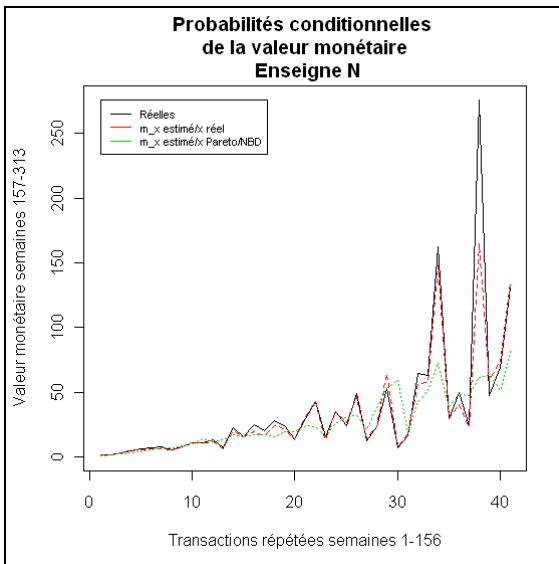
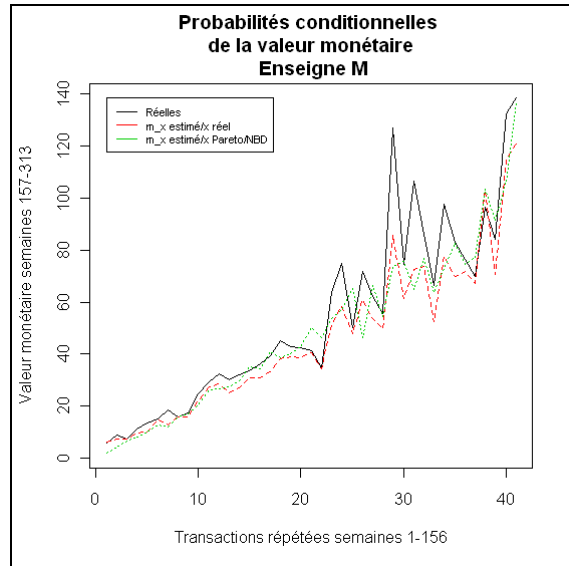
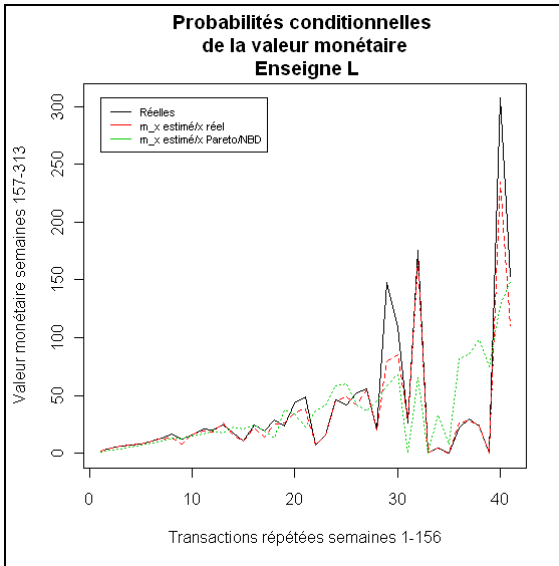




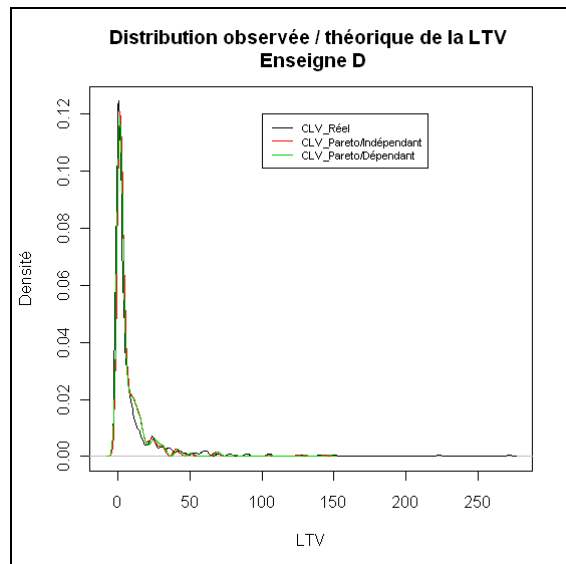
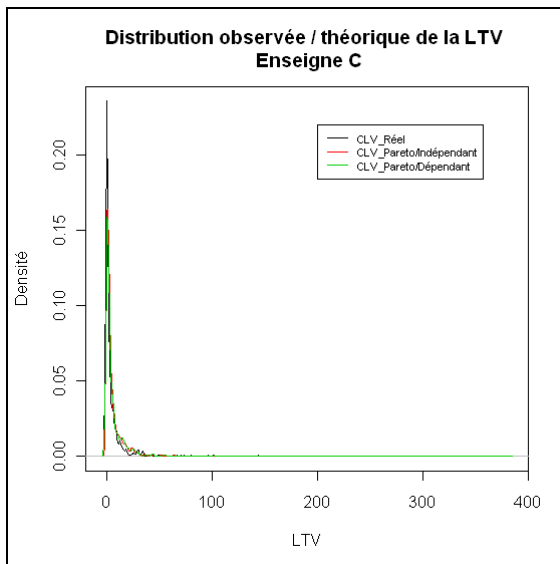
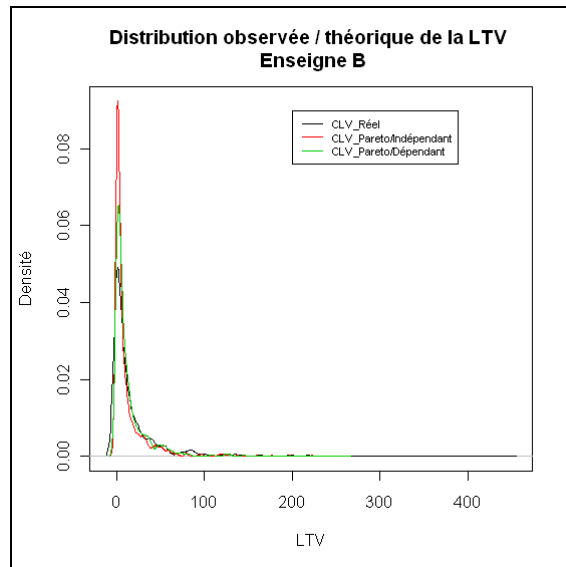
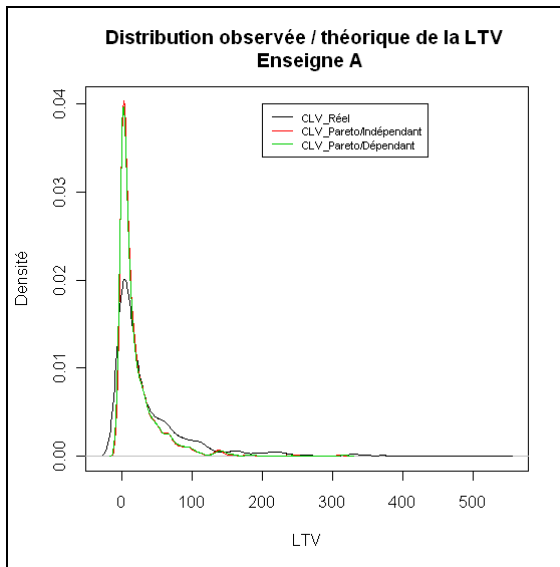
## ANNEXE 5 – Validité prédictive des modèles pour la valeur monétaire – Estimations alternatives des probabilités conditionnelles de la valeur monétaire

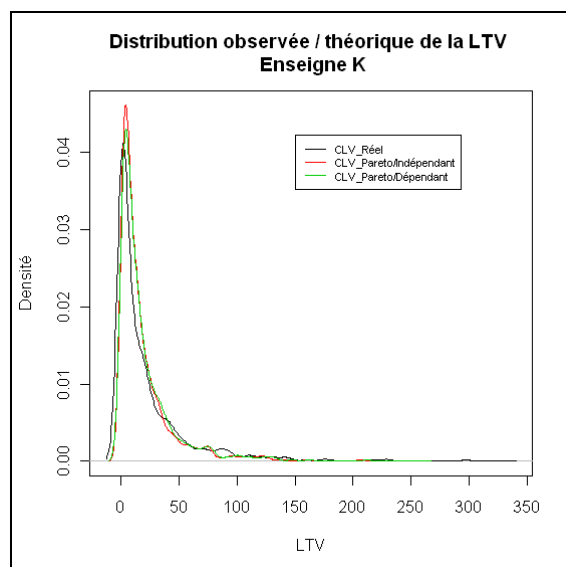
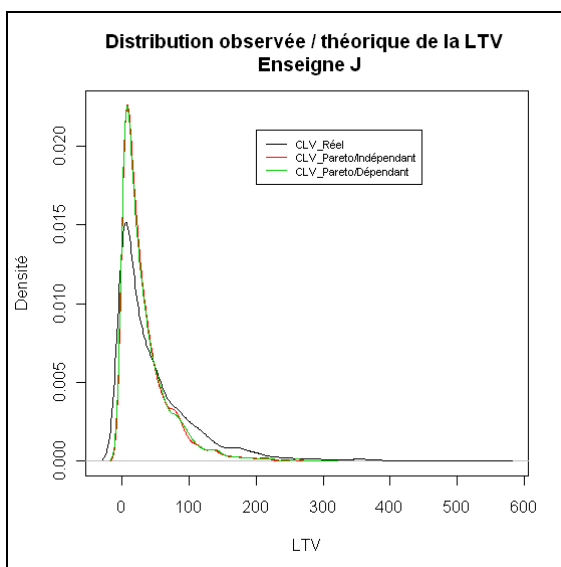
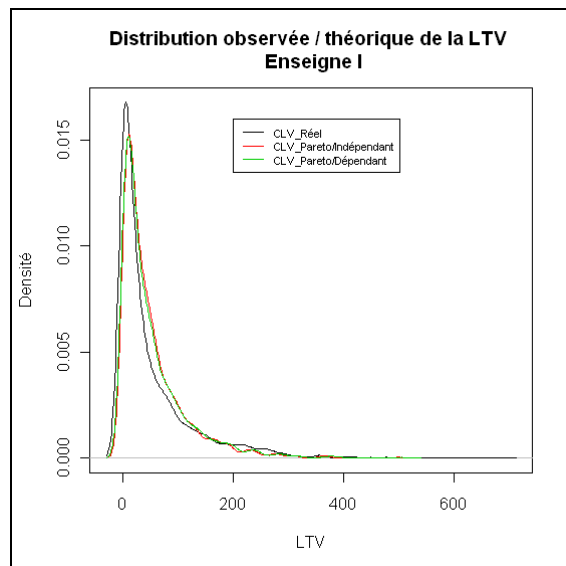
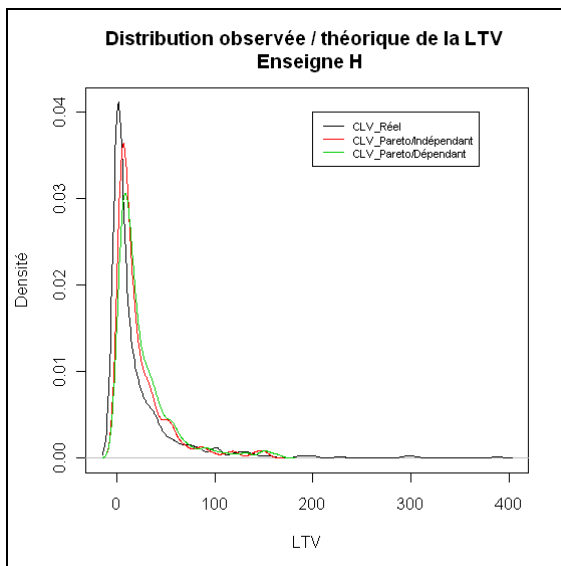
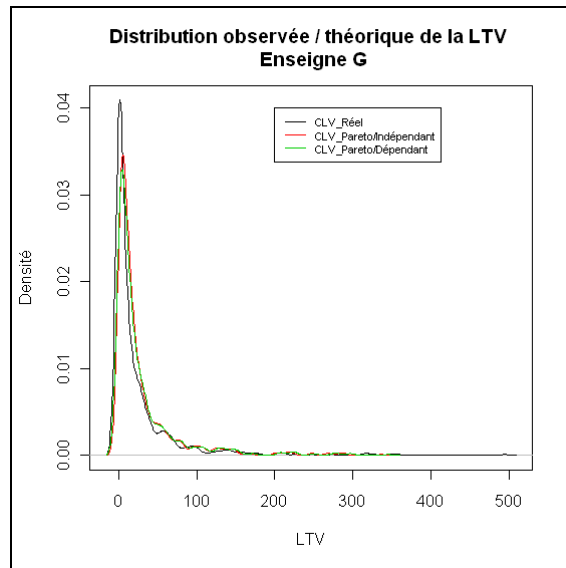
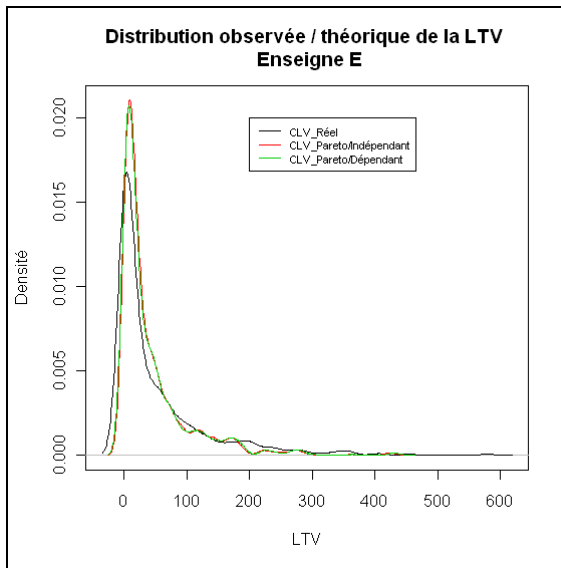


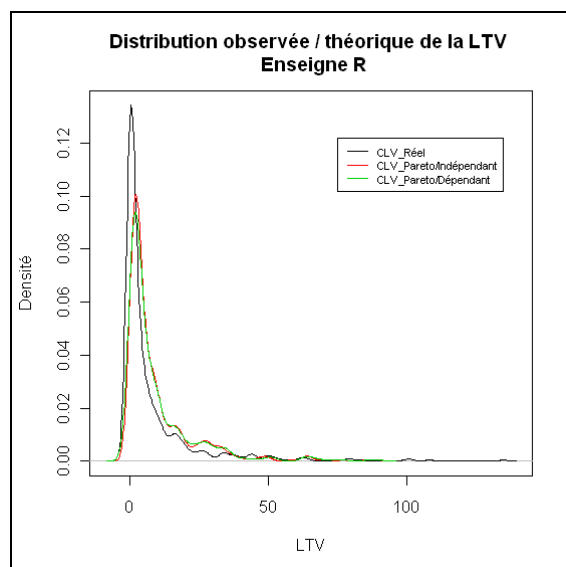
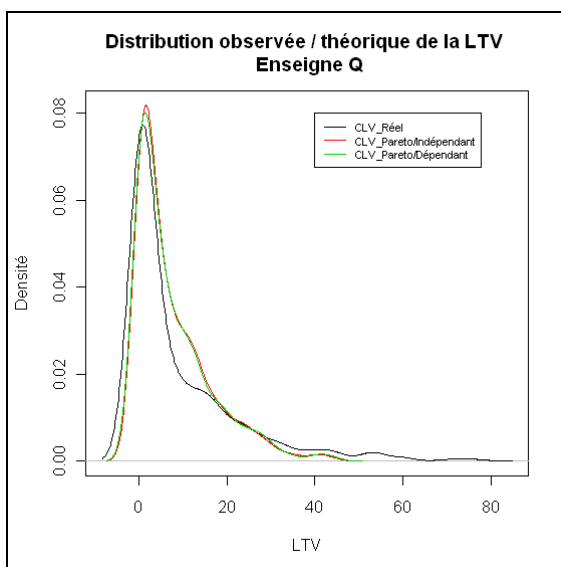
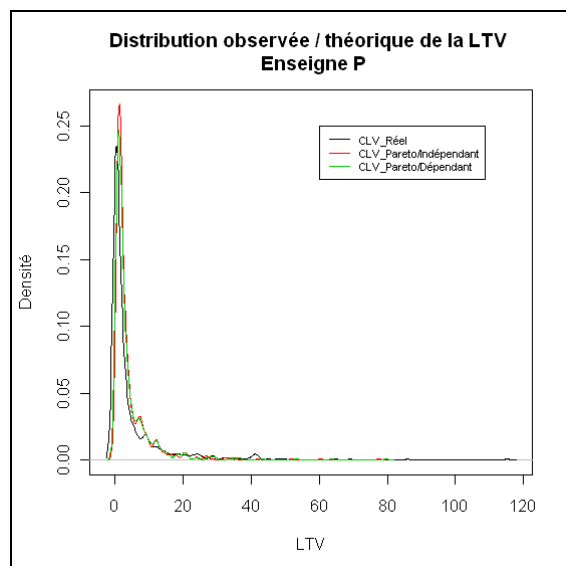
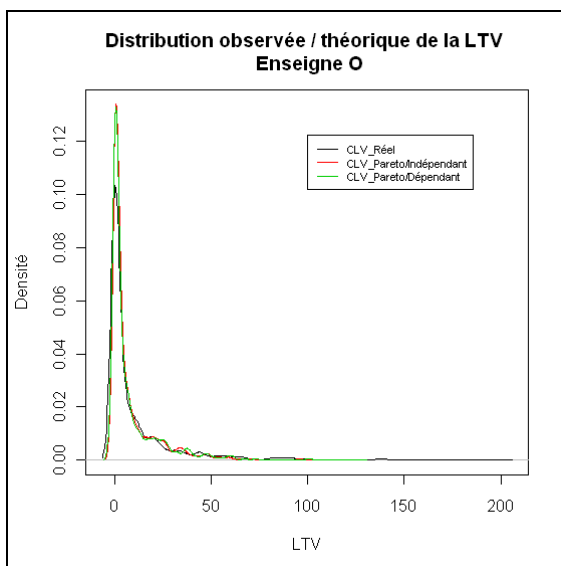
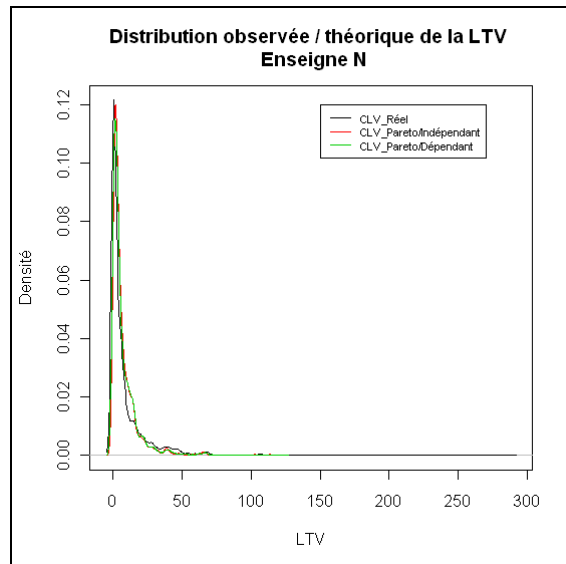
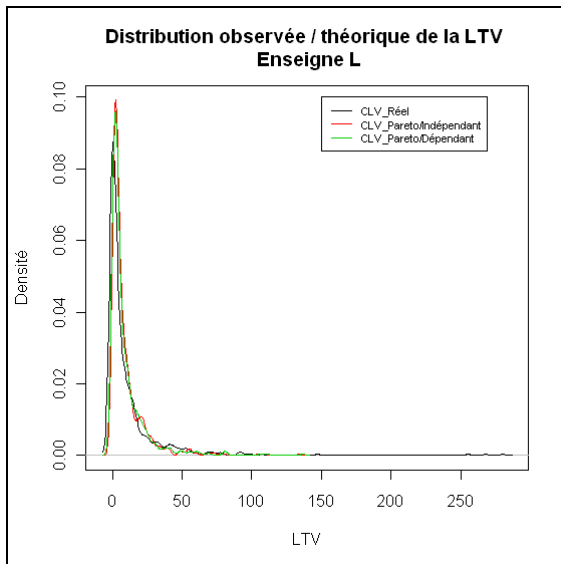




## ANNEXE 6 – Distribution observée vs. théorique de la Lifetime Value







**ANNEXE 7 – Choix de l'ordre de décalage optimal des modèles vectoriels auto-régressifs**

		Critère	1	2	3	4	5	6	7	8	
Enseigne A	SEGMENT 1	AIC(n)	-23,097	-22,701	-22,535	-22,363	-21,966	-22,088	-22,329	-23,744	
		HQ(n)	-22,233	-21,146	-20,289	-19,426	-18,338	-17,769	-17,319	-18,043	
		SC(n)	-20,960	-18,855	-16,979	-15,097	-12,991	-11,404	-9,934	-9,640	
	SEGMENT 2	AIC(n)	-22,141	-21,592	-21,076	-20,855	-20,630	-20,897	-21,248	-22,600	
		HQ(n)	-21,277	-20,037	-18,830	-17,918	-17,002	-16,578	-16,238	-16,899	
		SC(n)	-20,004	-17,746	-15,520	-13,590	-11,655	-10,212	-8,854	-8,497	
	SEGMENT 3	AIC(n)	-27,240	-26,750	-26,453	-26,394	-26,620	-26,701	-27,128	-28,292	
		HQ(n)	-26,376	-25,195	-24,208	-23,457	-22,992	-22,382	-22,118	-22,591	
		SC(n)	-25,103	-22,903	-20,897	-19,128	-17,645	-16,016	-14,734	-14,188	
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-31,275	-30,990	-30,504	-30,107	-30,124	-30,148	-30,616	-31,797	
		HQ(n)	-30,411	-29,435	-28,258	-27,170	-26,496	-25,829	-25,606	-26,096	
		SC(n)	-29,138	-27,143	-24,948	-22,841	-21,149	-19,463	-18,221	-17,693	
	Enseigne B	SEGMENT 1	AIC(n)	-16,451	-15,972	-15,657	-15,611	-15,355	-15,837	-16,095	-17,585
			HQ(n)	-15,587	-14,417	-13,411	-12,674	-11,727	-11,518	-11,085	-11,884
			SC(n)	-14,314	-12,126	-10,101	-8,345	-6,380	-5,152	-3,700	-3,481
SEGMENT 2		AIC(n)	-15,164	-14,458	-14,281	-14,245	-14,081	-14,460	-14,413	-15,383	
		HQ(n)	-14,300	-12,903	-12,035	-11,308	-10,453	-10,141	-9,403	-9,682	
		SC(n)	-13,027	-10,611	-8,725	-6,980	-5,106	-3,775	-2,019	-1,279	
SEGMENT 3		AIC(n)	-25,617	-24,920	-24,787	-24,739	-24,868	-24,885	-25,653	-27,127	
		HQ(n)	-24,754	-23,365	-22,541	-21,802	-21,241	-20,566	-20,643	-21,426	
		SC(n)	-23,480	-21,074	-19,231	-17,473	-15,893	-14,200	-13,258	-13,024	
TOUS SEGMENTS		AIC(n)	-29,524	-29,080	-28,602	-28,424	-28,429	-28,872	-28,621	-29,550	
		HQ(n)	-28,660	-27,525	-26,356	-25,487	-24,801	-24,553	-23,611	-23,849	
		SC(n)	-27,387	-25,233	-23,046	-21,158	-19,454	-18,187	-16,226	-15,446	
Enseigne C		SEGMENT 1	AIC(n)	-16,537	-16,049	-15,531	-15,398	-15,420	-15,470	-15,680	-16,188
			HQ(n)	-15,673	-14,494	-13,285	-12,461	-11,792	-11,151	-10,670	-10,487
			SC(n)	-14,400	-12,202	-9,975	-8,132	-6,444	-4,785	-3,286	-2,084
	SEGMENT 2	AIC(n)	-24,064	-23,579	-23,281	-23,105	-22,900	-22,789	-23,348	-23,927	
		HQ(n)	-23,200	-22,024	-21,035	-20,169	-19,272	-18,470	-18,338	-18,226	
		SC(n)	-21,927	-19,732	-17,725	-15,840	-13,924	-12,104	-10,954	-9,823	
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-27,202	-26,795	-26,330	-26,038	-26,207	-26,084	-26,479	-27,444	
		HQ(n)	-26,338	-25,240	-24,084	-23,101	-22,579	-21,765	-21,469	-21,743	
		SC(n)	-25,065	-22,948	-20,774	-18,772	-17,232	-15,399	-14,085	-13,340	
	Enseigne D	SEGMENT 1	AIC(n)	-20,529	-20,152	-19,947	-19,364	-19,456	-19,364	-19,820	-20,468
			HQ(n)	-19,665	-18,597	-17,701	-16,427	-15,828	-15,045	-14,810	-14,767
			SC(n)	-18,392	-16,305	-14,391	-12,098	-10,481	-8,679	-7,426	-6,364
		SEGMENT 2	AIC(n)	-22,186	-21,702	-21,557	-21,120	-20,826	-20,950	-21,206	-22,378
			HQ(n)	-21,322	-20,147	-19,311	-18,183	-17,198	-16,632	-16,196	-16,677
			SC(n)	-20,049	-17,855	-16,001	-13,854	-11,851	-10,266	-8,812	-8,274
TOUS SEGMENTS		AIC(n)	-30,066	-29,879	-29,748	-29,313	-29,601	-30,238	-30,698	-30,923	
		HQ(n)	-29,203	-28,324	-27,502	-26,376	-25,973	-25,919	-25,688	-25,222	
		SC(n)	-27,929	-26,032	-24,192	-22,047	-20,626	-19,554	-18,304	-16,819	

	Critère	1	2	3	4	5	6	7	8	
Enseigne E	SEGMENT 1	AIC(n)	-14,516	-14,050	-13,974	-14,126	-14,080	-14,583	-15,007	-16,010
		HQ(n)	-13,652	-12,495	-11,728	-11,189	-10,452	-10,264	-9,997	-10,309
		SC(n)	-12,379	-10,204	-8,418	-6,860	-5,105	-3,898	-2,612	-1,906
	SEGMENT 2	AIC(n)	-15,154	-14,775	-14,446	-14,358	-14,262	-14,379	-14,612	-15,451
		HQ(n)	-14,290	-13,220	-12,200	-11,421	-10,634	-10,060	-9,602	-9,750
		SC(n)	-13,017	-10,929	-8,890	-7,092	-5,287	-3,694	-2,218	-1,347
	SEGMENT 3	AIC(n)	-20,377	-20,080	-19,572	-19,089	-18,787	-19,274	-20,056	-20,542
		HQ(n)	-19,513	-18,526	-17,326	-16,152	-15,159	-14,955	-15,046	-14,841
		SC(n)	-18,240	-16,234	-14,015	-11,823	-9,812	-8,589	-7,662	-6,438
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-26,771	-26,179	-26,017	-25,874	-25,461	-25,486	-25,473	-26,197
		HQ(n)	-25,907	-24,624	-23,771	-22,938	-21,833	-21,167	-20,463	-20,496
		SC(n)	-24,634	-22,332	-20,461	-18,609	-16,485	-14,801	-13,078	-12,093
Enseigne F	SEGMENT 1	AIC(n)	-14,003	-13,495	-13,098	-12,953	-12,812	-12,998	-13,371	-14,097
		HQ(n)	-13,139	-11,940	-10,852	-10,016	-9,184	-8,679	-8,361	-8,396
		SC(n)	-11,866	-9,648	-7,542	-5,687	-3,836	-2,313	-0,976	0,007
	SEGMENT 2	AIC(n)	-12,163	-11,694	-11,226	-11,091	-10,985	-11,044	-11,332	-12,198
		HQ(n)	-11,299	-10,139	-8,980	-8,154	-7,357	-6,725	-6,322	-6,497
		SC(n)	-10,026	-7,848	-5,670	-3,825	-2,010	-0,359	1,063	1,906
	SEGMENT 3	AIC(n)	-18,296	-17,872	-17,804	-17,831	-17,792	-17,372	-18,459	-19,286
		HQ(n)	-17,432	-16,318	-15,558	-14,894	-14,164	-13,054	-13,449	-13,585
		SC(n)	-16,159	-14,026	-12,248	-10,565	-8,817	-6,688	-6,065	-5,182
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-23,775	-23,183	-22,740	-22,579	-22,105	-22,449	-22,338	-23,324
		HQ(n)	-22,912	-21,628	-20,494	-19,642	-18,477	-18,130	-17,328	-17,623
		SC(n)	-21,639	-19,336	-17,183	-15,313	-13,129	-11,764	-9,943	-9,220
Enseigne G	SEGMENT 1	AIC(n)	-14,850	-14,191	-14,107	-13,807	-13,716	-13,636	-13,889	-14,724
		HQ(n)	-13,986	-12,636	-11,861	-10,870	-10,088	-9,317	-8,879	-9,023
		SC(n)	-12,713	-10,344	-8,551	-6,541	-4,741	-2,951	-1,495	-0,620
	SEGMENT 2	AIC(n)	-13,276	-13,021	-12,810	-12,388	-11,895	-11,683	-12,184	-12,560
		HQ(n)	-12,413	-11,467	-10,564	-9,451	-8,267	-7,364	-7,174	-6,859
		SC(n)	-11,139	-9,175	-7,254	-5,122	-2,920	-0,998	0,210	1,544
	SEGMENT 3	AIC(n)	-22,301	-22,023	-21,667	-21,486	-21,646	-22,156	-22,623	-23,428
		HQ(n)	-21,438	-20,468	-19,422	-18,549	-18,019	-17,837	-17,613	-17,727
		SC(n)	-20,164	-18,176	-16,111	-14,221	-12,671	-11,471	-10,229	-9,324
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-27,920	-27,663	-27,553	-27,384	-27,345	-27,546	-27,666	-28,585
		HQ(n)	-27,056	-26,108	-25,308	-24,447	-23,717	-23,227	-22,656	-22,884
		SC(n)	-25,783	-23,817	-21,997	-20,118	-18,370	-16,861	-15,272	-14,481
Enseigne H	SEGMENT 1	AIC(n)	-13,334	-12,583	-12,258	-11,662	-11,548	-12,107	-12,651	-13,080
		HQ(n)	-12,470	-11,028	-10,013	-8,725	-7,920	-7,788	-7,641	-7,379
		SC(n)	-11,197	-8,737	-6,702	-4,396	-2,572	-1,422	-0,256	1,024
	SEGMENT 2	AIC(n)	-12,478	-12,107	-11,722	-11,259	-11,051	-10,912	-11,825	-12,613
		HQ(n)	-11,614	-10,552	-9,476	-8,322	-7,423	-6,593	-6,815	-6,912
		SC(n)	-10,341	-8,260	-6,166	-3,993	-2,076	-0,227	0,569	1,491
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-17,141	-16,607	-16,562	-16,134	-16,156	-16,195	-16,665	-16,566
		HQ(n)	-16,277	-15,052	-14,316	-13,197	-12,528	-11,876	-11,655	-10,865
		SC(n)	-15,004	-12,760	-11,006	-8,868	-7,181	-5,510	-4,270	-2,462



		Critère	1	2	3	4	5	6	7	8	
Enseigne I	SEGMENT 1	AIC(n)	-23,476	-23,251	-22,653	-22,373	-22,687	-22,573	-22,941	-24,560	
		HQ(n)	-22,612	-21,696	-20,407	-19,437	-19,059	-18,254	-17,931	-18,859	
		SC(n)	-21,339	-19,404	-17,097	-15,108	-13,712	-11,888	-10,546	-10,456	
	SEGMENT 2	AIC(n)	-27,703	-27,345	-26,939	-26,927	-26,958	-26,731	-27,721	-29,138	
		HQ(n)	-26,839	-25,791	-24,693	-23,990	-23,330	-22,412	-22,711	-23,437	
		SC(n)	-25,566	-23,499	-21,382	-19,661	-17,982	-16,046	-15,327	-15,034	
	SEGMENT 3	AIC(n)	-28,519	-27,931	-27,534	-27,651	-27,916	-28,368	-28,682	-29,310	
		HQ(n)	-27,655	-26,376	-25,288	-24,714	-24,288	-24,049	-23,672	-23,609	
		SC(n)	-26,382	-24,084	-21,978	-20,386	-18,941	-17,683	-16,287	-15,206	
	SEGMENT 4	AIC(n)	-23,548	-23,200	-22,865	-22,676	-23,160	-22,948	-22,869	-23,491	
		HQ(n)	-22,684	-21,645	-20,619	-19,739	-19,532	-18,629	-17,859	-17,790	
		SC(n)	-21,411	-19,353	-17,308	-15,410	-14,184	-12,263	-10,475	-9,387	
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-33,083	-32,779	-32,590	-32,471	-32,393	-32,540	-32,409	-33,309	
		HQ(n)	-32,219	-31,225	-30,344	-29,534	-28,765	-28,221	-27,399	-27,608	
		SC(n)	-30,946	-28,933	-27,034	-25,205	-23,418	-21,855	-20,014	-19,205	
Enseigne J	SEGMENT 1	AIC(n)	-26,647	-26,117	-25,846	-25,715	-26,157	-26,162	-27,361	-28,377	
		HQ(n)	-25,767	-24,534	-23,559	-22,725	-22,462	-21,764	-22,259	-22,572	
		SC(n)	-24,468	-22,196	-20,182	-18,308	-17,006	-15,269	-14,725	-13,999	
	SEGMENT 2	AIC(n)	-27,123	-26,604	-26,110	-26,250	-26,413	-26,704	-28,537	-29,394	
		HQ(n)	-26,244	-25,020	-23,823	-23,260	-22,718	-22,305	-23,435	-23,589	
		SC(n)	-24,945	-22,682	-20,446	-18,843	-17,263	-15,811	-15,901	-15,016	
	SEGMENT 3	AIC(n)	-29,061	-28,670	-28,607	-28,622	-28,680	-29,516	-30,829	-31,728	
		HQ(n)	-28,181	-27,087	-26,320	-25,631	-24,986	-25,118	-25,727	-25,922	
		SC(n)	-26,882	-24,749	-22,943	-21,215	-19,530	-18,623	-18,193	-17,349	
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-32,317	-31,796	-31,691	-31,781	-31,951	-32,263	-32,853	-34,598	
		HQ(n)	-31,437	-30,213	-29,404	-28,790	-28,257	-27,865	-27,751	-28,793	
		SC(n)	-30,138	-27,875	-26,027	-24,374	-22,801	-21,371	-20,217	-20,220	
	Enseigne K	SEGMENT 1	AIC(n)	-25,519	-25,145	-24,662	-24,787	-24,787	-25,049	-25,866	-26,232
			HQ(n)	-24,655	-23,590	-22,416	-21,850	-21,159	-20,730	-20,856	-20,531
			SC(n)	-23,382	-21,299	-19,106	-17,521	-15,811	-14,364	-13,471	-12,128
SEGMENT 2		AIC(n)	-26,650	-26,178	-26,022	-25,946	-26,019	-25,946	-26,338	-27,251	
		HQ(n)	-25,786	-24,623	-23,776	-23,010	-22,391	-21,627	-21,328	-21,550	
		SC(n)	-24,513	-22,331	-20,466	-18,681	-17,043	-15,261	-13,943	-13,147	
SEGMENT 3		AIC(n)	-29,350	-28,946	-28,399	-28,076	-28,388	-28,307	-28,577	-29,880	
		HQ(n)	-28,486	-27,391	-26,153	-25,139	-24,760	-23,988	-23,567	-24,179	
		SC(n)	-27,213	-25,099	-22,843	-20,810	-19,413	-17,622	-16,183	-15,776	
TOUS SEGMENTS		AIC(n)	-33,314	-33,113	-32,691	-32,362	-32,614	-32,671	-33,173	-33,576	
		HQ(n)	-32,451	-31,558	-30,445	-29,426	-28,986	-28,352	-28,163	-27,875	
		SC(n)	-31,178	-29,267	-27,135	-25,097	-23,639	-21,986	-20,779	-19,472	

		Critère	1	2	3	4	5	6	7	8
Enseigne L	SEGMENT 1	AIC(n)	-16,500	-16,180	-15,811	-15,958	-15,885	-15,922	-16,349	-17,276
		HQ(n)	-15,636	-14,625	-13,565	-13,021	-12,257	-11,603	-11,339	-11,575
		SC(n)	-14,363	-12,334	-10,255	-8,692	-6,910	-5,237	-3,955	-3,172
	SEGMENT 2	AIC(n)	-16,476	-16,050	-15,674	-15,268	-15,201	-15,269	-15,085	-16,465
		HQ(n)	-15,612	-14,495	-13,429	-12,331	-11,573	-10,950	-10,075	-10,764
		SC(n)	-14,339	-12,203	-10,118	-8,002	-6,226	-4,584	-2,690	-2,361
	SEGMENT 3	AIC(n)	-24,056	-23,771	-23,456	-23,184	-23,197	-23,415	-23,829	-24,696
		HQ(n)	-23,192	-22,216	-21,210	-20,247	-19,569	-19,096	-18,819	-18,995
		SC(n)	-21,919	-19,924	-17,900	-15,918	-14,222	-12,730	-11,435	-10,592
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-30,398	-29,959	-29,523	-29,130	-29,281	-29,323	-29,581	-30,248
		HQ(n)	-29,534	-28,405	-27,277	-26,193	-25,653	-25,004	-24,571	-24,547
		SC(n)	-28,261	-26,113	-23,967	-21,864	-20,306	-18,638	-17,186	-16,144
Enseigne M	SEGMENT 1	AIC(n)	-25,745	-25,525	-24,930	-24,692	-24,748	-25,135	-25,225	-26,694
		HQ(n)	-24,882	-23,970	-22,684	-21,755	-21,120	-20,816	-20,215	-20,993
		SC(n)	-23,608	-21,678	-19,374	-17,427	-15,772	-14,450	-12,831	-12,590
	SEGMENT 2	AIC(n)	-24,281	-24,159	-23,622	-23,268	-23,189	-23,430	-24,203	-24,931
		HQ(n)	-23,417	-22,604	-21,377	-20,331	-19,561	-19,111	-19,193	-19,230
		SC(n)	-22,144	-20,313	-18,066	-16,002	-14,214	-12,745	-11,808	-10,827
	SEGMENT 3	AIC(n)	-24,561	-24,273	-24,199	-23,868	-24,021	-24,073	-24,714	-26,150
		HQ(n)	-23,698	-22,718	-21,953	-20,931	-20,393	-19,754	-19,704	-20,449
		SC(n)	-22,424	-20,427	-18,643	-16,603	-15,046	-13,388	-12,319	-12,047
	SEGMENT 4	AIC(n)	-19,046	-18,689	-18,182	-17,988	-17,522	-17,888	-18,343	-18,803
		HQ(n)	-18,182	-17,134	-15,937	-15,051	-13,894	-13,569	-13,333	-13,102
		SC(n)	-16,909	-14,842	-12,626	-10,722	-8,546	-7,203	-5,949	-4,699
TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-30,551	-30,360	-29,866	-29,789	-29,438	-29,677	-30,010	-31,498	
	HQ(n)	-29,687	-28,805	-27,620	-26,852	-25,810	-25,358	-25,000	-25,797	
	SC(n)	-28,414	-26,513	-24,310	-22,523	-20,462	-18,992	-17,615	-17,394	
Enseigne N	SEGMENT 1	AIC(n)	-15,815	-15,585	-15,425	-15,716	-15,856	-16,017	-16,362	-16,953
		HQ(n)	-14,952	-14,030	-13,179	-12,780	-12,228	-11,698	-11,352	-11,252
		SC(n)	-13,678	-11,738	-9,869	-8,451	-6,880	-5,332	-3,967	-2,849
	SEGMENT 2	AIC(n)	-13,067	-12,662	-12,653	-12,261	-12,230	-12,200	-12,455	-13,138
		HQ(n)	-12,203	-11,107	-10,407	-9,324	-8,602	-7,881	-7,445	-7,437
		SC(n)	-10,930	-8,815	-7,097	-4,996	-3,254	-1,515	-0,061	0,966
	SEGMENT 3	AIC(n)	-24,418	-24,105	-23,956	-23,780	-23,532	-23,879	-23,888	-24,997
		HQ(n)	-23,554	-22,550	-21,710	-20,843	-19,904	-19,560	-18,878	-19,296
		SC(n)	-22,281	-20,259	-18,400	-16,514	-14,557	-13,194	-11,493	-10,893
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-27,323	-26,990	-26,889	-26,537	-26,259	-26,461	-26,762	-27,722
		HQ(n)	-26,459	-25,436	-24,643	-23,600	-22,632	-22,142	-21,752	-22,020
		SC(n)	-25,186	-23,144	-21,333	-19,272	-17,284	-15,777	-14,368	-13,618

		Critère	1	2	3	4	5	6	7	8	
Enseigne O	SEGMENT 1	AIC(n)	-21,316	-20,870	-20,548	-20,383	-20,550	-21,076	-21,545	-22,160	
		HQ(n)	-20,452	-19,315	-18,302	-17,446	-16,922	-16,757	-16,535	-16,459	
		SC(n)	-19,179	-17,024	-14,992	-13,117	-11,575	-10,391	-9,151	-8,056	
	SEGMENT 2	AIC(n)	-25,882	-25,487	-25,150	-25,308	-25,277	-25,224	-25,848	-26,760	
		HQ(n)	-25,018	-23,933	-22,904	-22,372	-21,649	-20,905	-20,838	-21,059	
		SC(n)	-23,745	-21,641	-19,594	-18,043	-16,302	-14,539	-13,453	-12,656	
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-29,924	-29,596	-29,214	-29,145	-29,083	-29,279	-30,477	-31,497	
		HQ(n)	-29,060	-28,041	-26,969	-26,208	-25,455	-24,960	-25,467	-25,796	
		SC(n)	-27,787	-25,750	-23,658	-21,879	-20,108	-18,594	-18,082	-17,393	
	Enseigne P	SEGMENT 1	AIC(n)	-17,730	-16,989	-16,516	-16,264	-16,212	-16,549	-17,097	-18,049
			HQ(n)	-16,866	-15,434	-14,270	-13,327	-12,584	-12,230	-12,087	-12,348
			SC(n)	-15,593	-13,142	-10,960	-8,999	-7,236	-5,864	-4,703	-3,945
SEGMENT 2		AIC(n)	-22,722	-22,270	-22,035	-21,835	-21,700	-21,980	-22,557	-23,047	
		HQ(n)	-21,859	-20,715	-19,789	-18,898	-18,072	-17,661	-17,547	-17,345	
		SC(n)	-20,585	-18,423	-16,479	-14,569	-12,725	-11,295	-10,163	-8,943	
TOUS SEGMENTS		AIC(n)	-30,031	-29,620	-29,323	-29,494	-29,268	-29,330	-29,952	-31,322	
		HQ(n)	-29,167	-28,065	-27,077	-26,557	-25,640	-25,011	-24,942	-25,621	
		SC(n)	-27,894	-25,774	-23,767	-22,229	-20,293	-18,646	-17,557	-17,218	
Enseigne Q		SEGMENT 1	AIC(n)	-18,731	-18,150	-17,808	-17,291	-17,016	-16,874	-17,186	-18,317
			HQ(n)	-17,868	-16,595	-15,562	-14,354	-13,388	-12,555	-12,176	-12,616
			SC(n)	-16,594	-14,303	-12,251	-10,025	-8,041	-6,189	-4,792	-4,213
	SEGMENT 2	AIC(n)	-12,412	-12,172	-11,666	-11,342	-10,915	-10,297	-10,985	-11,730	
		HQ(n)	-11,548	-10,617	-9,420	-8,405	-7,287	-5,978	-5,975	-6,029	
		SC(n)	-10,275	-8,325	-6,110	-4,076	-1,940	0,388	1,409	2,374	
	TOUS SEGMENTS	AIC(n)	-26,708	-26,023	-25,477	-25,140	-25,077	-25,316	-26,352	-27,455	
		HQ(n)	-25,844	-24,469	-23,231	-22,203	-21,449	-20,997	-21,342	-21,754	
		SC(n)	-24,571	-22,177	-19,921	-17,874	-16,102	-14,631	-13,958	-13,351	
	Enseigne R	SEGMENT 1	AIC(n)	-17,420	-17,089	-16,584	-16,440	-16,605	-16,567	-16,637	-17,487
			HQ(n)	-16,556	-15,534	-14,339	-13,503	-12,977	-12,248	-11,627	-11,786
			SC(n)	-15,283	-13,242	-11,028	-9,175	-7,630	-5,882	-4,242	-3,383
SEGMENT 2		AIC(n)	-20,491	-20,178	-19,963	-19,614	-19,513	-19,833	-20,202	-21,311	
		HQ(n)	-19,627	-18,623	-17,717	-16,677	-15,885	-15,514	-15,192	-15,610	
		SC(n)	-18,354	-16,331	-14,406	-12,348	-10,538	-9,149	-7,807	-7,207	
TOUS SEGMENTS		AIC(n)	-27,521	-27,082	-26,543	-26,460	-26,527	-26,371	-26,975	-27,629	
		HQ(n)	-26,657	-25,527	-24,297	-23,523	-22,899	-22,052	-21,965	-21,928	
		SC(n)	-25,384	-23,236	-20,987	-19,194	-17,552	-15,686	-14,581	-13,525	

## ANNEXE 8 – Durées des périodes d’ajustement

Produit	Enseigne	Segment	Période d'ajustement (choc sur les prix propres)	Période d'ajustement (choc sur les prix des concurrents)	
YOGURT	Enseigne A	SEGMENT 1	8	9	
		SEGMENT 2	5	7	
		SEGMENT 3	5	8	
	Enseigne B	SEGMENT 1	5	7	
		SEGMENT 2	6	6	
		SEGMENT 3	8	7	
	Enseigne C	SEGMENT 1	5	7	
		SEGMENT 2	7	7	
	Enseigne D	SEGMENT 1	10	8	
		SEGMENT 2	5	5	
	PIZZA SURGELEE	Enseigne E	SEGMENT 1	6	8
			SEGMENT 2	5	7
SEGMENT 3			7	8	
Enseigne F		SEGMENT 1	9	9	
		SEGMENT 2	7	8	
		SEGMENT 3	5	5	
Enseigne G		SEGMENT 1	11	11	
		SEGMENT 2	7	8	
		SEGMENT 3	7	6	
Enseigne H		SEGMENT 1	7	7	
		SEGMENT 2	5	6	
CEREALES		Enseigne I	SEGMENT 1	8	7
	SEGMENT 2		4	6	
	SEGMENT 3		6	6	
	SEGMENT 4		7	8	
	Enseigne J	SEGMENT 1	7	6	
		SEGMENT 2	4	5	
		SEGMENT 3	5	4	
	Enseigne K	SEGMENT 1	7	7	
		SEGMENT 2	4	7	
		SEGMENT 3	5	5	
	Enseigne L	SEGMENT 1	11	11	
		SEGMENT 2	6	6	
SEGMENT 3		8	6		
SOUPE	Enseigne M	SEGMENT 1	11	10	
		SEGMENT 2	20	13	
		SEGMENT 3	19	19	
		SEGMENT 4	11	7	
	Enseigne N	SEGMENT 1	10	13	
		SEGMENT 2	11	8	
		SEGMENT 3	10	9	
BEURRE / MARGARINE	Enseigne O	SEGMENT 1	6	6	
		SEGMENT 2	6	5	
	Enseigne P	SEGMENT 1	11	8	
		SEGMENT 2	13	9	
	Enseigne Q	SEGMENT 1	8	7	
		SEGMENT 2	6	5	
	Enseigne R	SEGMENT 1	8	7	
		SEGMENT 2	7	6	

## LISTE DES FIGURES

Figure 1 – Cadre conceptuel pour la modélisation de la Lifetime Value .....	21
Figure 2 – Mécanismes sous-jacents à l’acquisition .....	39
Figure 3 – Chemins vers une valeur client accrue.....	49
Figure 4 – Modélisation de la persistance - schéma des étapes méthodologiques .....	68
Figure 5 – Estimations alternatives des achats répétés (1) .....	166
Figure 6 – Estimations alternatives des achats répétés (2) .....	166
Figure 7 – Estimations alternatives des ventes répétées simples et cumulées (1).....	171
Figure 8 – Estimations alternatives des ventes répétées simples et cumulées (2).....	172
Figure 9 – Estimations alternatives des probabilités conditionnelles d’achat.....	173
Figure 10 – Histogramme des valeurs moyennes des transactions répétées .....	178
Figure 11 – Probabilités conditionnelles de la valeur monétaire (Gamma-Gamma) .....	180
Figure 12 – Histogramme des coefficients de dépendance estimés .....	182
Figure 13 – Probabilités conditionnelles de la valeur monétaire: approches alternatives	182
Figure 14 – Distribution observée vs. théorique de la Lifetime Value.....	185
Figure 15 – Représentation tridimensionnelle du nombre estimé de transactions futures en fonction de la récence et la fréquence observées.....	189
Figure 16 – Représentation par iso-courbes du nombre estimé de transactions futures en fonction de la récence et la fréquence observées.....	190
Figure 17 – Représentation par iso-courbes de la Lifetime Value estimée en fonction de la récence et la fréquence observées.....	191
Figure 18 – Classification des clients en fonction de leur Lifetime Value estimée (Mclust) .....	193
Figure 19 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (1).....	228
Figure 20 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (2).....	229
Figure 21 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (3).....	230

Figure 22 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (4).....	231
Figure 23 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (5).....	231
Figure 24 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (6).....	232
Figure 25 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (7).....	233
Figure 26 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle propre (8).....	234
Figure 27 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle concurrentielle (1) .....	256
Figure 28 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle concurrentielle (2) .....	257
Figure 29 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle concurrentielle (3) .....	258
Figure 30 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle concurrentielle (4) .....	259
Figure 31 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle concurrentielle (5) .....	260
Figure 32 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d’un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l’influence d’une action promotionnelle concurrentielle (6) .....	261

Figure 33 – Trajectoire des ventes et du Capital Client au niveau d'un segment de clients constitué selon le critère de la Lifetime Value estimée, sous l'influence d'une action promotionnelle concurrentielle (7) .....	261
Figure 34 – Etapes méthodologiques pour l'optimisation dynamique de l'allocation des ressources .....	304

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 – Récapitulatif des propositions concernant les clients de longue durée.....	45
Tableau 2 – Approche de modélisation du Capital Client.....	56
Tableau 3 – Généralisations empiriques concernant la relation entre les efforts marketing et la Lifetime Value .....	60
Tableau 4 – Aperçu des étapes méthodologiques.....	81
Tableau 5 – Classification des modèles de la persistance par niveau d’agrégation et actions marketing étudiées.....	83
Tableau 6 – Aperçus stratégiques obtenus à travers la modélisation de la persistance.....	84
Tableau 7 – Classification de la concurrence promotionnelle.....	130
Tableau 9 – Caractéristiques transactionnelles des enseignes.....	161
Tableau 10 – Caractéristiques transactionnelles des cohortes utilisées dans la modélisation probabiliste .....	162
Tableau 11 – Paramètres des modèles probabilistes pour l’activité transactionnelle.....	164
Tableau 12 – Khi-deux – Qualité de l’ajustement.....	168
Tableau 13 – Khi-deux – Ecart d’ajustement .....	169
Tableau 14 – BIC des modèles probabilistes alternatifs pour l’activité transactionnelle	170
Tableau 15 – Résultats de l’ANOVA unifactorielle.....	174
Tableau 16 – Corrélations entre le nombre réel de transactions répétées (validation) et les probabilités conditionnelles issues de la modélisation probabiliste de l’activité transactionnelle.....	175
Tableau 17 – Corrélations entre les probabilités conditionnelles issues des différentes modèles probabilistes pour l’activité transactionnelle.....	176
Tableau 18 – MCR des modèles probabilistes alternatifs pour l’activité transactionnelle .....	177
Tableau 19 – Caractéristiques monétaires des cohortes utilisées dans la modélisation probabiliste .....	178
Tableau 20 – Résultats de l’estimation du modèle Gamma-Gamma pour la valeur monétaire des transactions.....	179
Tableau 21 – Résultats de l’estimation du modèle alternatif (Glady et alii., 2009) pour la valeur monétaire des transactions.....	181



Tableau 22 – Corrélations entre les Lifetime Values réelles et les Lifetime Values calculées sous une approche Pareto/ Dépendante contre Pareto/Indépendante.....	183
Tableau 23 – L’erreur type et l’erreur absolue moyenne des Lifetime Values calculées sous une approche Pareto/ Dépendante contre Pareto/Indépendante .....	184
Tableau 24 – Paramètres du modèle Pareto/NBD pour l’activité transactionnelle estimée sous contrainte .....	186
Tableau 25 – BIC du modèle Pareto NBD: estimation libre ou sous contrainte.....	187
Tableau 26 – Corrélation ventes réelles – ventes prédites (validation) via Pareto/NBD estimé librement ou sous contrainte .....	188
Tableau 27 – BIC des modèles alternatifs pour le choix du nombre de segments.....	192
Tableau 28 – Caractéristiques des segments constitués en fonction des Lifetime Values estimées de leurs membres – segmentation optimale.....	194
Tableau 29 – Caractéristiques des segments constitués en fonction des Lifetime Values estimées de leurs membres – après regroupements .....	195
Tableau 30 – Résultats des tests de racine unitaire (Dickey-Fuller) .....	198
Tableau 31 – Effets immédiats d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition.....	200
Tableau 32 – Effets immédiats d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition .....	201
Tableau 33 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition.....	202
Tableau 34 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition .....	203
Tableau 35 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition .....	205
Tableau 36 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode acquisition.....	206
Tableau 37 – Effets immédiats d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode rétention.....	207
Tableau 38 – Effets immédiats d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention .....	208
Tableau 39 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode rétention.....	209

Tableau 40 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention .....	210
Tableau 41 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs en mode rétention .....	212
Tableau 42 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée en mode rétention .....	213
Tableau 43 – Effets immédiats d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs actifs auprès de la concurrence .....	214
Tableau 44 - Effets immédiats d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence.....	216
Tableau 45 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs actifs auprès de la concurrence .....	217
Tableau 46 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence.....	218
Tableau 47 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur le nombre d’acheteurs actifs auprès de la concurrence .....	219
Tableau 48 – Effets totaux d’une action promotionnelle propre sur la quantité achetée auprès de la concurrence.....	220
Tableau 49 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle sur les propres prix .....	221
Tableau 50 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle sur les prix de la concurrence.....	223
Tableau 51 – Analyse comparative des performances prédictives des modèles de la persistance estimés au niveau agrégé ou des segments (Erreurs-type) .....	225
Tableau 52 – potentiel d’augmentation des ventes et du Capital Client lorsque leurs trajectoires sont ascendantes.....	228
Tableau 53 – Typologie des trajectoires des ventes et du Capital Client sous l’influence d’une action promotionnelle propre .....	235
Tableau 54 – Maximisation du Capital Client par l’optimisation de l’intensité promotionnelle (1).....	236
Tableau 55 – Maximisation du Capital Client par l’optimisation de l’intensité promotionnelle (2).....	237
Tableau 56 – Effets immédiats d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition.....	238

Tableau 57 – Effets immédiats d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode acquisition .....	240
Tableau 58 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition.....	241
Tableau 59 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode acquisition .....	242
Tableau 60 – Effets totaux d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode acquisition.....	243
Tableau 61 – Effets totaux d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode acquisition .....	245
Tableau 62 – Effets immédiats d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode rétention.....	246
Tableau 63 – Effets immédiats d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode rétention .....	247
Tableau 64 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode rétention.....	249
Tableau 65 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode rétention .....	250
Tableau 66 – Effets totaux d’une action promotionnelle concurrente sur le nombre d’acheteurs en mode rétention.....	251
Tableau 67 – Effets totaux d’une action promotionnelle concurrente sur la quantité achetée en mode rétention .....	252
Tableau 68 – Effets d’ajustement d’une action promotionnelle concurrente sur les prix de l’enseigne attaquée .....	253
Tableau 69 – Typologie des trajectoires des ventes et du Capital Client sous l’influence d’une action promotionnelle propre .....	262
Tableau 70 – Récapitulatif des hypothèses.....	263

## Table des matières

CHAPITRE INTRODUCTIF.....	1
Section 1 : Fondements et Contexte de la Recherche.....	1
I. Contexte de la recherche.....	1
II. Travaux relatifs à la modélisation du comportement du client et à l'estimation de la Lifetime Value.....	3
III. Travaux relatifs à l'impact des actions marketing sur l'environnement et les performances des enseignes initiatrices.....	6
Section 2 : Objectifs, Contributions et Plan de la Recherche.....	9
I. Problématique et objectifs de la recherche.....	9
II. Contributions attendues de la recherche.....	11
III. Le plan de recherche.....	14
 PREMIÈRE PARTIE - REVUE DE LITTÉRATURE, CADRE CONCEPTUEL DE LA RECHERCHE, MÉTHODOLOGIE	
CHAPITRE 1 : REVUE DE LITTÉRATURE.....	16
Section 1 : La Valeur Client – Concept et approches de modélisation.....	16
I. Typologie des modèles de la Lifetime Value.....	16
II. Principes et applications des modèles probabilistes.....	21
1. Le modèle NBD.....	23
2. Le modèle Pareto/NBD.....	24
3. Le modèle BG/NBD.....	30
4. Le modèle MBG/NBD.....	31
5. L'intégration de la valeur monétaire.....	34
III. Principes et applications des modèles économétriques.....	38
1. L'acquisition.....	38
2. La rétention.....	44
3. L'équilibre entre l'acquisition et la rétention.....	49
Section 2 : De la Valeur Client au Capital Client.....	55
I. Comparaison des approches de modélisation.....	55
II. Généralisations empiriques concernant le Capital Client.....	59
Section 3 : Les actions promotionnelles basées sur le prix.....	61
I. Typologie, rôle et conséquences.....	61
II. Principes des modèles de la persistance.....	66

1. L'analyse univariée de la persistance à travers l'identification du caractère stable ou évolutif des séries temporelles observées en marketing .....	68
2. Spécification des modèles vectoriels auto-régressifs : flexibilité et adaptabilité aux problématiques marketing .....	74
3. L'analyse multivariée de la persistance à travers les fonctions impulsionnelles de réponse.....	76
4. Revue des étapes méthodologiques, des directions de recherche explorées et des aperçus stratégiques obtenus à travers la modélisation de la persistance.....	80
III. Evaluation des conséquences des actions promotionnelles à travers la modélisation de la persistance.....	86
1. Evaluation des conséquences sur la demande primaire.....	87
2. Evaluation des conséquences sur la demande sélective .....	90
3. Evaluation des conséquences dans le tandem fabricant / distributeur.....	96
4. Evaluation des conséquences sur les prix.....	101
5. Evaluation des conséquences sur la réaction concurrentielle.....	103
6. Evaluation du rôle modérateur de l'hétérogénéité des clients sur les conséquences des actions promotionnelles.....	106
CHAPITRE II : LE CADRE CONCEPTUEL ET LES HYPOYHESES DE RECHERCHE .....	110
Section 1 : Cadre Conceptuel .....	110
I. Le caractère opportun de la maximisation du Capital Client .....	110
II. L'approche du portefeuille .....	111
III. La segmentation probabiliste de la base client et son rôle médiateur dans l'analyse de l'impact des actions promotionnelles sur la Valeur et le Capital Client .....	113
Section 2 : Effets des actions promotionnelles propres de l'enseigne centrale.....	114
I. Caractère stationnaire des composantes du Capital Client à travers les segments de clients basés sur leur Lifetime Value prédite.....	114
II. Les effets des actions promotionnelles propres sur l'acquisition en tant que composante du Capital Client de l'enseigne.....	115
III. Les effets des actions promotionnelles propres sur la rétention en tant que composante du Capital Client de l'enseigne.....	120
IV. Les effets des actions promotionnelles propres sur l'activité des clients auprès de la concurrence.....	125
V. Les effets des actions promotionnelles propres sur le niveau des prix pratiqués par l'enseigne.....	127
VI. Les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles initiées par l'enseigne.....	129

VII. La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments basés sur la Lifetime Value prédite des clients.....	133
VIII. Les effets des actions promotionnelles propres sur les ventes et le Capital Client l'enseigne.....	134
IX. Optimisation de l'effort marketing .....	136
Section 3 : Effets des actions promotionnelles des concurrents de l'enseigne centrale ..	137
I. L'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur les processus d'acquisition et de rétention, en tant que composantes du Capital Client de l'enseigne centrale.....	137
II. L'impact d'une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le niveau des prix payés par les clients de l'enseigne centrale.....	141
III. L'impact des promotions initiées par la concurrence sur l'évolution des ventes et du Capital Client de l'enseigne.....	142
CHAPITRE 3 : METHODOLOGIE DE LA RECHERCHE .....	143
Section 1 : Modélisation Probabiliste de la Lifetime Value.....	143
I. Estimation des modèles probabilistes.....	143
II. La qualité de l'ajustement .....	144
III. La validité prédictive .....	145
IV. L'intégration de la Valeur Monétaire .....	145
V. Le calcul de la Lifetime Value .....	147
Section 2 : Segmentation de la base client en fonction de la Lifetime Value Estimée ...	147
Section 3 : Spécification des modèles de la persistance pour l'étude de l'impact des actions promotionnelles à travers les segments de clients.....	148
I. Construction des modèles : choix et définition des variables.....	149
II. Echantillonnage répété .....	156
III. Performances prédictives.....	157
DEUXIÈME PARTIE - PRÉSENTATION ET DISCUSSION DES RESULTATS	
CHAPITRE 4 : PRESENTATION DES RESULTATS ET DISCUSSION .....	160
Section 1 : Analyse Comparative des Modèles probabilistes alternatifs.....	160
I. Résultats de l'estimation des modèles probabilistes .....	163
II. La qualité de l'ajustement .....	165
III. La validité prédictive .....	171
IV. Analyse comparative des modalités alternatives d'introduction de la Valeur Monétaire.....	177

V. Calcul de la Lifetime Value au niveau individuel .....	185
Section 2 : Segmentation de la Base Client selon la Lifetime Value Estimée .....	191
Section 3 : Choix du Seuil Critique pour la Probabilité d’Etre Actif .....	195
Section 4 : Estimation des modèles de la persistance pour les segments de client définis .....	197
I. Résultats des tests de racine unitaire .....	197
II. Durée de la période d’ajustement .....	199
Section 5 : Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle propre .....	200
I. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle sur le processus d’acquisition, en tant que composante du Capital Client d’une enseigne.....	200
II. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle sur le processus de rétention, en tant que composante du Capital Client d’une enseigne.....	207
III. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle sur l’activité des clients auprès de la concurrence.....	214
IV. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle sur le propre prix moyen de l’enseigne initiatrice .....	221
V. Test des hypothèses concernant les réactions concurrentielles face aux actions promotionnelles initiées par l’enseigne .....	223
VI. La performance prédictive des modèles de la persistance estimés au niveau des segments basés sur la Lifetime Value prédite des clients.....	224
VII. Typologie des impacts sur les niveaux des ventes et du Capital Client des enseignes à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée.....	227
VIII. Optimisation des ventes vs. optimisation du Capital Client.....	236
Section 6 : Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle initiée par la concurrence.....	238
I. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le processus d’acquisition, en tant que composante du Capital Client de l’enseigne centrale .....	238
II. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le processus de rétention, en tant que composante du Capital Client de l’enseigne centrale .....	246
III. Test des hypothèses concernant l’impact d’une action promotionnelle initiée par la concurrence sur le niveau des prix payés par les clients de l’enseigne centrale .....	253
IV. Typologie des impacts des actions promotionnelles initiées par la concurrence sur les niveaux des ventes et du Capital Client des enseignes à travers les segments constitués par rapport au niveau de la Lifetime Value estimée .....	255
 CHAPITRE 5 : PRINCIPALES CONCLUSIONS, .....	 273

IMPLICATIONS DE LA RECHERCHE, LIMITES ET VOIES DE RECHERCHE ....	273
Section 1 : Principales conclusions .....	273
I. Performances des modèles probabilistes alternatives.....	274
II. Pertinence de la segmentation probabiliste basée sur la Lifetime Value estimée pour l'étude de l'impact des actions marketing de l'enseigne.....	277
1. Etude de l'impact sur l'acquisition.....	277
2. Etude de l'impact sur la rétention.....	281
3. Etude de l'impact sur les ventes et le Capital Client.....	284
Section 2 : Implications de la recherche.....	287
I. Contributions académiques.....	287
1. Contributions théoriques .....	287
2. Contributions méthodologiques.....	290
II. Implications managériales .....	293
Section 3 : Limites et voies de recherche .....	295
I. Limites et voies de recherche méthodologiques.....	295
1. L'utilisation des données de panel.....	295
2. Le biais d'agrégation des données hebdomadaire et à travers les magasins .....	296
3. Les variables socio-démographiques.....	296
4. Les distributions sous-jacentes des modèles probabilistes .....	297
II. Limites et voies de recherche théoriques.....	298
1. L'impact des actions promotionnelles initiées par la concurrence.....	298
2. L'impact des actions promotionnelles simultanées initiées par deux enseignes concurrentes.....	300
3. Les facteurs déterminants des écarts de réactivité des segments de clients homogènes selon le critère de leur valeur relative pour l'enseigne .....	301
4. L'impact des actions promotionnelles lorsqu'elles sont soutenues par d'autres actions marketing.....	302
5. Optimisation dynamique de l'allocation des ressources .....	302
CHAPITRE 6 : SYNTHÈSE ET CONCLUSION GÉNÉRALE .....	305
Section 1: Rappel des objectifs et des résultats de l'étude .....	305
I. Rappel des objectifs principaux.....	305
II. Principaux résultats .....	307
Section 2 : Synthèse des contributions et des voies de recherche .....	312
I. Synthèse des apports théoriques .....	312
II. Synthèse des apports méthodologiques .....	313



III. Synthèse des implications managériales.....	314
IV. Synthèse des voies de recherche.....	315
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....	317
ANNEXES .....	339
ANNEXE 1 – Qualité d’ajustement des modèles probabilistes – Estimations alternatives des achats répétés.....	339
ANNEXE 2 – Validité prédictive des modèles probabilistes – Estimations alternatives des ventes répétées simples .....	345
ANNEXE 3 – Validité prédictive des modèles probabilistes – Estimations alternatives des ventes répétées cumulées.....	348
ANNEXE 4 – Validité prédictive des modèles probabilistes – Estimations alternatives des probabilités conditionnelles d’achat .....	351
ANNEXE 5 – Validité prédictive des modèles pour la valeur monétaire – Estimations alternatives des probabilités conditionnelles de la valeur monétaire .....	354
ANNEXE 6 – Distribution observée vs. théorique de la Lifetime Value.....	357
ANNEXE 7 – Choix de l’ordre de décalage optimal des modèles vectoriels auto-régressifs.....	360
ANNEXE 8 – Durées des périodes d’ajustement.....	365
LISTE des FIGURES .....	366
LISTE des TABLEAUX .....	369