

Thèse
présentée à
**L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
DE LILLE**

ECOLE DOCTORALE

en vue de l'obtention du titre de

DOCTEUR

en Automatique et Informatique Industrielle

par

Xiaoguang DENG

**Développement d'un outil d'aide à la conception des
matériaux fibreux multifonctionnels par les
techniques de calcul avancé**

Thèse dirigée par Xianyi Zeng

Soutenue le 17 décembre 2008

JURY

Christian VASSEUR	Professeur, USTL, Villeneuve-d'Ascq	Président du jury
Christian FONTEIX	Professeur, ENSIC, Nancy	Rapporteur
Bernard YANNOU	Professeur, ECP, Paris	Rapporteur
Mauricio CAMARGO	Maître de Conférences, ENSGSI, Nancy	Examineur
Imed KACEM	Maître de Conférences, HDR, UTT, Troyes	Examineur
Xianyi ZENG	Professeur, ENSAIT, Roubaix	Directeur de Recherche
Philippe VROMAN	Maître de Conférences, ENSAIT, Roubaix	Co-directeur de Recherche
Ludovic KOEHL	Maître de Conférences, HDR, ENSAIT, Roubaix	Co-encadrant de Recherche

A mes parents et à zhuzhu

献给我的父母和朱朱

REMERCIEMENTS

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au sein du laboratoire de recherche GEMTEX (Génie des Matériaux Textiles) de l'ENSAIT (Ecole Nationale Supérieure des Arts et Industries Textiles) de Roubaix. Ce travail m'a permis de démontrer l'intérêt du développement des outils d'aide à la conception des matériaux fibreux multifonctionnels.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon directeur de recherche, Monsieur Xianyi ZENG, Professeur des universités à l'ENSAIT pour m'avoir fait confiance, dirigé et soutenu tout au long de ma thèse. Ses conseils et ses encouragements bienveillants m'ont été très précieux pour accomplir mon travail et rédiger ce mémoire.

Je remercie vivement Monsieur Philippe VROMAN, Maître de Conférences à l'ENSAIT, pour avoir supervisé cette thèse avec un regard critique et prodigué des conseils avisés. Ses connaissances et sa générosité m'ont permis de découvrir le monde magnifique du textile, particulièrement le domaine du non-tissé.

Ma grande gratitude va aussi à Monsieur Ludovic KOEHL, Maître de Conférences à l'ENSAIT, pour sa ponctualité, son efficacité et ses conseils utiles à la réalisation de ces travaux.

Je tiens aussi à remercier Monsieur Christian VASSEUR, Professeur à l'Université des Sciences et Technologies de Lille, pour avoir accepté de présider la commission d'examen du jury. Je remercie plus particulièrement Monsieur Christian FONTEIX (Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Industries Chimiques) et Monsieur Bernard YANNOU (Professeur à l'Ecole Centrale de Paris) pour avoir accepté d'être les rapporteurs de cette étude. Leurs commentaires m'ont aidé à améliorer la qualité et la forme de mon travail de recherche et je les en remercie vivement. Mes remerciements vont également à Monsieur Mauricio CAMARGO (Maître de Conférences à l'ENSGSI) et Monsieur Imed KACEM (Maître de Conférences à l'UTT), pour avoir accepté d'être examinateurs et de participer au jury, ce qui est pour moi un grand honneur.

J'adresse tout spécialement mes remerciements à Monsieur Wei-Chong Li, vice président de Hong Kong Glory Machinery Groupe, pour avoir supporté financièrement cette thèse. Sans lui, elle n'aurait jamais vu le jour.

Je tiens à remercier particulièrement Madame Jie Lu, Professeur à l'Université Technologie de Sydney, pour ses orientations lors du lancement du projet FAST.

Je remercie vivement aussi les membres du projet ASIA-LINK et MEMOTI : Yan ZHANG, Xiao CHEN, Mohammed TAZI, Emilie PLEYBER et François RAULT, pour m'avoir fourni toutes les informations nécessaires pour la réalisation et la mise en œuvre de mes travaux.

Ma gratitude va aussi au personnel du Centre Européen du Non-tissé (CENT), Thierry LE BLAN et Philippe VAN COETSEM, pour leurs conseils professionnels.

J'exprime mes remerciements à toute l'équipe des enseignants-chercheurs du laboratoire GEMTEX ainsi qu'au personnel de l'ENSAIT, plus particulièrement à Pascal BRUNIAUX, Sébastien THOMASSEY, Vladan KONCAR, David CREPIN, Anne PERWUELZ, Manuela FERREIRA, Bernard VERMEULEN, Sylvie DELCROIX, Virginie CHUPIN pour leurs renseignements chaleureux sympathiques et pratiques durant mes quatre ans de vie professionnelle en tant que doctorant et ATER.

Je remercie également mes anciennes collègues qui m'ont accueilli dans le département de langues vivantes à l'ENSAIT : Mesdames Usha MASSIKA BEHARY et Claudine LEDOUX qui m'ont formé au travail de professeur de chinois et m'ont dispensé des cours d'anglais.

Bien évidemment, je ne voudrais pas oublier les professeurs et les doctorants visités à l'ENSAIT : Monsieur Xiaohong LIU, Madame Liqing LI et Madame Lamei GUO. Merci pour leurs suggestions et renseignements concernant le niveau de recherche dans mon pays d'origine.

Un merci infini à mon professeur de français, Monsieur Michel LOUCHART, qui m'a accompagné pour résoudre les difficultés de la langue du début à la fin de ma vie doctorale. L'érudition, le sérieux et l'efficacité de ce ch'timi merveilleux m'ont fait découvrir les nombreux aspects de la culture française.

Je remercie aussi tous les thésards et ex-thésards de mezzanine du GEMTEX qui m'ont encouragé, soutenu et avec lesquels j'ai passé de vrais moments de bonheur. Je remercie donc particulièrement Bin ZHOU, Yu CHEN, Audrey MANSO, Joseph LO, Gauthier BEDEK, Gwladys BENISTANT, Stojanka PETRUSIC, Aurélie CAYLA, Ionut NEAGU, Romana, Frédéric LEROUX, Julien PAYEN, Walid JERBI, Mohamed DIMASSI, Xuyuan TAO, Inès BOUFATEH, Amed KERKENI, Jalloul ELFEHRI, Agnieszka CICHOCKA, François-regis NEPOTEVESINO, Marion AMIOT, Lichuan WANG et Cédric COCHRANE etc.

Bien sûr, la liste ne serait pas complète si je ne remerciais pas mes copains et copines

qui m'ont accompagné durant ces six années d'étude en France : Oncle Hai, Xiao-lai, Famille DAO, Xiao-li et Shen-Chen, Wei-ping, Xiao MO, Hui-wei et Cédric, Song-xin, Xin-ming et Alexandre, Jun, Alexandra, Si-liang, Xi-en, Shu-hua, Xu Yang, Heidi et Bango, Yu-peng, Anthony, Vanessa, Maxime, Jérôme, Seb, Qi, Wei, Mirna, Khatoun, Hao-ping, Liang, Xiao-jing et Zhang-feng, Cai-yun, Dong-liang etc.

Je tiens enfin à remercier mes parents qui m'ont encouragé à relever le défi de réaliser une thèse dans un pays « romantique » mais dont la langue et la culture m'étaient inconnues. Je termine en remerciant infiniment mon épouse, Yijun ZHU, pour toute la patience et l'amour qu'elle m'a témoigné durant toute ma période de thèse. Elle est ma motivation et ma force pour entreprendre chaque nouvelle journée de ma vie.

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	- 1 -
CHAPITRE 1 CONCEPTION MULTICRITERE DES MATERIAUX MULTIFONCTIONNELS.- 5 -	
1.1. METHODOLOGIE DE CONCEPTION DES PRODUITS INDUSTRIELS.....	- 5 -
1.1.1 Produits et fonctions	- 5 -
1.1.2 Conception et qualité	- 6 -
1.2. CONCEPTION DES MATERIAUX FIBREUX MULTIFONCTIONNELS	- 9 -
1.2.1 Définitions	- 9 -
1.2.2 Démarche générale de conception	- 12 -
1.2.3 Exemples d'application	- 15 -
1.3. OUTILS D'AIDE A LA CONCEPTION PROPOSES	- 17 -
1.3.1 Etude des relations les critères de qualité et les facteurs de conception	- 18 -
1.3.2 Sélection des facteurs de conception pertinents.....	- 19 -
1.3.3 Détermination de l'espace de fonctionnement.....	- 20 -
1.3.4 Evaluation globale des prototypes	- 20 -
1.3.5 A propos du choix des techniques de modélisation	- 21 -
1.4. BILAN DU CHAPITRE	- 22 -
CHAPITRE 2 MODELISATION FLOUE	- 23 -
2.1. CONTEXTE DE L'ETUDE.....	- 23 -
2.2. NOTIONS DE BASE.....	- 23 -
2.2.1 Ensembles flous	- 23 -
2.2.2 Fonctions d'appartenance	- 24 -
2.2.3 Opérateurs logiques flous	- 26 -
2.2.4 Règles floues.....	- 27 -
2.3. CONTROLEUR FLOU	- 29 -
2.3.1 Contrôleur Mamdani.....	- 29 -
2.3.2 Extraction des règles issues des données numériques	- 33 -
2.4. BILAN DU CHAPITRE	- 40 -
CHAPITRE 3 SELECTION DE FACTEURS DE CONCEPTION PERTINENTS.....	- 41 -
3.1. INTRODUCTION	- 41 -
3.2. CRITERE DE PERTINENCE GLOBAL LINEAIRE	- 46 -
3.2.1 Formalisation du problème de sélection des variables pertinentes	- 46 -
3.2.2 Critère de sensibilité numérique	- 47 -
3.2.3 Conformité de la connaissance humaine aux données mesurées	- 49 -
3.3. CRITERE DE PERTINENCE GLOBAL FLOU.....	- 52 -
3.3.1 Critère de sensibilité flou.....	- 53 -
3.3.2 Agrégation de la connaissance des experts.....	- 56 -
3.3.3 Combinaison floue de la sensibilité et de la conformité de la connaissance humaine	- 60 -
3.4. SIMULATION	- 61 -
3.5. EXEMPLES D'APPLICATION	- 65 -
3.5.1 Exemple 1 : matériau fibreux super-absorbant	- 65 -
3.5.2 Exemple 2 : matériau fibreux de protection acoustique.....	- 71 -
3.6. BILAN DU CHAPITRE	- 77 -

CHAPITRE 4	DETERMINATION DE L'ESPACE DE FONCTIONNEMENT PERTINENT	- 79 -
4.1.	INTRODUCTION	- 79 -
4.2.	DEGRE D'ACCEPTABILITE D'UN PROTOTYPE	- 83 -
4.3.	MODELISATION DE LA RELATION DEGRE D'ACCEPTABILITE / FACTEURS DE CONCEPTION	- 85 -
4.4.	RECHERCHE DE L'ESPACE DE FONCTIONNEMENT PERTINENT	- 87 -
4.4.1	Espace de fonctionnement faisable.....	- 87 -
4.4.2	Espace de fonctionnement pertinent	- 88 -
4.5.	EXEMPLES D'APPLICATION	- 90 -
4.5.1	Exemple 1 : Matériau fibreux super-absorbant.....	- 90 -
4.5.2	Exemple 2 : Matériau fibreux de protection acoustique	- 97 -
4.6.	BILAN DU CHAPITRE	- 103 -
CHAPITRE 5	EVALUATION GLOBALE DE PROTOTYPES INDUSTRIELS	- 105 -
5.1.	INTRODUCTION	- 105 -
5.2.	STRUCTURE HIERARCHISEE D'EVALUATION	- 107 -
5.3.	METHODE D'EVALUATION GLOBALE EN PLUSIEURS NIVEAUX	- 109 -
5.4.	EXEMPLE D'APPLICATION	- 114 -
5.5.	BILAN DU CHAPITRE	- 118 -
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	- 119 -	
CONCLUSION.....	- 119 -	
PERSPECTIVES	- 122 -	
BIBLIOGRAPHIE.....	- 123 -	
PUBLICATIONS PERSONELLES RELATIVES A L'ETUDE	- 143 -	
PUBLICATION DANS DES REVUES SCIENTIFIQUES INTERNATIONALES	- 143 -	
COMMUNICATION DANS DES CONGRES INTERNATIONAUX	- 143 -	
COMMUNICATION DANS UNE JOURNEE SCIENTIFIQUE NATIONALE	- 144 -	
POSTER DANS UNE CONFERENCE INTERNATIONALE	- 144 -	
ANNEXE.....	- 145 -	
ANNEXE A	SERIE DES DONNEES IRIS	- 145 -
ANNEXE B	SERIE DES DONNEES DU MATERIAU FIBREUX SUPER-ABSORBANT POUR SELECTIONNER LES FACTEURS DE CONCEPTION PERTINENTS.....	- 149 -
ANNEXE C	SERIE DES DONNEES DU MATERIAU FIBREUX DE PROTECTION ACOUSTIQUE POUR SELECTIONNER LES FACTEURS DE CONCEPTION PERTINENTS.....	- 150 -
ANNEXE D	SERIE DES DONNEES DU MATERIAU FIBREUX SUPER-ABSORBANT POUR DETERMINER L'ESPACE DE FONCTIONNEMENT PERTINENT.....	- 151 -
ANNEXE E	SERIE DES DONNEES DU MATERIAU FIBREUX DE PROTECTION ACOUSTIQUE POUR DETERMINER L'ESPACE DE FONCTIONNEMENT PERTINENT	- 152 -
ANNEXE F	RESULTAT DE L'EVALUATION GLOBALE POUR LES PROTOTYPES DU MATERIAU SUPER ABSORBANT	- 153 -

Liste des tableaux

TABLEAU 1-1 : DEMARCHES D'AIDE A LA CONCEPTION DES NOUVEAUX PRODUITS INDUSTRIELS.....	- 7 -
TABLEAU 2-1 : CONTROLEUR FLOU ET SYSTEME EXPERT FLOU	- 29 -
TABLEAU 3-1 : FORMALISATION DE LA CONNAISSANCE D'UN EXPERT.....	- 49 -
TABLEAU 3-2: CONNAISSANCES D'UN ENSEMBLE DE H EXPERTS CONCERNANT L'INFLUENCE D'UN FACTEUR DE CONCEPTION SUR UN CRITERE DE QUALITE	- 57 -
TABLEAU 3-3 : RANGS DES VARIABLES ISSUS DES DEUX CRITERES DE SENSIBILITE POUR EXEMPLE 1.....	- 62 -
TABLEAU 3-4 : TAUX DE RECONNAISSANCE CORRECTE DES DEUX VARIABLES LES PLUS PERTINENTES POUR LES TROIS CRITERES DE SELECTION	- 63 -
TABLEAU 3-5 : COMPARAISON DES TROIS CRITERES DE SELECTION.....	- 65 -
TABLEAU 3-6 : SELECTION DES FACTEURS DE CONCEPTION PERTINENTS PAR L'ALGORITHME PROPOSE ($A_1=0.8$, $A_2=0.3$).....	- 66 -
TABLEAU 3-7 : QUESTIONNAIRE RELATIF A LA CONNAISSANCE DES EXPERTS SUR LA « POROSITE » POUR EXEMPLE 1.....	- 67 -
TABLEAU 3-8 : REPRESENTATION NUMERIQUE DE LA CONNAISSANCE DES EXPERTS SUR LA « POROSITE » POUR EXEMPLE 1.....	- 68 -
TABLEAU 3-9: COMPARAISON DES METHODES DE SÉLECTION POUR L'EXEMPLE 1.....	- 69 -
TABLEAU 3-10 : VALEURS BOOLEENS DE PARAMETRES DU PROCEDE QUALITATIFS POUR EXEMPLE 2	- 72 -
TABLEAU 3-11 : RESULTAT DES CONNAISSANCES HUMAINES POUR EXEMPLE 2	- 73 -
TABLEAU 3-12 : COMPARAISON DES METHODES DE SELECTION POUR L'EXEMPLE DE PROTECTION ACOUSTIQUE.....	- 74 -
TABLEAU 4-1 : DEGRES D'ACCEPTABILITE DES PROTOTYPES POUR EXEMPLE 1.....	- 91 -
TABLEAU 4-2 : ESTIMATION DU NOMBRE DE CLASSES PAR K-MEANS POUR EXEMPLE 1	- 92 -
TABLEAU 4-3 : ENTREES/SORTIES NORMALISEES DU MODELE DANS L'EXEMPLE 1	- 93 -
TABLEAU 4-4 : RESULTATS CORRESPONDANTS POUR EXEMPLE 1 ($L=11$).....	- 96 -
TABLEAU 4-5 : PRÉVISION DES NOUVEAUX POINTS DE FONCTIONNEMENT POUR EXEMPLE 1	- 97 -
TABLEAU 4-6 : FACTEURS DE CONCEPTION SÉLECTIONNÉS POUR EXEMPLE 2.....	- 97 -
TABLEAU 4-7 : DEGRES D'ACCEPTABILITE DES PROTOTYPES POUR EXEMPLE 2.....	- 99 -
TABLEAU 4-8 : ESTIMATION DU NOMBRE DE CLASSES PAR K-MEANS POUR EXEMPLE 2	- 99 -
TABLEAU 4-9 : ENTREES/SORTIES NORMALISEES DU MODELE DANS L'EXEMPLE 2	- 101 -
TABLEAU 4-10 : RESULTATS CORRESPONDANTS POUR EXEMPLE 2 ($L=11$).....	- 103 -
TABLEAU 4-11 : PRÉVISION DES NOUVEAUX POINTS DE FONCTIONNEMENT POUR EXEMPLE 2.....	- 103 -
TABLEAU 5-1: DEGRE DE PREFERENCE DES CRITERES INDIRECTS.....	- 115 -

Liste des figures

FIGURE 1-1 : GRANDES ETAPES DE LA FIBRE AU PRODUIT TEXTILE	- 10 -
FIGURE 1-2 : DEMARCHE GENERALE POUR LA CONCEPTION DES MATERIAUX FIBREUX MULTIFONCTIONNELS.....	- 13 -
FIGURE 1-3 : EXEMPLE DE STRUCTURE D'UN MATERIAU ABSORBANT AVANCE	- 16 -
FIGURE 1-4 : LIGNE DE PRODUCTION UTILISEE POUR LA PRODUCTION DU MATERIAU ABSORBANT AVANCE	- 17 -
FIGURE 1-5 : MODÈLES DE LA RELATION PROPRIÉTÉ/STRUCTURE/PROCÉDÉ	- 18 -
FIGURE 1-6 : MODÈLE DES RELATIONS ENTRE LES CRITÈRES DE QUALITÉ ET LES FACTEURS DE CONCEPTION	- 19 -
FIGURE 2-1 : COMPARAISON D'UN ENSEMBLE CLASSIQUE ET D'UN ENSEMBLE FLOU	- 24 -
FIGURE 2-2 : FONCTION CARACTERISTIQUE ET FONCTION D'APPARTENANCE.....	- 25 -
FIGURE 2-3 : FONCTION D'APPARTENANCE, VARIABLE ET TERME LINGUISTIQUE	- 25 -
FIGURE 2-4 : FONCTIONS D'APPARTENANCE LINEAIRES PAR MORCEAUX.....	- 26 -
FIGURE 2-5 : DETERMINATION DU DEGRE D'APPARTENANCE	- 26 -
FIGURE 2-6 : TRAITEMENT D'UNE REGLE FLOUE	- 28 -
FIGURE 2-7 : UN EXEMPLE DE MANIPULATION DE REGLES FLOUES DANS L'APPROCHE MAMDANI.....	- 30 -
FIGURE 2-8 : FUZZIFICATION	- 30 -
FIGURE 2-9 : ACTIVATION	- 31 -
FIGURE 2-10 : IMPLICATION	- 31 -
FIGURE 2-11 : AGREGATION DES REGLES	- 32 -
FIGURE 2-12 : DEFUZZIFICATION PAR CENTRE DE GRAVITE	- 32 -
FIGURE 2-13 : DEFINITION RECURSIVE DES HYPER-VOLUMES D'ACTIVATION ET D'INHIBITION	- 35 -
FIGURE 2-14 : FONCTION D'APPARTENANCE TRAPEZOÏDALE SYMETRIQUE	- 36 -
FIGURE 2-15 : FONCTION D'APPARTENANCE TRAPEZOÏDALE ASYMETRIQUE	- 37 -
FIGURE 2-16: FONCTION D'APPARTENANCE GAUSSIENNE POUR LE CAS PARTICULIER $\gamma_k = (U_k - U_k)/2$	- 37 -
FIGURE 2-17 : MECANISME D'INFERENCE FLOU	- 39 -
FIGURE 3-1 : UN EXEMPLE DE MODELISATION DE LA RELATION ENTRE LES CRITERES DE QUALITE ET LES FACTEURS DE CONCEPTION	- 46 -
FIGURE 3-2 : DETERMINATION DE L'INTERSECTION ET DE L'UNION DE L'INTERVALLE D'ENTREE POUR LE CALCUL DE LA CONFORMITE DE CONNAISSANCE HUMAINE.....	- 50 -
FIGURE 3-3 : GENERATION DU CRITERE DE PERTINENCE GLOBAL FLOU	- 53 -
FIGURE 3-4 : VALEURS FLOUES POUR ΔX ET ΔY	- 54 -
FIGURE 3-5 : VALEURS FLOUES POUR SF	- 54 -
FIGURE 3-6 : ALGORITHME POUR SELECTIONNER LES VARIABLES PAR LE CRITERE DE SENSIBILITE FLOUE	- 56 -
FIGURE 3-7 : VARIABLE FLOUE REPRESENTANT LA CONNAISSANCE D'UN EXPERT	- 58 -
FIGURE 3-8 : FONCTIONS D'APPARTENANCE $SF_{k,L}$, $CCH_{k,L}$ ET $PGF_{k,L}$	- 61 -
FIGURE 3-9 : PERFORMANCE DES CRITERES EN FONCTION DU NOMBRE DE DONNEES D'APPRENTISSAGE (SANS BRUIT)	- 64 -
FIGURE 3-10 : PERFORMANCE DES CRITERES PAR RAPPORT AUX BRUITS (NOMBRE DE DONNEES D'APPRENTISSAGE = 10 000)	- 64 -
FIGURE 3-12 : RELATION SUR LES DONNEES D'APPRENTISSAGE ENTRE LA « PROFONDEUR DE PENETRATION » ET LA « POROSITE »	- 70 -
FIGURE 3-13 : RELATION SUR LES DONNEES D'APPRENTISSAGE ENTRE LE « NOMBRE DE COUCHES MOYEN » ET LA « POROSITE »	- 70 -
FIGURE 3-14 : RELATION SUR LES DONNEES D'APPRENTISSAGE ENTRE LE « DENSITE D'AIGUILLETAGE » ET LA « POROSITE »	- 70 -
FIGURE 3-15 : RELATION SUR LES DONNEES D'APPRENTISSAGE ENTRE L'« ETIRAGE » ET LA « POROSITE ».....	- 70 -
FIGURE 3-16 : MODELE DES RELATIONS QUALITE/CONCEPTION POUR EXEMPLE 2	- 72 -
FIGURE 3-17 : DISTRIBUTION DES DONNEES EXPERIMENTALES	- 76 -
FIGURE 4-1 : FONCTION D'APPARTENANCE TRAPEZOÏDALE PROPOSEE POUR ESTIMER LE DEGRE D'ACCEPTABILITE D'UN PROTOTYPE POUR UN CRITERE DE QUALITE SPECIFIQUE	- 84 -
FIGURE 4-2 : ALGORITHME GENETIQUE PERMETTANT DE TROUVER LES VALEURS OPTIMALES DES PARAMETRES DE SENSIBILITE POUR LA METHODE D'ABE.....	- 86 -
FIGURE 4-3 : MODELE CARACTERISANT LA RELATION ENTRE LES CRITERES DE QUALITE ET LES FACTEURS DE CONCEPTION POUR EXEMPLE 1	- 90 -
FIGURE 4-4 : DEGRES D'ACCEPTABILITE DES QUATRE CRITERES DE QUALITE POUR EXEMPLE 1	- 91 -
FIGURE 4-5 : CLASSES DES DEGRES D'ACCEPTABILITE GLOBAUX POUR LES PROTOTYPES DE L'EXEMPLE 1	- 93 -

FIGURE 4-6 : FONCTION D'ACCEPTABILITE PROJETEE SUR DEUX FACTEURS DE CONCEPTION POUR EXEMPLE 1 ..	- 95 -
FIGURE 4-7 : PROBABILITE DE RECOMPENSE CORRESPONDANT A CHAQUE FACTEUR DE CONCEPTION POUR EXEMPLE 1	- 96 -
FIGURE 4-8 : MODELE CARACTERISANT LA RELATION ENTRE LES CRITERES DE QUALITE ET LES FACTEURS DE CONCEPTION POUR EXEMPLE 2.....	- 98 -
FIGURE 4-9 : DEGRES D'ACCEPTABILITE DES TROIS CRITERES DE QUALITE POUR EXEMPLE 2	- 98 -
FIGURE 4-10 : CLASSE DU DEGRÉ D'ACCEPTABILITÉ GLOBALE POUR LES PROTOTYPES DE L'EXEMPLE 2	- 100 -
FIGURE 4-11 : FONCTION D'ACCEPTABILITE POUR EXEMPLE 2	- 102 -
FIGURE 4-12 : PROBABILITE DE RECOMPENSE CORRESPONDANT A CHAQUE FACTEUR DE CONCEPTION POUR EXEMPLE 2.....	- 102 -
FIGURE 5-1 : UN EXEMPLE DE LA STRUCTURE HIERARCHISEE GENERALE POUR L'EVALUATION GLOBALE DE PROTOTYPE DES MATERIAUX FIBREUX MULTIFONCTIONNELS	- 107 -
FIGURE 5-2 : STRUCTURE HIERARCHISEE D'EVALUATION GLOBALE DES PROTOTYPES POUR EXEMPLE	- 115 -
FIGURE 5-3 : DEGRES DE PREFERENCE GLOBAUX DES PROTOTYPES LIES AUX CRITERES DE L'EVALUATION POUR EXEMPLE.....	- 116 -
FIGURE 5-4 : DEGRE DE PREFERENCE GLOBAL POUR LE PROTOTYPE P_1	- 116 -
FIGURE 5-5 : DEGRE DE PREFERENCE RELATIF POUR LE PROTOTYPE P_1	- 117 -

INTRODUCTION GENERALE

Face à la concurrence de plus en plus intensive au niveau du marché international, l'exploitation des besoins des consommateurs et le développement de nouveaux produits personnalisés à réactivité rapide et au coût réduit constituent des stratégies prioritaires pour la plupart des entreprises industrielles. Aujourd'hui, les caractéristiques et les structures des produits que l'on souhaite développer sont ciblées et limitées par de multiples critères afin de satisfaire au maximum les spécifications et les attentes de plus en plus complexes issues de l'analyse du marché. Dans la pratique, le processus de conception est souvent très coûteux et long à mettre en place. Comment réaliser des nouveaux produits industriels avec des attentes multidimensionnelles avec un faible nombre d'essais et en un temps limité, est une préoccupation qui mobilise les énergies de nombreux industriels et chercheurs depuis ces dernières années.

Les solutions apportées à cette problématique s'inscrivent dans le cadre de la « mass customisation » ou « personnalisation de masse », où le principe du « prototypage rapide » est souvent appliqué afin de raccourcir les délais et les coûts de conception. Basé sur les techniques de modélisation et de simulation, cet outil d'aide à la décision permet de prévoir les performances du produit et des procédés étudiés, et de réduire le nombre d'essais par un plan d'expériences préalablement défini.

Dans la pratique, il existe de nombreuses incertitudes et redondances dans la conception d'un produit industriel en raison de la complexité de sa structure, de l'exigence multifonctionnelle sur sa qualité, et de l'influence des facteurs humains. Pour le moment, la plupart des outils d'aide à la conception ne sont pas capables de résoudre ce problème. Il est donc nécessaire de développer de nouvelles méthodes fournissant une aide intelligente à la conception multicritère dans un environnement incertain.

Ce mémoire présente les travaux de recherche réalisés au cours de ma thèse doctorale, inscrits dans le cadre du développement d'un outil d'aide à la conception des matériaux multifonctionnels, permettant de réaliser rapidement des prototypes adaptés aux besoins des clients. Cet outil a pour objectif de mesurer l'influence des facteurs de conception (matière première, paramètres du procédé, et paramètres de structure des matériaux), de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent (les intervalles optimaux des facteurs de conception sélectionnés) relatif au procédé de fabrication, et d'évaluer la qualité globale des prototypes

fabriqués en utilisant des approches d'aide à la décision multicritère. Afin de traiter les incertitudes et les imprécisions liées à la mesure des propriétés fonctionnelles, où la qualité s'exprime le plus souvent linguistiquement, ou encore à l'expression incomplète de la connaissance humaine sur les facteurs de conception qui influent sur cette même qualité au cours de la conception des matériaux, nous utilisons non seulement les techniques classiques de traitement de données, comme la classification automatique, mais aussi les techniques du calcul avancé comme la modélisation floue, l'algorithme génétique et la fusion de données instrumentales et de la connaissance humaine. Les critères de robustesse, de capacité d'interprétation et de précision sont conjointement pris en compte dans le développement de ces méthodes.

Les méthodes développées dans cette thèse sont utilisables pour la conception des matériaux multifonctionnels et ont été validées à travers la mise au point de matériaux textiles complexes tels que les non-tissés, dont les applications se trouvent dans de nombreux secteurs industriels tels que l'hygiène, l'automobile, le génie civil, le bâtiment, la santé, le domestique ou l'industrie.

Les démarches scientifiques de cette thèse se résument comme suit :

- 1) Nous proposons **un processus de développement des matériaux avancés multifonctionnels**. Ce processus est basé sur les théories d'Ingénierie Robuste et de Six Sigma afin de satisfaire aux spécifications de qualité fournies par les experts.
- 2) Afin de contrôler la qualité du matériau, nous développons **un modèle permettant de caractériser la relation entre les critères de qualité du produit (variables de sortie) et les facteurs de conception (variables d'entrée)**. Ce modèle se construit à partir soit d'une base de données correspondant à un ensemble de produits existants, soit d'une première série de prototypes réalisée dans le cas de la conception d'une nouvelle gamme de produits. Il a notamment pour objectif de mieux comprendre le comportement du procédé et du produit. Afin de simplifier le modèle pour sa mise en œuvre et de faciliter l'interprétation physique, nous développons une méthode pour **sélectionner un ensemble limité de facteurs de conception pertinents**.
- 3) Nous déterminons **un espace de fonctionnement pertinent** en nous appuyant sur le modèle proposé précédemment. Cet espace correspond aux intervalles des facteurs pertinents sélectionnés pour lesquels le produit répond aux spécifications du cahier des charges. Nous utilisons cet espace de fonctionnement, soit pour optimiser le produit ou

le procédé en fonction des contraintes du cahier des charges du produit, ou d'autres facteurs externes liés par exemple au coût de production et à l'environnement, soit encore pour procéder au contrôle qualité au cours de la phase de production.

- 4) Enfin, l'évaluation des prototypes est une phase importante avant l'industrialisation de masse. C'est la raison pour laquelle, nous proposons **une méthode d'aide à la décision multicritère pour évaluer globalement les prototypes déjà fabriqués.**

Ce mémoire s'organise de la façon suivante :

Dans le Chapitre 1, nous présentons le contexte d'étude, comprenant l'état de l'art, le contexte industriel, les exemples d'application retenus et la présentation des outils d'aide à la conception proposés.

Dans le Chapitre 2, nous rappelons quelques notions de base pour construire les outils proposés qui concernent particulièrement la modélisation avec la logique floue. Ce chapitre constitue une base théorique pour nos développements suivants.

Dans le Chapitre 3, nous présentons une nouvelle méthode permettant de sélectionner les facteurs de conception pertinents. Cette méthode prend en compte à la fois la sensibilité des données mesurées et la conformité des connaissances humaines par rapport à ces mêmes données. La logique floue est utilisée pour combiner ces deux sources d'informations qui diffèrent par leur format.

Dans le Chapitre 4, nous décrivons une méthode permettant de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent. Cette méthode permet de partitionner, de façon optimale, l'espace des facteurs de conception et d'extraire des règles floues caractérisant les relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception.

Dans le Chapitre 5, nous proposons une méthode d'évaluation pour les prototypes des matériaux fibreux déjà fabriqués. Cette méthode utilise des critères d'évaluations linguistiques, organisés dans une structure hiérarchisée.

Enfin, nous testons la performance des méthodes développées précédemment à travers deux exemples présentés dans le Chapitre 1, concernant le cas concret du développement d'un matériau super-absorbant et d'un matériau destiné à la protection acoustique.

Chapitre 1 CONCEPTION MULTICRITERE DES

MATERIAUX MULTIFONCTIONNELS

Dans ce chapitre, nous présentons le contexte général de la conception multicritère des produits industriels, en particulier la conception des nouveaux matériaux multifonctionnels de structure fibreuse. Ensuite, nous identifions clairement les contraintes pratiques liées au contexte fréquemment rencontrées dans la conception des matériaux. Enfin, nous proposons un ensemble d'outils d'aide à la conception afin de résoudre ces contraintes.

1.1. Méthodologie de conception des produits industriels

1.1.1 Produits et fonctions

Contrainte à la compétition du marché mondial, une entreprise devra susciter la confiance des consommateurs, en leur offrant, en temps voulu, des produits complexes et fiables [FOWLKES, 1998]. Les produits satisfaisant aux clients ayant des attentes variées doivent posséder des caractéristiques ciblées répondant à un certain nombre de critères (tels que la fiabilité, le prix de vente et les propriétés multifonctionnelles) selon les préférences de consommateurs ciblées obtenues par une enquête de marché [PETIOT, 2004a].

Un produit peut être considéré comme un objet réalisant un certain nombre de fonctions, avec certains niveaux de satisfaction pour une population donnée [GAUTIER, 1995]. La règle d'expression d'une fonction est notamment préconisée par [NFEN-1325, 1996]: « Les fonctions contraintes sont des réactions du produit par rapport à des actions d'un élément de son milieu extérieur. Ces fonctions contraintes sont des constantes qu'il convient de préciser dans le Cahier des Charges Fonctionnel (CdCF) ».

Effectivement, les contraintes mentionnées dans le CdCF peuvent être considérées comme des critères de qualité à satisfaire au cours des activités de conception des nouveaux produits. Les critères de qualité reposent sur un ensemble de concepts et de techniques dont la prise en compte devient indispensable pour la réussite d'un projet de conception de nouveau produit [YANNOU, 2006].

1.1.2 Conception et qualité

Les définitions concernant la conception des nouveaux produits industriels sont nombreuses. D'une manière générale, la conception est décrite comme « une activité permettant de définir un produit conduisant à une fonctionnalité particulière et se conformant à certains critères » [GAUTIER, 1995], [JONES, 1963].

La norme [NFL00-007, 1992] définit la conception d'un produit comme « une activité créatrice qui, partant des besoins exprimés, des moyens existants et des possibilités technologiques, aboutit à la définition d'un produit satisfaisant ces besoins et industriellement réalisable ».

L'activité de conception des nouveaux produits est une partie opérationnelle du processus d'innovation qui a pour objet de définir un produit respectant plusieurs critères comme certaines fonctionnalités et spécifications [BONNARDEL, 1992]. Nous avons constaté que ce processus est complexe, instable, et met en œuvre un grand nombre de techniques dans le but d'atteindre les objectifs de qualité prédéfinie.

Les critères de qualité d'un produit ne peuvent être assurés que si nous maîtrisons les différents processus qui concourent à la réalisation de ce produit. Il y a deux processus pour assurer la qualité : la maîtrise de la qualité en production et la maîtrise de la qualité en conception [CHERFI, 2002].

La maîtrise de la qualité en production regroupe un ensemble de méthodes permettant de piloter, de façon optimale, un processus de production. Pourtant, au fil du temps, il a fallu, pour mieux maîtriser la qualité du produit, remonter plus en amont dans le cycle de vie d'un produit, jusqu'à la phase de conception [EYNARD, 2006], [BONNARDEL, 1992]. Selon l'étude menée par [ANDREASEN, 1992], « si la phase de conception d'un produit ne représente que 5% des coûts du produit, elle en détermine environ 80% ».

La maîtrise de la qualité en conception doit être une activité dans laquelle les méthodes et les outils sont maîtrisés, et les bonnes démarches pour les mettre en œuvre développées. Un certain nombre de démarches d'aide à la conception de nouveaux produits ont été recensées par Brown et al. et sont présentées dans le Tableau 1-1 [BROWN, 2001].

Tableau 1-1 : Démarches d'aide à la conception des nouveaux produits industriels

Démarche	Description	Point fort
Le déploiement de la fonction qualité (Quality Function Deployment)	Proposition d'une matrice mettant la relation entre les besoins du consommateur et les critères de qualité	Aider à la prise de décision des équilibres des critères de qualité des produits afin de répondre au maximum à la voix du consommateur
Zenbara	Obtention des idées pour de nouveaux produits lors de l'élimination d'anciens produits	Eviter un investissement important dans une technologie trop complexe et non compétitive afin de réduire le délai de conception
Conception d'assemblage	Détermination d'un grand nombre de facteurs de conception afin d'aider efficacement à l'organisation du procédé et l'assemblage du produit	Augmenter la productivité du procédé et la qualité des produits finis
Plan d'expériences	Détermination d'un ensemble de facteurs de conception afin de réaliser des prototypes ciblant les critères de qualité du produit	Economiser un grand nombre d'essais non nécessaires et ainsi diminuer le coût et le délai de conception
Analyse des modes de défaillance	Classement du nombre de priorités de risques des facteurs liés au produit et au procédé, et proposition d'une liste de priorités au contrôle des produits finis	Procéder au rattrapage pour améliorer la qualité du produit ou la fiabilité du procédé.
Analyse de la valeur	Identification des critères et du coût des produits en fonction de la satisfaction du consommateur	Estimation du coût raisonnable préservant l'utilité au consommateur

Présenté dans le Tableau 1-1, la technique des plans d'expériences est une démarche courante souvent présentée comme incontournable, permettant de cibler les critères de qualité en réalisant une série de prototypes représentatifs [MONTGOMERY, 1991]. Dans la littérature, il existe généralement deux catégories des plans d'expérience pour variables qualitatives : plans factoriels complets et plans optimaux [CHAGNON, 2005].

Les plans factoriels complets sont constitués de toutes les combinaisons possibles de facteurs de conception. Dans la pratique, la construction d'un plan complet est longue à mettre en œuvre et à mesurer. Afin de résoudre l'inconvénient évident, de nombreuses techniques sont proposées pour construire de plans d'expérience optimaux de petite taille. Ces techniques permettent de réaliser les nouveaux produits avec un faible nombre d'essais et en un te La plupart des plans d'expériences optimaux classiques sont construits et basés sur l'orthogonalité entre facteurs de conception (estimations indépendantes des effets du modèle) [PLOIX, 2004]. Les niveaux des facteurs sont fixés par avance à des valeurs bien définies.

Néanmoins, en pratique, il arrive souvent que l'on ne puisse pas respecter ce plan idéal [GOUPY, 2006]. Par exemple, dans la conception des matériaux avancés, certaines combinaisons de réglages sont parfois impossibles physiquement à réaliser ce qui rend difficile l'emploi de plan. Cela provoque donc un grand besoin de construire un plan non conventionnel qui permet d'évaluer les effets et les interactions que l'on obtiendrait avec une distribution classique des points expérimentaux.

Récemment, certains critères d'optimalité dépendant de la distribution des points expérimentaux sont proposés, tels que A-optimalité, D-optimalité, G-optimalité et O-optimalité [CHAGNON, 2005]. Cependant, ces critères sont moins puissants pour les modèles non linéaires. Cet inconvénient provoque la limite d'utilisation des ces critères d'optimalité dans notre contexte de recherche – conception des matériaux fibreux multifonctionnels.

Dès le départ, à cause de la complexité de ce contexte, nous devons traiter une quantité importante de caractéristiques (mesurées ou estimées) liées au matériau et au procédé. Elles sont souvent considérées comme incertaines et imprécises, et sont parfois incomplètes ou indisponibles. Ces données correspondent aux facteurs de conception et aux critères de qualité visés. Les facteurs de conception sont en particulier liés au procédé de fabrication qui possède de très nombreux paramètres (réglages, outils, configurations techniques, etc.). Certains sont parfois interdépendants. Certaines combinaisons de réglages sont parfois impossibles physiquement à réaliser, ce qui rend difficile l'emploi de plan d'expériences. De plus, les relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception sont souvent non-linéaires. Il s'agit donc de faire une première sélection de facteurs de conception à l'aide des experts. De même, la structure des matériaux étudiés est souvent complexe (hétérogène, multicomposant, multi-couches, etc.) si bien que le comportement de ces matériaux est d'autant plus difficile à comprendre. Il est par conséquent nécessaire de réaliser un grand nombre de prototypes. Cependant, il est évident que ce nombre est restreint par la disponibilité des outils de production, des ressources humaines et des matières premières nécessaires à la mise en œuvre, par le temps disponible pour les essais et par les coûts engendrés. Enfin, l'estimation des critères de qualité nécessite souvent l'utilisation de techniques de mesure complexe, parfois longues à réaliser. Pour toutes ces raisons, nous destinons à proposer différents outils pour construire un plan d'expérience optimal, qui vont permettre d'extraire un maximum d'informations à partir d'un minimum de prototypes

réalisés tout en recherchant un compromis entre les évaluations parfois divergentes retournées par les experts.

Dans notre contexte, nous appréhenderons davantage la conception des matériaux (produits semi-finis) plutôt qu'à la conception de produit (fini). En effet, les phases de transformation (par exemple la découpe) et d'assemblage des matériaux pour en faire un produit fini ne sont pas abordées. Bien que très similaire à la nôtre, une démarche de conception de produit fini fait certainement l'objet d'étapes supplémentaires de conception.

1.2. Conception des matériaux fibreux multifonctionnels

Le matériau est un solide utilisé par l'homme pour la fabrication d'objets qui constituent le support de son cadre de vie. Aujourd'hui, afin de rester compétitives sur le plan international, les entreprises européennes se concentrent sur le développement de matériaux et produits à plus forte valeur ajoutée. Un des moyens d'augmenter cette valeur ajoutée est d'offrir aux matériaux ainsi qu'au produit fini de nouvelles fonctionnalités, soit complètement innovantes par rapport au contexte d'utilisation du produit, soit reprenant les fonctionnalités d'autres matériaux associés à celui-ci dans le but d'améliorer les performances du produit. Plusieurs tendances ont vu le jour lors de ces dernières années au sein de l'industrie textile : le développement durable, les textiles intelligents, les nanocomposites, les matériaux avancés, etc. Avant de présenter notre démarche de conception, quelques définitions correspondantes aux matériaux abordés dans ce manuscrit sont d'abord présentées afin de mettre en évidence notre contexte.

1.2.1 Définitions

➤ **Matériau**

Elément constitutif d'un produit fini. Il désigne soit la nature elle-même du matériau (ou matière), soit la structure morphologique du matériau [MERCIER, 2002].

➤ **Matériau fibreux**

C'est une classe du matériau dont la structure (plus ou moins complexe) est composée de structures élémentaires enchevêtrées et appelées fibres (matière première). Nous parlons aussi de matériau textile et par simplification de textile pour désigner le matériau fibreux, quelque soit le produit ou l'application finale (du vêtement au produit technique...). La

fabrication d'un matériau fibreux, basée sur la fibre en tant que matière première élémentaire, peut faire appel à un nombre important de technologies parmi lesquels figure les procédés de fabrication des non-tissés [CTT, 1994]. La procédure générale de transformation de la fibre au produit textile est schématisée ci-dessous :

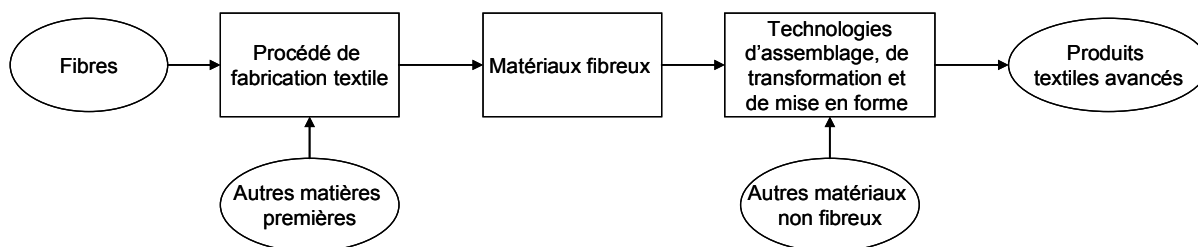


Figure 1-1 : Grandes étapes de la fibre au produit textile

➤ Matériau avancé

Matériau utilisé dans la fabrication de produits nouveaux ou améliorés à fort contenu technologique et leur procurant du point de vue de la performance (physique ou fonctionnelle) un avantage marqué comparativement aux matériaux de grande diffusion. Fait partie d'une catégorie de matériaux qui comprennent le métal avancé, le textile avancé, la céramique avancée, les polymères avancés, les nano-matériaux, les composites, etc. [AUDET, 2003]. C'est un matériau dont le degré de complexité (structure ou propriétés fonctionnelles) est supérieur à la moyenne des matériaux.

➤ Matériau multifonctionnel

Ce dit d'un matériau qui cumule plusieurs fonctionnalités. Ce matériau répond non seulement à des fonctionnalités de base mais aussi à d'autres propriétés spécifiques à l'application [VROMAN, 2008a].

➤ Propriété fonctionnelle

Propriété ou grandeur physico-chimique du matériau relative aux fonctionnalités du matériau (ex. : résistance à l'éclatement, absorption acoustique, etc.) [VROMAN, 2008a].

➤ Propriété structurelle

Grandeur physico-chimique du matériau relative à la morphologie et aux propriétés de la structure du matériau (ex : épaisseur, porosité, densité volumique de fibre, énergie de surface, etc.). Par la suite, nous parlerons de propriété structurelle lorsque nous désignons un

critère de qualité à atteindre (épaisseur, etc.) et nous utiliserons l'expression paramètre de structure pour désigner un facteur de conception (densité de fibres, porosité, etc.) [VROMAN, 2008a].

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons essentiellement à la conception des matériaux fibreux multifonctionnels. En raison du bon rapport performance/prix et de leur adaptabilité, la quantité de produits finis utilisant les matériaux fibreux multifonctionnels augmente de façon significative depuis les dernières décennies. Ces matériaux sont utilisés dans la gestion de l'environnement (géotextiles intelligents, produits durables, agrotextiles autonomes, filtration avancée des effluents gazeux ou hydrauliques...), dans le domaine militaire, le soin médical et personnel (implantation biologique, cosmétique, soutien de culture cellulaire, vêtements et équipements de protection ...), dans le confort humain et le bien-être (isolation thermique/phonique pour automobiles, transports en commun et constructions ...), et dans l'application des matériaux alternatifs (composites, cuir synthétique et habillement), etc. [VROMAN, 2007].

La conception de ces matériaux multifonctionnels est très complexe d'abord parce qu'ils sont caractérisés par un ensemble de spécifications et de critères de qualité variés incluant notamment [VROMAN, 2007]:

- les propriétés fonctionnelles (propriétés mécaniques, propriétés hydrauliques, propriétés physico-chimiques, barrières ou propriétés d'isolation, etc.)
- les propriétés structurelles (poids, épaisseur, densité, etc.)
- les propriétés sensorielles et d'usage (ergonomie, toucher, aspect visuel, sensation au porter, etc.)
- les propriétés spéciales (introduction de capteurs, actionneurs, d'éléments pour le transport d'énergie ou d'informations, etc.)
- les contraintes économiques (coût des matières premières, coût de production, chaîne d'approvisionnement, réseau de distribution, marketing de produits techniques, etc.).
- les contraintes écologiques (capacité de recyclage, biodégradabilité, impact environnemental, etc.)
- les contraintes sociétales et politiques (type de main d'œuvre utilisée, accord commercial, etc.)

De plus, dans le contexte de compétition internationale actuel, les concepteurs des

matériaux sont contraints d'innover en permanence afin de satisfaire des spécifications nouvelles et d'être réactifs face à l'évolution du marché désormais mondialisé. Il est donc plus que jamais nécessaire d'avoir à disposition des outils d'aide à la conception, facile à mettre en œuvre, adaptés à cette complexité grandissante et qui permettent une meilleure compréhension des procédés industriels.

Dans ce mémoire, nous souhaitons particulièrement développer un plan d'expériences optimal pour aider les concepteurs à concevoir rapidement les matériaux fibreux multifonctionnels désirés. Ce plan d'expériences devra permettre de réaliser une recherche heuristique optimale afin d'obtenir des points de fonctionnement pertinents tout en minimisant le coût d'exploration de l'espace.

En effet, ce plan d'expériences optimal est basé sur un modèle caractérisant la relation entre des critères de qualité à satisfaire et des facteurs de conception à prendre en compte. Les critères de qualité sont mentionnés précédemment, et les facteurs de conception comportent les matières premières (nature, morphologie des structures élémentaires fibreuses, propriétés physico-chimiques des fibres, mélanges, etc.), les paramètres du procédé (type d'aiguilles, densité d'aiguilletage, vitesse de production etc.), les paramètres de structure (nombre de couches, orientation des fibres, structure poreuse etc.) et l'environnement de la production (température, humidité, etc.).

1.2.2 Démarche générale de conception

Dans cette section, nous proposons une démarche générale pour la conception des matériaux fibreux multifonctionnels (Figure 1-2) [VROMAN, 2007], [DENG, 2007a]. Cette démarche, basée sur du bon sens mais aussi inspirée des techniques de l'Ingénierie Robuste [DEMONSANT, 2002] et Six Sigma [ALLEN, 2006], permet de satisfaire aux spécifications fonctionnelles du client par l'intégration de la connaissance des experts sur les produits et les procédés de fabrication. Logiquement, cette démarche se divise en cinq étapes : *Définir – Mesurer – Analyser – Améliorer – Maîtriser (DMAAM)* [LAMPRECHT, 2006].

Etape1 : Définition du cahier des charges fonctionnel (Définir)

Avant de démarrer le processus de conception, l'analyse du besoin des clients est une phase indispensable. Nous en sommes aujourd'hui à une prise de conscience que le client est roi, que la concurrence est partout, et qu'il ne suffit plus de concevoir et de fabriquer des

matériaux conformes à leurs spécifications considérées comme un ensemble de critères [GAUTIER, 1995]. En effet, cet ensemble de critères comprenant désormais non seulement les propriétés fonctionnelles et structurelles, mais aussi les propriétés sensorielles et environnementales, etc. L'analyse du besoin se finalise par la rédaction d'un cahier des charges fonctionnel. Il existe plusieurs méthodes pour aider à son élaboration [GRANDHAYE, 2008], [YANNOU, 2005], [PETIOT, 2004b]. La méthode du Déploiement de la Fonction de Qualité (DFQ), l'une des plus appliquées, consiste à traduire les besoins du client en termes de fonctions de contrainte et à définir leur poids (degré d'importance) [AKAO, 1990], [COHEN, 1995]. Ces fonctions de contrainte vont par la suite correspondre aux critères de qualité du matériau à concevoir.

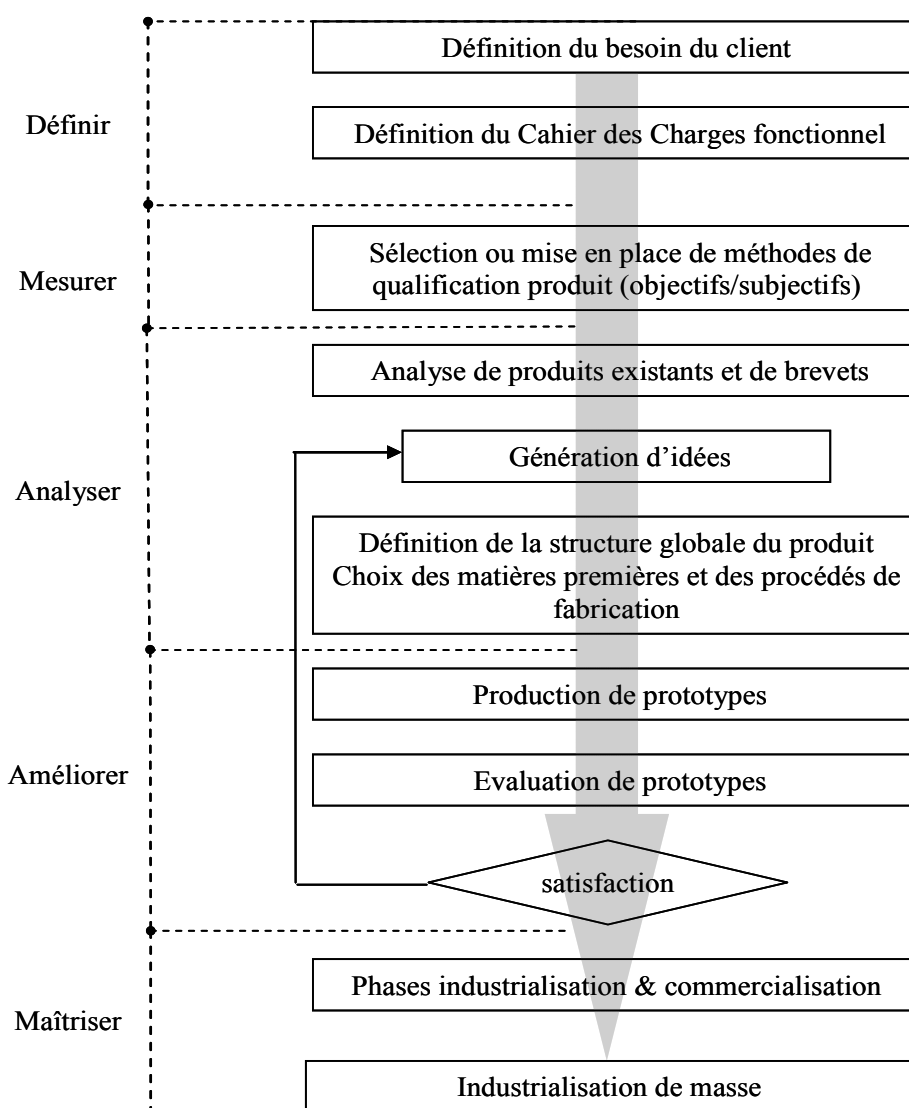


Figure 1-2 : Démarche générale pour la conception des matériaux fibreux multifonctionnels

Etape 2 : Définition des méthodes de mesures des critères de qualités (Mesurer)

Les fonctions de contrainte sont ensuite interprétées afin de pouvoir être quantifiés sous la forme d'une série de propriétés physico-chimiques. En association avec ces propriétés, il s'agit de sélectionner ou de développer des méthodes de mesures (appareils, paramètres de mesures, conditions de mesures, normes de référence internationale) afin de caractériser précisément les critères objectifs de qualité figurant dans le cahier des charges fonctionnel. Dans le cas où le critère fait appel à une évaluation subjective difficile à quantifier, il peut être utile de mettre en place un panel d'évaluation spécifique à la phase de conception.

Etape 3 : Analyse de l'existant, génération d'idée, définition d'une structure produit

Il existe des travaux importants sur la structure des matériaux, en particulier sur l'étude du comportement des matériaux en rapport avec un certain nombre de propriétés mécaniques, hydrauliques, etc. [VROMAN, 2005], [PLEYBER, 2007]. La conception d'un nouveau matériau peut bien sûr s'inspirer de structures de produits existants ayant des fonctionnalités similaires ou être issue de transposition de principes de comportements connus dans d'autres structures de matériaux. La définition d'une structure de produit répondant au cahier des charges fonctionnel peut être obtenue après une séance de génération d'idées. Une séance de créativité (ou brainstorming) [BIGAND, 2008], [EVANS, 2004] est souvent recommandée dans ce cas. Le résultat obtenu représente une hypothèse de travail qui sera expérimentée au cours des étapes suivantes et reconsidérée en cas de non satisfaction.

Etape 4 : Expérimentation, prototypage (Améliorer)

Il semblerait qu'une des principales limites de l'innovation dans les matériaux aujourd'hui soit la disponibilité des technologies. En effet, le développement de matériaux avancés passe par la combinaison de technologies innovantes. La solution viendra sûrement du développement de pôles de compétences accessibles aux entreprises et rassemblant un panel de moyens humains et technologiques complémentaires, sources de synergie propices à l'innovation. Dans tous les cas de figure, la phase de réalisation de prototypes de matériaux est incontournable. Les techniques de plan d'expériences [ERIKSSON, 2000] sont des outils d'aide à la conception souvent utilisés dans cette phase afin de réaliser et d'optimiser l'emploi des ressources et d'extraire un maximum d'informations sur les prototypes réalisés. Cependant, en particulier dans notre cas des matériaux fibreux multifonctionnels, les

contraintes techniques sont fortes et ne permettent pas de traiter un grand nombre de combinaisons liées à la construction des plans. C'est la raison pour laquelle nous proposons une technique d'évaluation globale multicritère des prototypes qui permet de vérifier les idées de conception et cibler les spécifications dans le cahier des charges fonctionnel [LU, 2008].

Etape 5 : Contrôler la fabrication en masse (Maîtriser)

Enfin, la dernière étape consiste en un passage de l'échelle du laboratoire ou pilote à l'échelle industrielle, avec bien sûr la recherche de partenaires pour la production, la distribution et la commercialisation des matériaux/produits. Des travaux sont également en cours afin de développer des techniques d'aide au contrôle et à la surveillance des procédés de fabrication, en particulier au cours de la phase d'innovation.

1.2.3 Exemples d'application

Dans cette section, deux exemples issus de la conception des matériaux fibreux multifonctionnels sont utilisés pour illustrer nos travaux. Ces matériaux fibreux sont de la famille des matériaux non-tissés.

Exemple 1 : Matériau fibreux super-absorbant

Suite au succès du marché de l'essuyage industriel et domestique, la consommation des produits non-tissés destinés à l'absorption de liquide a significativement augmenté en particulier dans les applications de soin personnel [AKERS, 1997]. Par exemple, des structures super-absorbantes sont étudiées pour donner aux clients de nouvelles solutions en terme de confort et d'esthétique [VROMAN, 2005]. Ces développements sont rendus possibles notamment par l'apparition de nouvelles fibres. Ces fibres prometteuses laissent apparaître un haut potentiel pour de nouvelles utilisations finales. À ce stade, les fibres super absorbantes sont de plus en plus intégrées dans des structures complexes, mélangées avec d'autres types de fibres dans l'un des composants du matériau non-tissé.

Un tel produit absorbant dédié à une application cosmétique comporte de multiples fonctions comme l'acquisition rapide de liquide, la haute capacité de rétention du liquide, la douceur de contact avec la peau, la libération d'agents actifs et possède comme contrainte structurelle de répondre à une épaisseur limitée, etc.

La Figure 1-3 présente un exemple de structure fibreuse complexe qui répond à un tel

cahier des charges. Elle est composée de quatre couches associées comme suit : le voile de contact (appelé « top-sheet ») possède un fort pouvoir de mouillage afin de faciliter l'absorption de liquide. La seconde couche a pour but d'absorber (par capillarité) et de distribuer le liquide sur la plus grande surface possible. Ce liquide est ensuite absorbé et retenu par le cœur absorbant. Cette couche contient les fibres super absorbantes en mélange avec d'autres fibres. Enfin, le voile de fond (appelé « back-sheet ») est en contact avec la main qui manipule le produit et doit garantir à la fois une bonne imperméabilité au liquide absorbé et un bon confort d'utilisation.

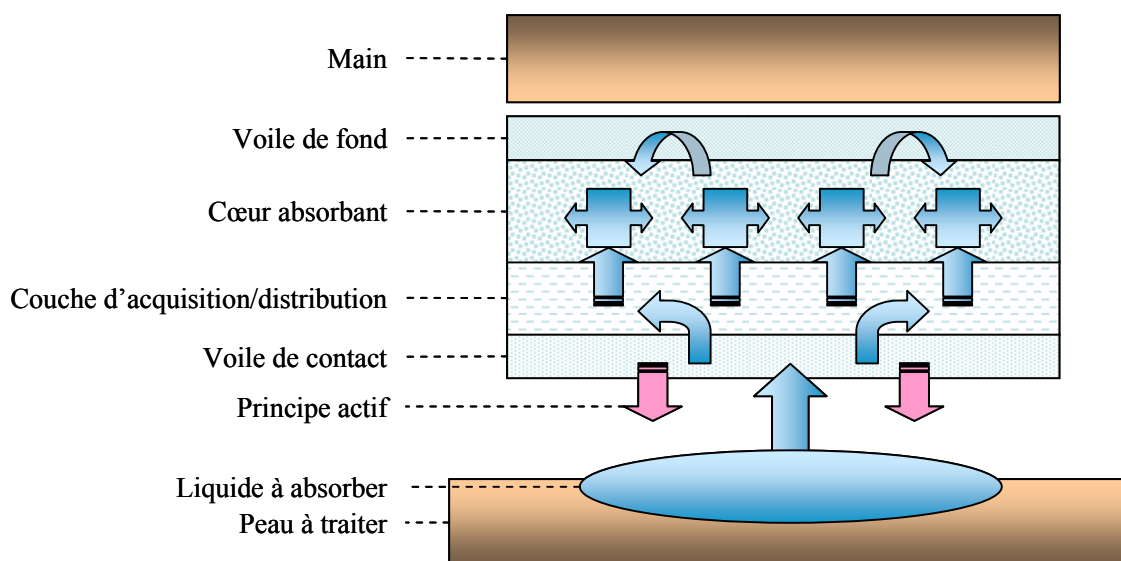


Figure 1-3 : Exemple de structure d'un matériau absorbant avancé

Dans notre étude, nous nous concentrons sur la partie « cœur absorbant » avec comme cahier des charges fonctionnel simplifié : une épaisseur et masse surfacique limitée, une grande capacité et une haute cinétique d'absorption. La masse surfacique et l'épaisseur sont estimées selon les normes ISO 9073-1 et ISO 9073-2. La capacité d'absorption et la vitesse d'absorption sont mesurées en fonction de la norme ISO 9073-12. La porosité du matériau est estimée à partir des mesures de masse surfacique, de l'épaisseur et de la densité massique des fibres utilisées.

Dans cette étude, la matière première sélectionnée est un mélange de fibres absorbantes spéciales et de fibres synthétiques. Les prototypes sont réalisés par une combinaison de procédés de fabrication non-tissés : formation par voie sèche (cardage + étaleur-nappeur) et consolidation par aiguilletage (Figure 1-4).

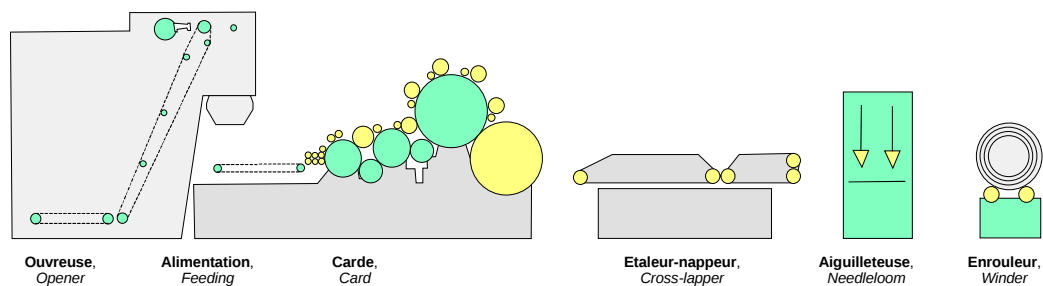


Figure 1-4 : Ligne de production utilisée pour la production du matériau absorbant avancé

Exemple 2 : Matériau fibreux de protection acoustique

La gestion moderne de notre environnement et en particulier de nos lieux de vie impose le développement d'une nouvelle génération de matériaux. Parmi ceux-ci figurent les matériaux destinés au confort acoustique pour nos maisons ou nos voitures. Ces matériaux répondent notamment à de nouvelles réglementations plus exigeantes qui vont dans le sens de la qualité de vie et à la préservation de la santé des usagers. Les matériaux du futur devront combiner des performances multiples, par exemple acoustique, thermique, être issu de ressources renouvelables, protéger des rayonnements électromagnétiques, etc.

Dans cet exemple, l'objectif est de concevoir un matériau fibreux multifonctionnel qui combine entre-autres les qualités suivantes : compressibilité, résilience et absorption acoustique. Les critères de compressibilité et de résilience sont quantifiés par le biais d'une méthode développée en interne [PLEYBER, 2007], inspirée de la norme EDANA WSP 120.4(05). Cette méthode permet notamment d'obtenir les mesures de « résistance à la compression » et de « perte élastique ». Notre matériau visé correspond à une faible résistance à la compression et une faible perte élastique. Le coefficient d'absorption acoustique est mesuré à l'aide d'un tube d'impédance, selon la norme EN ISO 354. Dans cette étude, la matière première est un mélange entre une fibre synthétique et une fibre à bas point de fusion de même nature. Les prototypes sont réalisés par voie sèche (cardage et nappage), consolidé par aiguilletage et par traitement thermique. Le produit est monocouche, multicomposé et de structure spécifique.

1.3. Outils d'aide à la conception proposés

Dans la littérature existante, de nombreux outils d'aide à la décision ont été développés pour la conception industrielle de produits [MERLO, 2008], [YANNOU, 2002], [LIMAYEM, 1999], appelés outils d'aide à la conception. Dans le cadre de différents travaux de recherche

menés au GEMTEX, plusieurs outils d'aide à la conception sont étudiés [KOEHL, 2008], [ZHOU, 2007], [VROMAN, 2007], [JERBI, 2007]. Dans ce travail de thèse, nous allons nous intéresser particulièrement aux outils de conception relatifs à la phase « Améliorer » de la procédure générale de conception présentée dans la Figure 1-2. Le rôle de cette phase est de valider le concept de produit défini dans la phase de créativité en réalisant une série de prototypes. Cette phase se compose en deux parties : production et évaluation de prototypes.

1.3.1 Etude des relations les critères de qualité et les facteurs de conception

A cause du temps limité et d'une expertise non disponible, la plupart des concepteurs se concentrent sur les relations propriété/procédé : c'est à dire entre les propriétés visées et les paramètres du procédé [VROMAN, 2008b]. La conception de produits ou matériaux à plus forte valeur ajoutée nécessite de mieux comprendre son comportement relatif à son environnement fonctionnel. Ceci nous amène naturellement à devoir davantage caractériser la structure même du matériau ainsi que ses propriétés physico-chimiques. Cela correspond donc désormais à l'étude des relations propriétés/structure ou des relations propriété/structure/procédé (Figure 1-5).

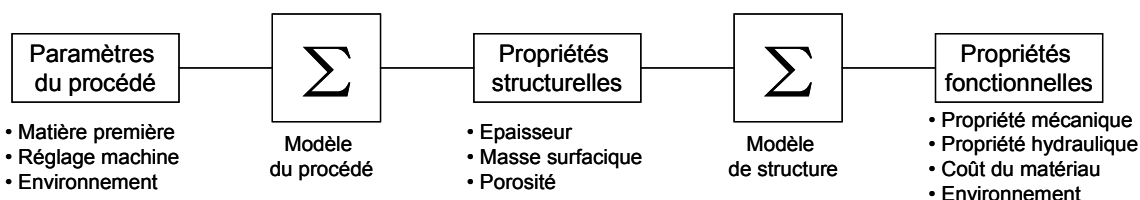


Figure 1-5 : Modèles de la relation propriété/structure/procédé

Dans notre approche, nous proposons de considérer un modèle basé directement sur les relations entre les critères de qualité (variables de sortie ou réponses) et les facteurs de conception (variables d'entrée ou facteurs). Ce modèle, illustré dans la Figure 1-6, représente les relations entre, d'une part, les paramètres sur lesquels le concepteur peut agir et, d'autre part, les propriétés visées et les contraintes spécifiques (dimensionnement, environnement, coût, etc.). En particulier, les variables qui caractérisent la structure du matériau figurent soit en entrée comme facteurs de conception à ajustement libre (ex. : densité de fibres), soit en sortie comme contraintes ou caractéristiques visées (ex. : dimensionnement imposé).

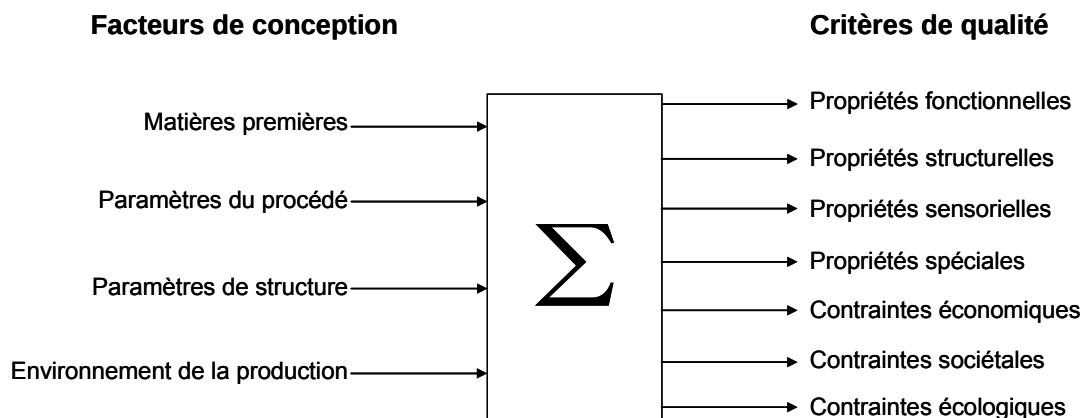


Figure 1-6 : Modèle des relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception

Cette thèse a pour objectif de résoudre les problèmes rencontrés lors de la modélisation. Les solutions proposées viennent assister la mise en œuvre d'un plan d'expériences permettant de sélectionner au mieux les facteurs de conception par ordre d'importance pour fabriquer un matériau désiré. Dans un sens large, ces solutions peuvent également être considérées comme un ensemble d'outils d'aide à la conception des matériaux fibreux multifonctionnels, fournissant des conseils pertinents aux concepteurs et aux opérateurs de fabrication pour la création de nouveaux produits et le réglage du procédé.

1.3.2 Sélection des facteurs de conception pertinents

Comment nous l'avons mentionné précédemment, une première sélection (qualitative) des facteurs de conception est d'abord établie par les experts afin de limiter le champ d'investigation. Dans un second temps, une méthode permettant d'évaluer le degré d'influence (appelé aussi sensibilité) de ces différents facteurs sur chacun des critères de qualité est proposée [DENG, 2006]. Cette méthode sera par la suite utile à la sélection finale (quantitative) des facteurs de conception qui sont les plus pertinents. Le but est ici de réduire la complexité de notre modèle notamment en limitant le nombre d'interactions possibles entre variables d'entrée. Cela a aussi pour conséquence d'aider à la compréhension du comportement du matériau, d'appréhender l'influence des paramètres du procédé, mais également de limiter le nombre d'essais complémentaires.

La méthode que nous proposons permet de compenser le manque de données provenant d'un nombre d'essais volontairement limité par l'utilisation de la connaissance humaine sur les relations entre facteurs de conception présélectionnés et critères de qualité désirés. Le

principe est notamment de mesurer la conformité entre cette base de connaissance humaine et les résultats de l'analyse statistique des données disponibles [DENG, 2007b]. L'expression de cette base de connaissance et l'estimation de cette conformité est réalisée à l'aide de systèmes flous.

1.3.3 Détermination de l'espace de fonctionnement

Nous présentons une méthode permettant de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent à partir des expériences réalisées [DENG, 2008]. Cette méthode permet de partitionner, de façon quasi-optimale, l'espace des facteurs de conception (en particulier les paramètres du procédé) et d'extraire des règles floues caractérisant les relations entre les facteurs de conception et les critères de qualité. Elle conduira d'une part, à déterminer les zones futures d'investigation pour la réalisation de nouveaux prototypes (particulièrement utile dans le cas où les critères de qualité ne sont pas remplis) et d'autre part, à définir une plage de fonctionnement de fabrication qui répond au cahier des charges. La procédure développée utilise la technique d'évaluation globale des prototypes présentée au point suivant.

1.3.4 Evaluation globale des prototypes

Le but de l'évaluation des prototypes est de mesurer le niveau de préférence global d'un prototype par rapport aux critères de qualités définis. Cette évaluation implique couramment plusieurs critères quantitatifs et qualitatifs. C'est-à-dire qu'ils comprennent des mesures physiques et des appréciations humaines, tirées d'un panel d'évaluateurs (experts du produit et du procédé). Elle est reliée aux exigences fonctionnelles définies dans la première phase de conception et peut intégrer des descripteurs linguistiques.

Il existe souvent des incertitudes et des imprécisions lors de l'évaluation des prototypes déjà fabriqués, car une quantité d'informations linguistiques est utilisée dans ce processus. Ces informations comprennent les poids de pondération des critères d'évaluation, les poids de pondération des évaluateurs, ainsi que leurs jugements par rapport aux prototypes. Les approches mathématiques classiques ne sont pas disponibles pour traiter ces descripteurs linguistiques. Dans ce contexte, nous proposons une technique d'aide à la décision multicritère utilisant la logique floue, particulièrement utile à la combinaison d'évaluation linguistique et de mesures physiques [LU, 2008].

1.3.5 A propos du choix des techniques de modélisation

Comme nous l'avons vu précédemment, notre approche repose sur le modèle qui caractérise des relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception. Dans la littérature, il existe trois types de modèles : le modèle analytique basé sur la théorie physico-chimique et mécanique [RACHED, 2008], [MAO, 2007], [GINSBURGER, 2003] ; le modèle statistique basé sur l'expérimentation et l'analyse de données entrées/sorties [HUANG, 2007], [WONG, 2006] ; et enfin le modèle dit « avancé » utilisant les techniques de calcul avancé et basé sur la combinaison des données numériques et des connaissances humaines [KOEHL, 2005], [GUILLAUME, 2004], [MELIN, 2004].

En raison de la structure complexe des produits et de l'environnement incertain de la production, les théories physico-chimiques et mécaniques sont généralement indisponibles et insuffisantes pour construire un modèle analytique. Le modèle statistique peut être classé en deux types : modèle asymétrique et modèle symétrique [KOEHL, 2006]. Les modèles asymétriques permettent de prédire un ensemble de données à partir d'un autre. La régression partielle des moindres carrées (Partial Least Squares Regression), la régression en composantes principales et l'analyse de redondance [VAN, 1991] sont des méthodes typiquement utilisées dans cette catégorie. En revanche, les modèles symétriques permettent de trouver des relations entre deux ensembles de données étudiées. L'analyse de corrélation canonique [VAN, 1983] et l'analyse de procruste [GOWER, 2004] sont deux méthodes très utilisées dans ce cas.

Dans la pratique, la performance des techniques statistiques de modélisation varie en fonction du problème traité, car celui-ci est fortement lié à la quantité et à la qualité des données d'apprentissage. Ces techniques statistiques sont généralement très efficaces dans le cas où le modèle est construit avec un grand nombre de données d'apprentissage. Dans notre contexte, le problème essentiel est d'optimiser la procédure de modélisation avec deux contraintes importantes : la prise en compte d'une faible quantité de données d'apprentissage mesurées et la possibilité de combiner des données mesurées et des connaissances humaines sur les systèmes de production.

Parmi des techniques de calcul avancé, les techniques floues et les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès afin de modéliser les relations industrielles complexes et non-linéaires dans le contexte de conception des nouveaux produits [VOISIN, 2008], [WONG, 2004], [VASILIU, 2001]. Dans notre cas, les techniques du flou sont préférées pour établir les

modèles dédiés à la conception des matériaux multifonctionnels. Le choix est aussi lié à leur capacité à traiter des données en environnement complexe et incertains, en plus de celle de permettre la prise en compte de données et de bases de connaissance linguistiques.

1.4. Bilan du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons proposé un état de l'art sur la conception multicritère de nouveaux produits industriels à forte valeur ajoutée. Nous avons présenté notre contexte d'étude sur la conception des nouveaux matériaux fibreux multifonctionnels. Ce contexte se généralise probablement à d'autres contextes de production industrielle. Puisque ces matériaux avancés sont en général réalisés dans un environnement de production complexe et incertain, des solutions précises, interprétables, flexibles et robustes sont nécessaires pour aider les concepteurs à comprendre le comportement du matériau et la performance du procédé, ainsi qu'à évaluer globalement des prototypes déjà fabriqués. Dans cette thèse, nous nous intéressons à développer des outils d'aide à la conception des matériaux multifonctionnels afin de réaliser ces objectifs. Des techniques de calcul avancé, en particulier la modélisation floue, sont utilisées dans nos développements suivants.

Chapitre 2 MODELISATION FLOUE

Dans ce chapitre, nous rappelons les notions de base concernant la modélisation avec la logique floue. Ces outils de calcul sont utilisés dans les chapitres suivants pour résoudre les problèmes rencontrés dans la conception des matériaux fibreux multifonctionnels.

2.1. Contexte de l'étude

La logique floue est considérée comme un outil de calcul avancé pour traiter des connaissances incertaines et imprécises et simuler le raisonnement humain dans la prise de décision. Cette théorie a été premièrement développée par L.A.ZADEH en 1965 [ZADEH, 1965].

Actuellement, la logique floue, comme outil de formalisation et d'analyse, est utilisée dans de nombreux domaines, comprenant la modélisation du système complexe, la reconnaissance de formes, l'analyse d'images, l'aide à la décision, etc. Par rapport aux autres techniques de calcul avancé, la logique floue permet de traiter à la fois des données numériques et linguistiques, de formaliser et d'analyser des connaissances qualitatives humaines. Elle est capable de fournir des solutions rapides, robustes et interprétables. Ces avantages sont particulièrement intéressants pour résoudre des problèmes industriels souvent liés à l'empirisme. La commande floue du procédé, le contrôle qualité utilisant la logique floue, et l'aide à la conception multicritère flou sont des applications industrielles représentatives [MASTOROCOSTAS, 2000], [NA, 1998], [RUAN, 1998], [KIM, 1997], [LEE, 1996].

2.2. Notions de base

2.2.1 Ensembles flous

Dans la théorie des ensembles classiques, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. La notion d'ensemble est à l'origine de nombreuses théories mathématiques. Pourtant, cette théorie a des contraintes pour rendre compte des situations incertaines rencontrées fréquemment. Par exemple, parmi des fruits, il est facile de définir l'ensemble des pommes. Par contre, il sera plus difficile de définir l'ensemble des pommes mûres. Nous

concevons bien que la pomme mûrit progressivement. La notion de pomme mûre est donc une notion graduelle.

C'est pour prendre en compte de telles situations qu'a été créée la notion d'ensemble flou. La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle : chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou (Figure 2-1) ne sont pas « nets », mais « flous » ou «graduels ».

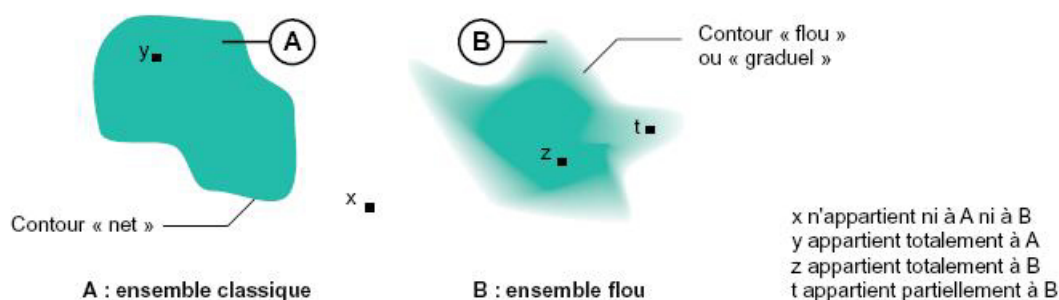


Figure 2-1 : Comparaison d'un ensemble classique et d'un ensemble flou

2.2.2 Fonctions d'appartenance

Un ensemble flou est défini par sa « fonction d'appartenance », qui correspond à la notion de « fonction caractéristique » en logique classique.

Supposons que nous voulions définir l'ensemble des personnes de « taille moyenne ». En logique classique, nous conviendrions par exemple que les personnes de taille moyenne sont celles dont la taille est comprise entre 1,60 m et 1,80 m. La fonction caractéristique de l'ensemble (Figure 2-2 a) donne « 0 » pour les tailles hors de l'intervalle [1,60 m ; 1,80 m] et « 1 » dans cet intervalle. L'ensemble flou des personnes de « taille moyenne » sera défini par une « fonction d'appartenance » qui diffère d'une fonction caractéristique par le fait qu'elle peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle [0,1]. A chaque taille possible correspondra un « degré d'appartenance » à l'ensemble flou des « tailles moyennes » (Figure 2-2 b), compris entre 0 et 1.

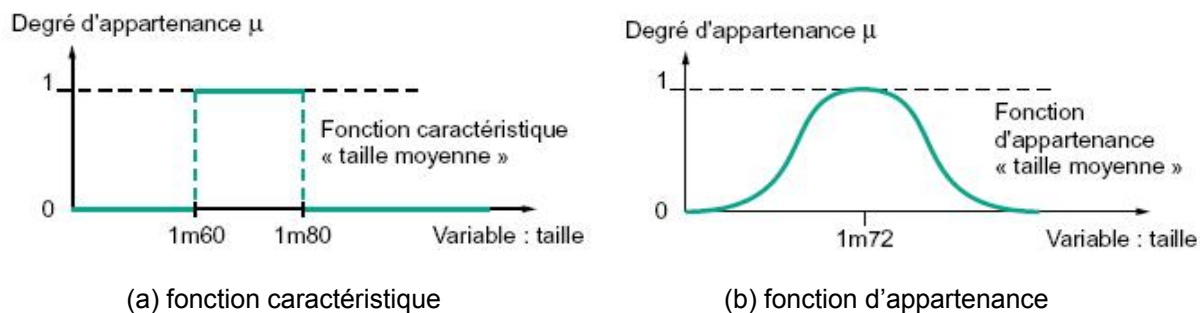


Figure 2-2 : Fonction caractéristique et fonction d'appartenance

Plusieurs ensembles flous peuvent être définis sur la même variable, par exemple les ensembles « taille petite », « taille moyenne » et « taille grande », notions explicitées chacune par une fonction d'appartenance (Figure 2-3).

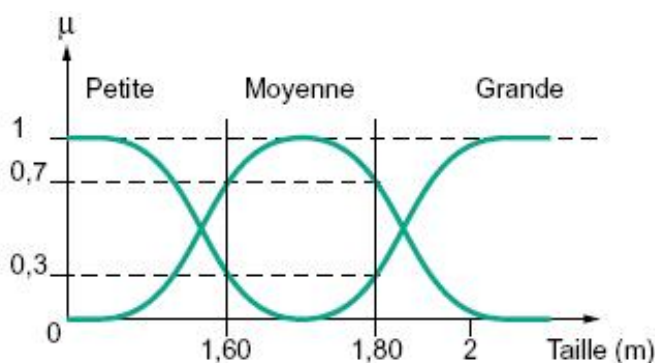


Figure 2-3 : Fonction d'appartenance, variable et terme linguistique

Cet exemple montre la gradualité qui permet d'introduire la logique floue. Une personne de 1,80 m appartient à l'ensemble « taille grande » avec un degré 0,3 et à l'ensemble « taille moyenne » avec un degré de 0,7. En logique classique, le passage de moyen à grand serait brusque. Une personne de 1,80 m serait par exemple de taille moyenne alors qu'une personne de 1,81 m serait grande, ce qui choque l'intuition. La variable (par exemple : taille) ainsi que les termes (par exemple : moyenne, grande) définis par les fonctions d'appartenance portent respectivement les noms de variable linguistique et de terme linguistique.

Ainsi, variables et termes linguistiques peuvent être utilisés directement dans des règles.

Les fonctions d'appartenance peuvent théoriquement prendre n'importe quelle forme. Toutefois, elles sont souvent définies par des segments de droites, et dites « linéaires par morceaux » (Figure 2-4).

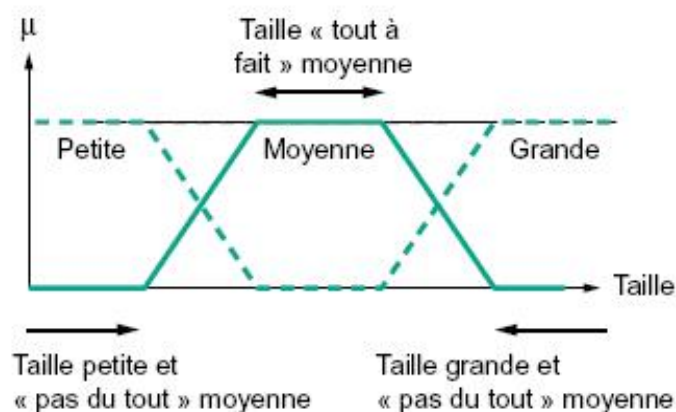


Figure 2-4 : Fonctions d'appartenance linéaires par morceaux

Le degré d'appartenance représente le degré de vérité de la proposition d'une valeur réel appartenant à un ensemble flou. Il est déterminé par l'opération fuzzification basée sur la fonction d'appartenance.

Par exemple, dans la Figure 2-5, si la valeur courante de la variable « entrée » est de 2, le degré d'appartenance à la fonction d'appartenance « entrée faible » est égal à 0,4 qui est le résultat de la fuzzification.

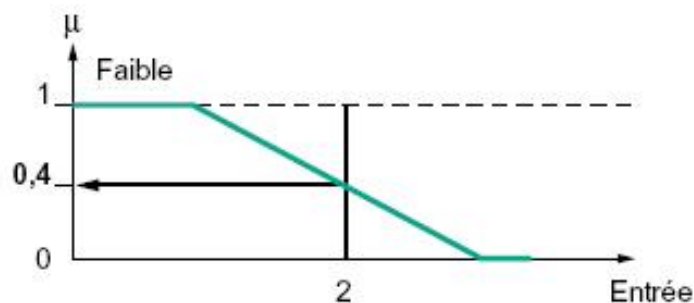


Figure 2-5 : Détermination du degré d'appartenance

2.2.3 Opérateurs logiques flous

Ces opérateurs permettent d'écrire des combinaisons logiques entre notions floues, c'est-à-dire de proposer des calculs sur des degrés d'appartenance. Comme pour la logique classique, nous pouvons définir des opérateurs ET, OU, NON.

Intersection – ET

L'opérateur logique correspondant à l'intersection d'ensembles est le ET. Le degré de vérité de la proposition « A ET B » est le minimum des degrés de vérité de A et de B :

$$\mu(A \text{ ET } B) = \text{MIN}(\mu(A), \mu(B)) \quad (2-1)$$

Exemple :

« Température Basse » est vraie à 0,7

« Pression Faible » est vraie à 0,5

« Température Basse ET Pression Faible » est donc vraie à $0,5 = \text{MIN}(0,7, 0,5)$

Remarque : l'opérateur ET de la logique classique est bien respecté : 0 ET 1 donne bien 0.

Union – OU

L'opérateur logique correspondant à l'union d'ensembles est le OU. Le degré de vérité de la proposition « A OU B » est le maximum des degrés de vérité de A et de B :

$$\mu(A \text{ OU } B) = \text{MAX}(\mu(A), \mu(B)) \quad (2-2)$$

Exemple :

« Température Basse » est vraie à 0,7

« Pression Faible » est vraie à 0,5

« Température Basse OU Pression Faible » est donc vraie à 0,7.

Remarque : l'opérateur OU de la logique classique est bien respecté : 0 OU 1 donne bien 1.

Complément – NON

L'opérateur logique correspondant au complément d'un ensemble est le NON :

$$\mu(\text{NON } A) = 1 - \mu(A) \quad (2-3)$$

Exemple :

« Température Basse » est vraie à 0,7

« NON Température Basse », que nous utiliseront généralement sous la forme « Température NON Basse », est donc vraie à 0,3.

Remarque : l'opérateur négation de la logique classique est bien respecté : NON(0) donne bien 1 et NON(1) donne bien 0.

2.2.4 Règles floues

Une base de règles floues est composée des règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchaînées dans certaines applications.

Une règle floue générale peut s'exprimer de la façon suivante :

SI X_1 est A_1 ET X_2 est A_2 ET ... ET X_n est A_n , ALORS Y est B .

Dans cette règle, la combinaison des propositions « X_1 est A_1 », ..., « X_n est A_n » constitue la prémisse de la règle tandis que « Y est B » forme sa conclusion. X_1 , ..., X_n sont des variables floues d'entrée. Y est la variable floue de sortie correspondante. A_1 , ..., A_n et B sont des valeurs floues correspondantes.

Un exemple de règle floue est donné ci-dessous :

SI « la pression est forte » ET « la température est élevée », ALORS « la ventilation est forte ».

Dans cet exemple, les propositions « la pression est forte » et « la température est élevée » sont combinées par l'opérateur *ET* pour former la prémisse de la règle. « la ventilation est forte » est la conclusion de la règle.

En général, les règles floues se produisent à partir des connaissances humaines qualitatives. Dans certains cas, elles peuvent également être extraites à partir des données quantitatives mesurées sur des instruments.

Une règle floue permet de déduire depuis la prémisse vers la conclusion en passant par un système d'inférence. Ce système se comporte trois composantes fonctionnelles séquentielles : fuzzification, inférences et défuzzification. Il peut s'exprimer dans la Figure 2-6 [GUILLAUME, 2005], [DUBOIS, 1980] :

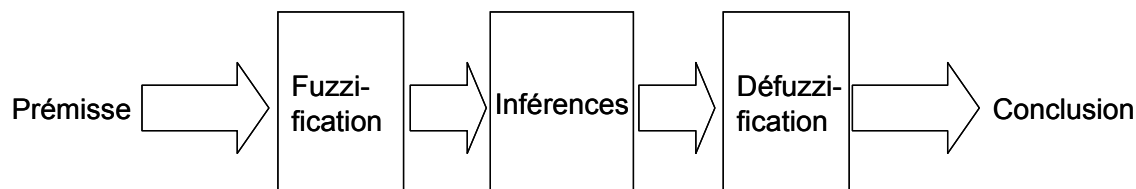


Figure 2-6 : Traitement d'une règle floue

Le système d'inférence permet de calculer la conclusion générale depuis la prémisse en effectuant l'agrégation ou le compromis pour l'ensemble des règles floues. La procédure de «fuzzification» transforme des valeurs numériques d'entrée en valeurs linguistiques ou valeurs floues en utilisant des fonctions d'appartenance prédéfinies. Le mécanisme d'«inférence» permet de calculer la fonction d'appartenance de la conclusion pour chaque règle. Et la procédure de «défuzzification» transforme le résultat issu de l'agrégation des règles en valeur numérique.

Dans la littérature, il existe deux types du système d'inférence : contrôleur flou et système expert flou. La comparaison entre ces deux systèmes d'inférence est schématisée dans ce qui suit [FONTEIX, 2008] :

Tableau 2-1 : Contrôleur flou et système expert flou

	Contrôleur flou	Système expert flou
Moteur d'inférence	non	oui
Mode du traitement des règles	simultanément	séquentiellement
Mode du calcul d'inférence	conjonction	implication
Fusion des conclusions	union	intersection

Par rapport au système expert flou, le contrôleur flou possède de nombreux avantages : facilité de mise au point du contrôleur, robustesse, possibilités de s'adapter aux problèmes multi-variables complexes [TU, 2000], [BORTOLET, 1998], [BOGHIU, 1998], [KWAK, 1996]. Les détails concernés sont donnés dans la section suivante :

2.3. Contrôleur flou

De plusieurs contrôleurs flou, tels que le contrôleur flou de type Sugeno [TAKAGI, 1985] et le contrôleur flou de type Mamdani [MAMDANI, 1975] ont été appliqués avec succès à la modélisation et à la commande des systèmes complexes [VAN, 2000], [LIN, 1997], [NELLES, 1996], [CASTRO, 1995], [KOSKO, 1992]. L'approche Sugeno s'adapte bien à l'approximation d'une fonction continue car les conclusions de ses règles floues sont des valeurs numériques ou des combinaisons linéaires des variables d'entrée. L'approche Mamdani est physiquement plus interprétable car ses règles floues sont généralement extraites à partir des connaissances humaines et les conclusions des règles sont des valeurs floues. Ces deux types classiques des contrôleurs flous sont présentés et développés comme suit :

2.3.1 Contrôleur Mamdani

Dans le Chapitre 3, nous appliquons le contrôleur flou de type Mamdani pour analyser la pertinence des facteurs de conception par rapport à un critère de qualité spécifique. L'introduction de ce type de contrôleur à logique floue se décrit ci-dessous à travers d'un même exemple illustratif mentionné précédent. Dans cet exemple, la procédure d'inférence se schématise dans la Figure 2-7.

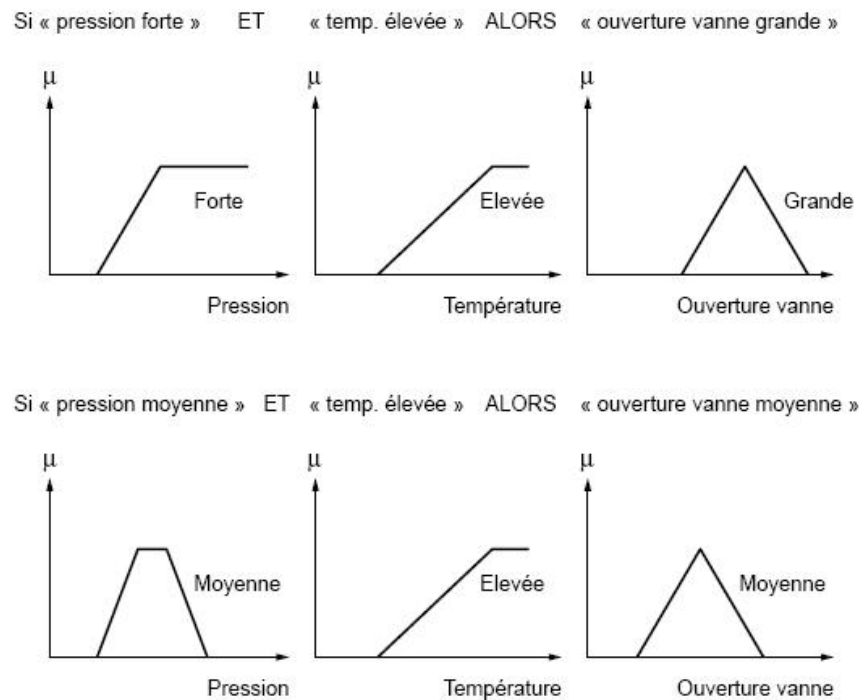


Figure 2-7 : Un exemple de manipulation de règles floues dans l'approche Mamdani

Dans l'approche Mandani, le moteur d'inférence comprend les étapes suivantes :

Etape 1 : Fuzzification

La fuzzification consiste à évaluer les fonctions d'appartenance utilisées dans les prémisses des règles, comme illustrée dans la Figure 2-8:

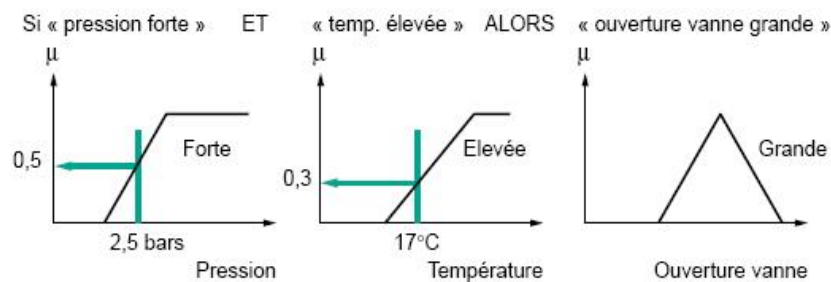


Figure 2-8 : Fuzzification

Etape 2 : Degré d'activation

Le degré d'activation d'une règle est l'évaluation de prémisses de chaque règle par combinaison logique des propositions de prémisses. Les prémisses sont associées par « ET », qui est réalisé en effectuant le « minimum » entre les degrés d'appartenance des propositions (Figure 2-9).

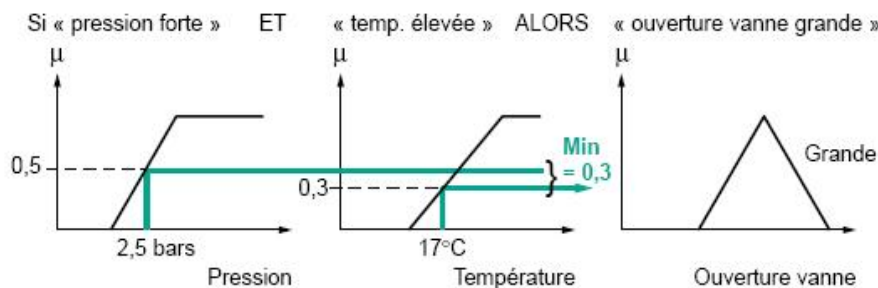


Figure 2-9 : Activation

Etape 3 : Conjonction

Le degré d'activation de la règle permet de déterminer la conclusion de la règle, c'est la conjonction. Il existe plusieurs opérateurs d'implication, mais le plus utilisé est le «minimum». L'ensemble flou de conclusion est construit en réalisant le minimum entre le degré d'activation et la fonction d'appartenance, sorte d'«écrêtage» de la fonction d'appartenance de conclusion (Figure 2-10).

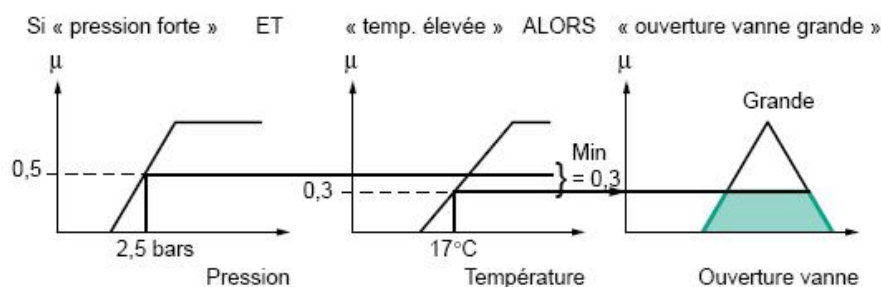


Figure 2-10 : Implication

L'ensemble flou global de sortie est construit par fusion des conclusions. Cette fusion est réalisée par l'intersection-projection. L'intersection de la réalité et de la relation floue correspondante à la règle, puis la projection dans l'espace des conclusions. L'exemple suivant présente le cas où deux règles agissent sur une sortie (Figure 2-11). Nous ne considérons que les règles soient liées par «union», ainsi nous calculons donc le «maximum» entre les fonctions d'appartenance résultant pour chaque règle.

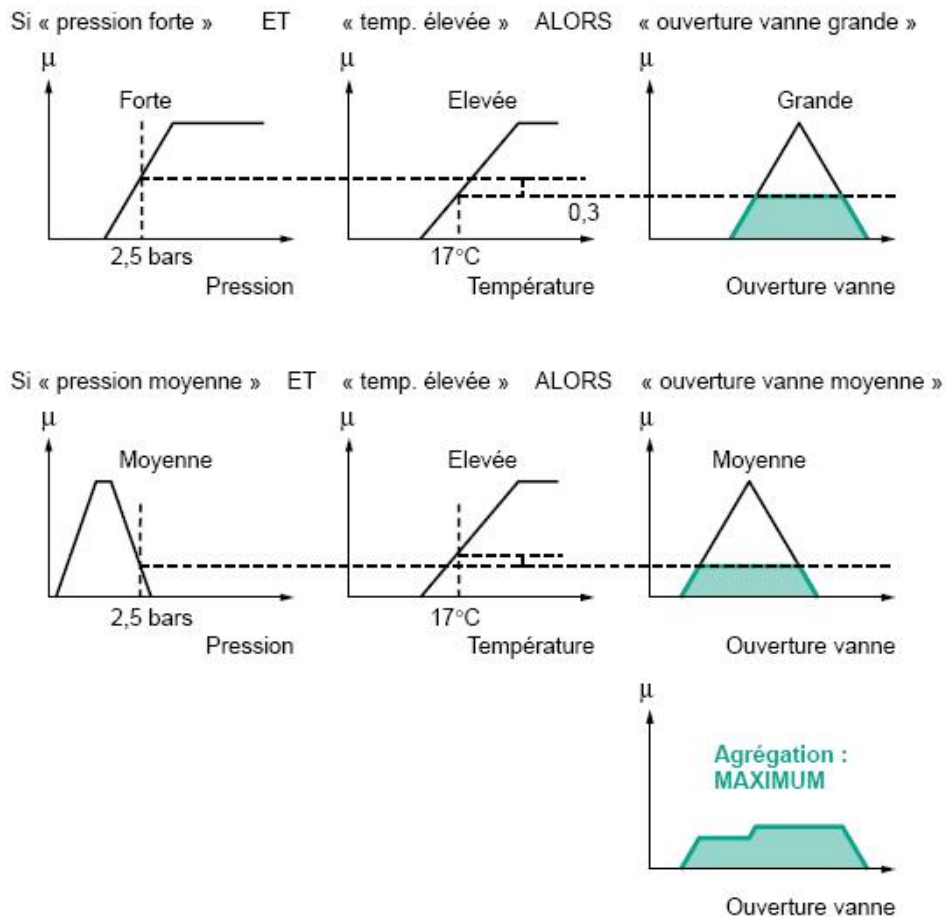


Figure 2-11 : Agrégation des règles

Etape 4 : Défuzzification

A la fin de l'inférence, l'ensemble flou de sortie est déterminé mais il n'est pas directement utilisable pour donner une information précise à l'opérateur ou commander un actionneur. Il est nécessaire de passer du «monde flou» au «monde réel», c'est la défuzzification.

Il existe plusieurs méthodes, la plus souvent rencontrée étant le calcul du « centre de gravité » de l'ensemble flou (Figure 2-12).

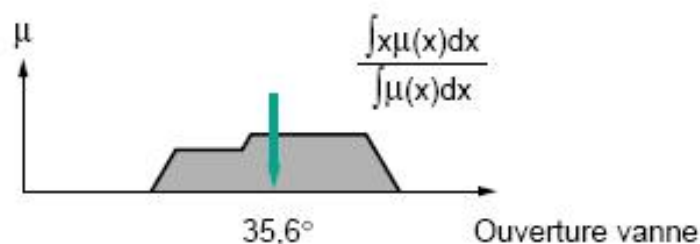


Figure 2-12 : Défuzzification par centre de gravité

2.3.2 Extraction des règles issues des données numériques

Dans de nombreuses applications industrielles, un contrôleur flou a pour objectif de caractériser une relation complexe entre les variables d'entrée et la variable de sortie. Nous obtenons donc un modèle flou de type multi-entrées/une sortie (MISO).

Dans la littérature existante, les techniques d'apprentissage symboliques (AS) [WU, 1999], [WANG, 1992] ont été proposées pour construire des règles floues. Ces techniques portent le problème plus général de l'extraction de régularités basées sur la classification des données d'apprentissage [BROUARD, 2000]. Dans la pratique, ces techniques conduisent à des règles floues interprétables, robustes mais moins précises

D'ailleurs, les techniques neuro-floues sont largement utilisées pour structurer un ensemble de règles sous la forme d'un réseau de neurones [LIU, 2004]. Après apprentissage du réseau neurone entraîné, il suffit d'en extraire les règles floues pertinentes. En plus, une autre série de méthodes proposée consiste à rechercher directement les fonctions d'appartenance des prémisses et des conclusions par les Algorithmes Evolutionnaires (AE) [GACOGNE, 1999], [GACOGNE, 1996]. Dans la pratique, ces techniques conduisent à des résultats précis mais moins interprétables.

Selon l'étude du [KOEHL, 2006], la construction d'un modèle flou doit satisfaire les trois critères suivants :

- Précision : sur l'ensemble des données de test, il est capable de générer à sa sortie des valeurs proches de la sortie réelle du système.
- Rapidité : il doit être rapidement établi à partir des données d'apprentissage.
- Interprétation physique : la structure du modèle flou doit être facilement interprétée en utilisant la connaissance spécialisée sur l'aspect physique du système.

Par rapport aux techniques d'extraction de règles floues précédentes, la méthode d'ABE permet d'établir un compromis entre la robustesse, la complexité de calcul, la précision et la capacité d'interprétation. Ce compromis conduit à des résultats plus efficaces dans la modélisation industrielle par apprentissage de données.

La construction de règles floues est une étape importante dans une démarche de modélisation floue. Ces règles peuvent être extraites à partir des données numériques mesurées sur les variables d'entrée et de sortie pour un ensemble d'échantillons d'apprentissage [CHEN, 1992], [TAKAGI, 1985], [TONG, 1980]. En principe, une méthode d'extraction de règles floues partitionne d'abord l'espace d'entrée en différentes régions et

l'intervalle de sortie en sous intervalles, puis cherche à établir des correspondances entre les régions partitionnées et les sous intervalles. Les règles floues sont générées par ces correspondances. Dans la pratique, l'intervalle de sortie est simple et se divise souvent, de façon uniforme, en sous intervalles. Ainsi, la recherche d'une partition optimale de l'espace d'entrée devient une clé permettant de trouver des règles floues efficaces minimisant des erreurs issues du modèle flou.

Dans nos projets de recherche qui sont présentés dans le Chapitre 4, nous avons appliqué la méthode ABE [ABE, 1995] afin d'établir des correspondances entre les espaces d'entrée et de sortie. Cette méthode, basée sur la construction d'hyper-volumes, permet d'obtenir une partition plus précise de l'espace d'entrée conduisant à des règles floues plus concises et plus interprétables. Par rapport aux techniques d'extraction de règles floues précédentes, la méthode d'ABE permet d'établir un compromis entre la robustesse, la complexité de calcul, la précision et la capacité d'interprétation. Ce compromis conduit à des résultats plus efficaces dans la modélisation industrielle par apprentissage de données [KOEHL, 2006].

La méthode ABE a été développée sous l'hypothèse que les données d'apprentissage sont déjà affectées aux m classes préalablement définies. C'est donc une méthode supervisée. Le domaine de sortie y est partitionné en m sous-intervalles :

$$\begin{aligned} C_1 &= [y_0, y_1) : y_0 \leq y < y_1. \\ C_2 &= [y_1, y_2) : y_1 \leq y < y_2. \\ &\dots \\ C_m &= [y_{m-1}, y_m] : y_{m-1} \leq y \leq y_m. \end{aligned}$$

Tout d'abord, dans l'espace des variables d'entrée de dimension n , noté comme un vecteur de données d'apprentissage $X = (x_1 \dots x_n)^T$. Nous construisons, a priori, un ensemble d'hyper-volumes, défini de la façon suivante (Figure 2-13).

Pour la classe i , l'hyper-volume d'activation du niveau 1, notée $A_{ii}(I)$, est défini par :

$$A_{ii}(I) = \{X / v_{iik}(I) \leq x_k \leq V_{iik}(I)\}$$

où x_k est la $k^{\text{ème}}$ composante du vecteur X , $v_{iik}(I)$ et $V_{iik}(I)$ constitue les bornes respectivement inférieure et supérieure de x_k pour les X appartenant à la classe i .

S'il existe des intersections entre différents hyper-volumes d'activation, nous les résolvons de manière récursive, selon la procédure suivante. La région d'intersection entre $A_{ii}(I)$ et $A_{jj}(I)$ est définie comme hyper-volume d'inhibition de niveau I , noté $I_{ij}(I)$, soit :

$$I_{ij}(1) = A_{ii}(1) \cap A_{jj}(1).$$

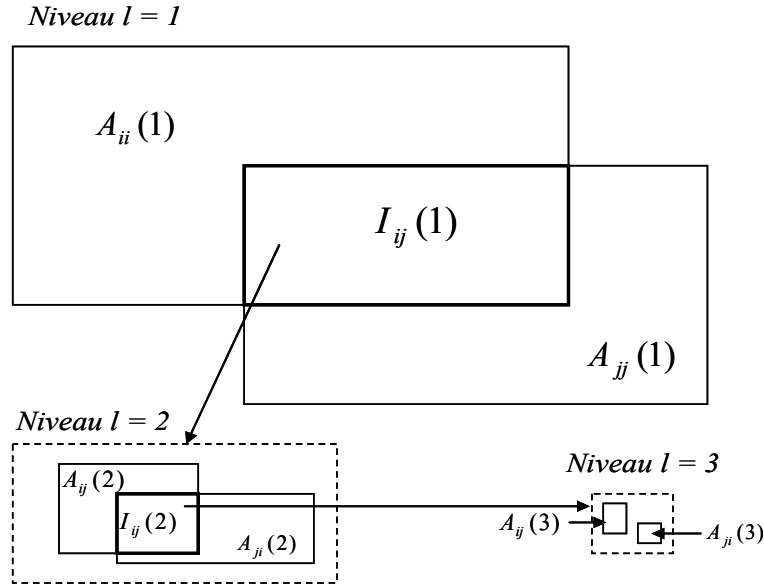


Figure 2-13 : Définition récursive des hyper-volumes d'activation et d'inhibition

En notant $w_{ijk}(l)$ et $W_{ijk}(l)$ les bornes inférieures et supérieures de I_{ij} sur l'axe x_k , nous avons $v_{iik}(1) \geq w_{ijk}(1) \geq W_{ijk}(1) \geq V_{iik}(1)$.

Si des données appartenant à la classe i existent dans $I_{ij}(1)$, l'hyper-volume d'activation de niveau 2 $A_{ij}(2)$ est défini au sein de $I_{ij}(1)$. Cette procédure se répète jusqu'à la résolution de toutes les intersections.

L'espace des attributs dont la partition est définie par les sous-espaces flous $A_{ij}(1)$ et $I_{ij}(1)$, nous permet d'énoncer les règles floues $R_{ij}(l)$ de niveau 1 $R_{ij}(1)$:

Si $X \in A_{ij}(1)$ ET $X \notin I_{ij}(1)$ ALORS $y \in C_i$

Des fonctions d'appartenance doivent être associées à chacun des sous-espaces des attributs. Nous définissons les fonctions d'appartenance de telles façon que la valeur du degré d'appartenance du vecteur X présenté en entrée du contrôleur flou soit maximum (proche de niveau 1) lorsque X se situe à l'intérieur des frontières des hyper-volumes d'activation et d'inhibition et qu'elle décroisse en s'éloignant des frontières.

Nous nommerons $m_z(x_k, \gamma_k)$, le degré d'appartenance en accord avec la fonction d'appartenance de la variable x_k pour le sous-espace flou Z .

Si $Z = A_{ij}(1)$, ALORS $u_k = v_{ijk}(1)$ et $U_k = V_{ijk}(1)$ et si $Z = I_{ij}(1)$,

ALORS $u_k = w_{ijk}(1)$ et $U_k = W_{ijk}(1)$

Les fonctions d'appartenance sont paramétrés et les hyper-volumes d'activation et

d'inhibition auront la même forme (trapézoïdale ou gaussienne) mais différeront par le choix de leurs paramètres. Finalement le degré d'appartenance du vecteur d'entrée $X=(x_1 \dots x_n)^T$ à l'ensemble Z se définit par :

$$X \in Z, m_z(X) = \min_{k \in \{1, \dots, n\}} m_z(x_k, \gamma_k) \quad (2-4)$$

$$(i, j) \in \{0, 1, \dots, m\}^2, Z = \{A_{ij}(1), I_{ij}(1)\}$$

➤ Fonction d'appartenance trapézoïdale symétrique (Figure 2-14)

La forme de cette fonction d'appartenance est représentée dans la Figure 2-14. Les pentes de part et d'autre des bornes de l'hyper-volume pour la variable k ($k \in \{1, 2, \dots, n\}$) sont symétriques et sont égales à γ qui est un paramètre de sensibilité. Plus la pente sera grande, plus la frontière sera abrupte et nous tenons vers une appartenance de la variable x_k à l'ensemble Z au sens usuel du terme mathématique (0 ou 1). Si la pente devient trop faible, elle tend à recouvrir le noyau d'un autre ensemble Z' flou et donc à perdre en précision pour une variable x_k et une fonction trapézoïdale symétrique, le degré d'appartenance de la variable x_k à l'ensemble flou Z s'exprime par :

$$m_z(x_k, \gamma_k) = \begin{cases} 1 & x_k \in [u_k, U_k] \\ 1 - \max(0, \min(1, \gamma_k(u_k - x_k))) & x < u_k \\ 1 - \max(0, \min(1, \gamma_k(x_k - U_k))) & x > U_k \end{cases} \quad \text{avec } \forall k \in \{1, \dots, n\}, \gamma_k \neq 0 \quad (2-5)$$

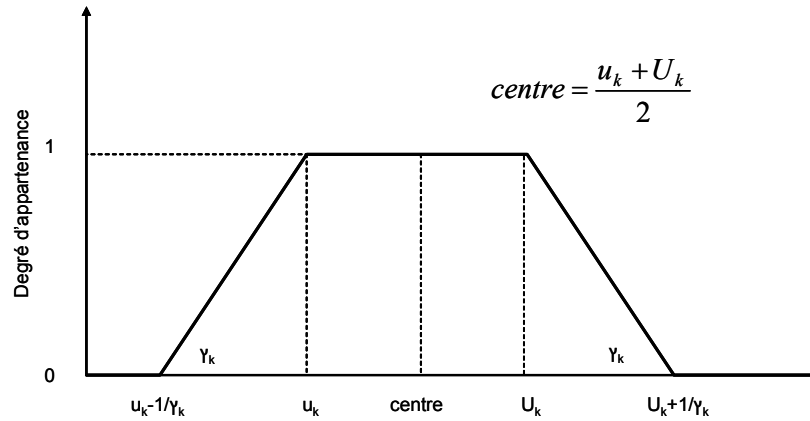


Figure 2-14 : Fonction d'appartenance trapézoïdale symétrique

➤ Fonction d'appartenance trapézoïdale asymétrique (Figure 2-15)

Cette forme de fonction d'appartenance se rapproche de la fonction trapézoïdale symétrique excepté le fait que les pentes de part et d'autre sont distinctes. Elle possède donc deux paramètres γ et γ' . Elle s'exprime de façon suivante :

$$m_z(x_k, \gamma_k, \gamma'_k) = \begin{cases} 1 & x_k \in [u_k, U_k] \\ 1 - \max(0, \min(1, \gamma_k(u_k - x_k))) & x < u_k \\ 1 - \max(0, \min(1, \gamma'_k(x_k - U_k))) & x > U_k \end{cases} \quad \text{avec } \forall k \in \{1, \dots, n\}, \gamma_k \neq 0 \quad (2-6)$$

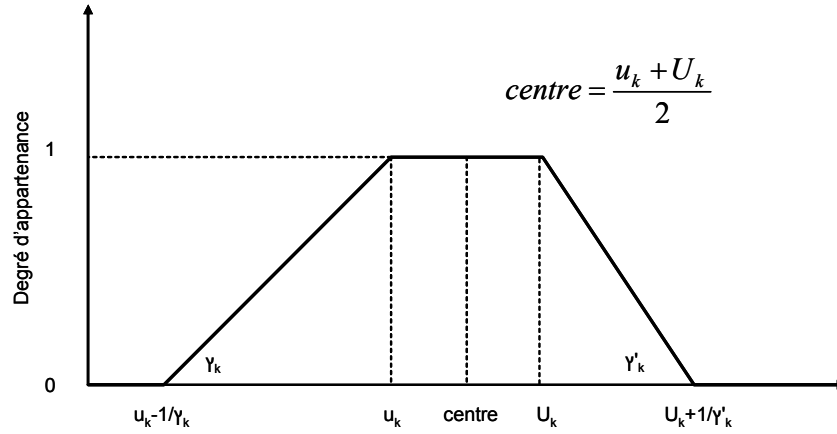


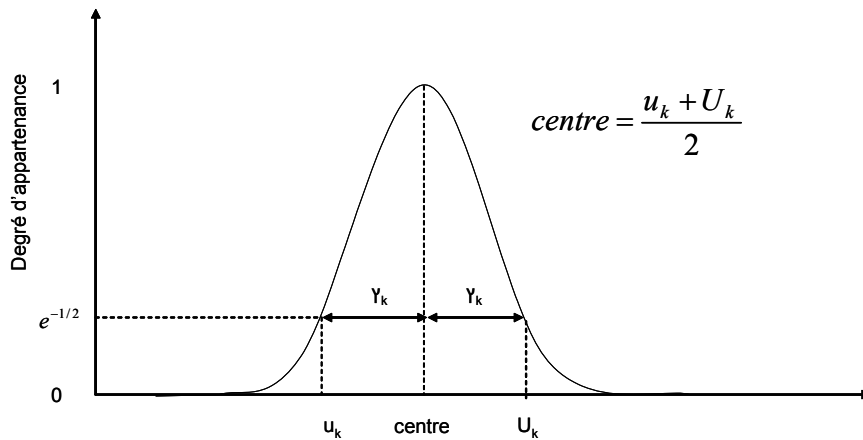
Figure 2-15 : Fonction d'appartenance trapézoïdale asymétrique

➤ Fonction d'appartenance gaussienne (Figure 2-16)

Cette fonction présente l'avantage de ne jamais s'annuler et par conséquent de prendre en considération tous les points de l'espace. La valeur maximale 1 est atteinte au centre de la région et les points d'inflexion de la courbe sont positionnés par rapport à la taille de l'hyper-volume avec un paramètre de sensibilité γ . Elle est définie par :

$$m_z(x_k, \gamma_k) = \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot \frac{(x_k - \text{centre})^2}{\gamma_k^2}\right] \quad (2-7)$$

$$\text{centre} = \frac{u_k + U_k}{2}, \text{ avec } \forall k \in \{1, \dots, n\}, \gamma_k \neq 0$$

Figure 2-16: Fonction d'appartenance gaussienne pour le cas particulier $\gamma_k = (U_k - u_k)/2$

Pour une forte valeur du paramètre γ , les noyaux des fonctions membres auront

tendance à s'être recouvert et donc la partition de l'espace s'estompe. Inversement, pour une faible valeur du paramètre, nous nous rapprochons de la définition usuelle d'appartenance au sens mathématique.

Dans le mécanisme d'inférence floue, les expressions des règles floues de niveau 1 comportent des prémisses combinées entre elles par des ET logique. Par conséquent, le degré d'appartenance $d_{R_{ij}(1)}(X)$ d'une règle floue pour une entrée X est donné par : $d_{R_{ij}(1)}(X) = \max(0, m_{A_{ij}(1)}(X) - m_{I_{ij}(1)}(X))$.

Nous prenons le maximum avec la valeur 0 de façon à être sûr d'obtenir une valeur qui ne pourra pas être négative. Finalement, le degré d'appartenance final d'un vecteur X à un ensemble de règle floues $\{l \in \{1, \dots, L\}, R_{ij}(l)\}$ pour tous les niveaux l s'exprime par :

$$d_{R_{ij}}(X) = \max_{l \in \{1, \dots, L\}} (d_{R_{ij}(l)}(X)).$$

Nous prenons le maximum car il s'agit d'une réunion. En effet si l'hyper-volume d'activation $A_{ij}(l+1)$ existe, il est inclus dans l'hyper-volume d'inhibition $I_{ij}(l)$. Les règles de niveaux l sont combinées entre elles par des OU. Maintenant le degré d'appartenance $d_i(X)$ d'un vecteur X donné entraînant une sortie dans la classe i est :

$$d_i(X) = \min_{\substack{i \neq j \\ A_{ii}(l) \cap A_{jj}(l) \neq \emptyset}} (d_{R_{ij}}(X)).$$

L'opérateur minimum nous permet de nous assurer que si la classe de sortie i entraîne au niveau des régions de l'espace des attributs plus d'un chevauchement avec plus d'une autre classe en sortie, les conflits sont réglés indépendamment. En effet, si $d_{R_{ij}}(X) = 1$ et $d_{R_{ik}}(X) = 0$, cela signifie que X appartient à l'hyper-volume d'inhibition définie par les classes i et k et que de toute façon il ne doit pas être assigné à la sortie de classe i . Le mécanisme d'inférence flou résultant est représenté dans la Figure 2-17.

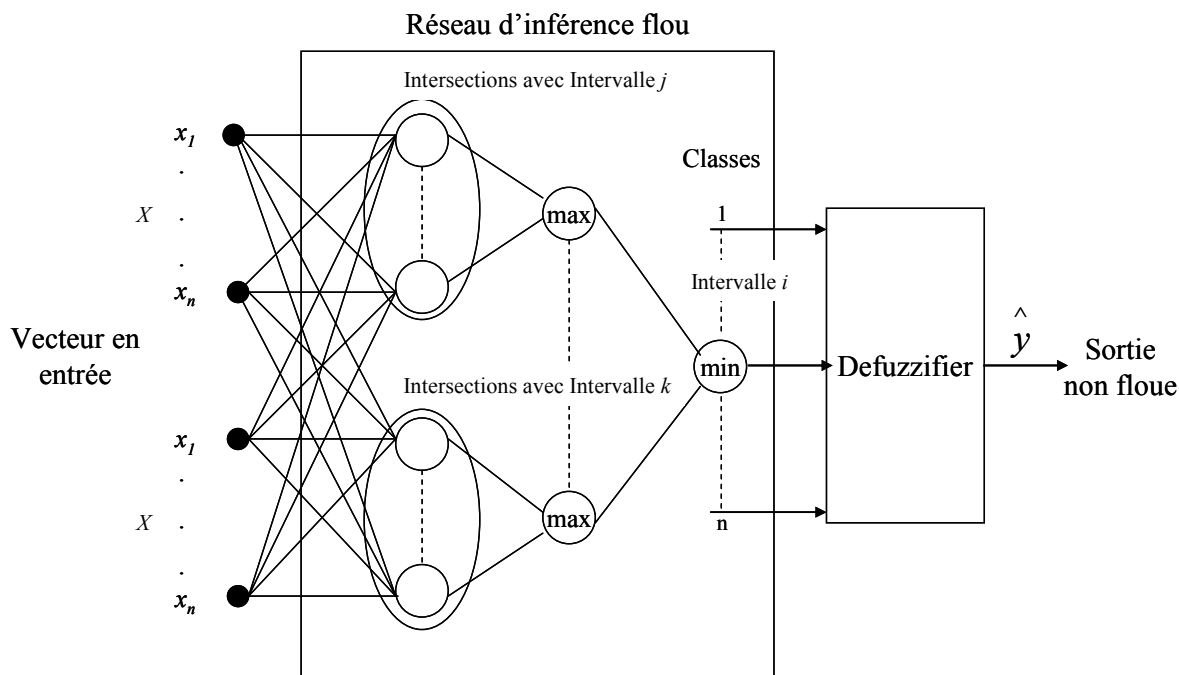


Figure 2-17 : Mécanisme d'inférence floue

Afin de passer d'une valeur floue de la sortie à une valeur non-floue (interface de defuzzification), la méthode la plus souvent utilisée est basée sur le centre de gravité :

$$\hat{y} = \frac{\int d_i(X) \cdot y \cdot d_y}{\int d_i(X) \cdot d_y}.$$

Une bonne méthode pour approcher le centre de gravité, lorsque la sortie y est comprise dans des classes C_i ($i \in \{0, \dots, m\}$) définie par un intervalle $C_i = [C_{i\min}, C_{i\max}]$, est de considérer le centre de classe m_i et sa variance σ_i et de calculer

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=0}^m d_i(X) \cdot m_i \cdot \sigma_i}{\sum_{i=0}^m d_i(X) \cdot \sigma_i}, \text{ où } m_i = \frac{C_{i\min} + C_{i\max}}{2}, \sigma_i = \frac{C_{i\max} - C_{i\min}}{2} \quad (2-8)$$

$\hat{y}$ est la sortie numérique non floue du contrôleur.

2.4. Bilan du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons présentés les notions de base théoriques utilisées dans cette thèse concernant la modélisation floue. Les techniques floues constituent un outil prioritaire pour ces deux parties en raison de leurs capacités de traitement des incertitudes et des imprécisions. Dans les chapitres suivants, nous allons appliquer les techniques présentées précédemment pour sélectionner les facteurs de conception pertinents (Chapitre 3) et pour modéliser la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception sélectionnés (Chapitre 4).

Chapitre 3 SELECTION DE FACTEURS DE CONCEPTION PERTINENTS

La sélection des facteurs de conception pertinents, pendant les démarches de conception et de développement de produits industriels, est un problème fréquemment rencontré. Ce problème est particulièrement difficile à résoudre en raison de la complexité des procédés de fabrication et des incertitudes liées aux réglages et aux mesures. Ce chapitre présente une méthode originale permettant de sélectionner les variables pertinentes par combinaison de la mesure numérique du degré de pertinence à partir des données expérimentales et de la connaissance humaine des experts. La logique floue est utilisée à différents niveaux afin d'obtenir une méthode plus robuste et flexible, ainsi que des résultats plus interprétables. L'identification des facteurs de conception les plus pertinents permet notamment de réduire la complexité du modèle et par la suite le champ d'investigations de la phase prototypage.

3.1. Introduction

Durant la conception des nouveaux produits industriels, la satisfaction des critères de qualité du produit peuvent être obtenue par réglages des facteurs de conception. Ces facteurs de conception des matériaux multifonctionnels sont en général relatifs aux matières premières, aux paramètres du procédé et aux paramètres de structure de ces matériaux. Dans ce contexte, la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception peut être considérée comme système complexe, dont les variables d'entrée correspondent aux facteurs de conception, et les variables de sortie aux caractéristiques mesurables représentant les critères de qualité du produit fini. Comme nous l'avons mentionné dans la section 1.3.1, afin d'atteindre le niveau de qualité requis du produit de façon systématique et optimale, il est utile de construire un modèle mathématique caractérisant les relations entre les critères de qualité (variables de sortie) et les facteurs de conception (variables d'entrée).

Ce type de modèle se caractérise par un nombre de variables d'entrée souvent très important. En même temps, le nombre de données d'apprentissage du modèle (issues des données expérimentales) est très limité en raison notamment des disponibilités des outils de

production et des coûts relatifs aux essais. Quelque soit la méthode d'analyse, un modèle avec un grand nombre de variables d'entrée est trop complexe pour interpréter les résultats obtenus. Dans la pratique, la qualité d'un produit fini est la plupart du temps influencée par un ensemble réduit de facteurs de conception que l'on nomme facteurs pertinents. L'obtention rapide de la qualité désirée du produit est possible si l'on identifie au plus tôt ces facteurs pertinents.

Par conséquent, la sélection des variables pertinentes devra être la première étape dans la procédure de modélisation. En prenant les facteurs de conception pertinents sélectionnés comme entrées du modèle, la complexité du modèle peut être largement réduite et les résultats obtenus peuvent être plus interprétables. Selon le même principe, nous sélectionnons également (à l'aide des experts) un ensemble restreint de critères représentatifs de la qualité du produit et les prenons comme variables de sortie du modèle. De cette manière, nous obtenons un modèle simple avec peu de variables d'entrée et de sorties. Construit à partir d'un nombre faible de données expérimentales, ce modèle peut être très pratique pour optimiser la qualité du produit par réglage des facteurs de conception.

La sélection des facteurs de conception pertinents est un sujet important qui intéresse de nombreux chercheurs dans le but de réduire l'espace de recherche et la complexité du problème traité. Ce sujet a été largement étudié dans la modélisation de systèmes complexes, le traitement de données nombreuses (data mining) et la reconnaissance de formes. Une définition classique de la sélection de variables pertinentes est donnée par Blum & Langley [BLUM, 1997] :

« Une variable x est pertinente par rapport à un cible c s'il existe deux exemples A et B tels que A et B sont uniquement différenciés par x pour que $c(A) \neq c(B)$ ».

De nombreux travaux ont été effectués afin de réduire le nombre de variables (d'entrée et/ou sortie) directement à partir des données. Certains d'entre eux ont été recensés par Koehl [KOEHL, 2006]. Les méthodes sont généralement divisées en deux catégories : l'extraction de variables et la sélection de variables.

Dans la première catégorie, toutes les variables initiales sont projetées sur un sous espace multidimensionnel par minimisation d'un critère représentant la perte d'information. Cette catégorie comprend notamment l'Analyse en Composantes Principales (ACP) [FUKUNAGA, 1990] et la régression partielle des moindres carrés « Partial Least Square » (PLS) [LOHMOLLER, 1989], qui effectuent une transformation linéaire des vecteurs des

caractéristiques depuis l'espace original vers le sous espace.

Dans la deuxième catégorie, les variables pertinentes sont directement sélectionnées à partir des caractéristiques initiales. Un algorithme de sélection est souvent conçu pour maximiser les distances inter-classes et minimiser les distances intra-classes. Dans cette catégorie, les techniques de recherche les plus utilisées comprennent la Recherche Séquentielle en Avant (Forward Search) et la Recherche Séquentielle en Arrière (Backward Search) [BLUM, 1997].

En général, les méthodes basées sur l'extraction de variables donnent plus de précisions que les méthodes de sélection, mais les variables extraites sont physiquement moins interprétables que les variables sélectionnées [KOEHL, 2006]. De plus, les méthodes basées sur une dépendance linéaire sont incapables de tenir compte des relations non-linéaires entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie. Ces méthodes fonctionnent mieux lorsque le nombre de données mesurées sur les deux espaces d'entrée et de sortie est conséquent. Cela n'est généralement pas le cas dans la conception industrielle où nous sommes souvent confrontés à un faible nombre d'échantillons disponibles. Par conséquent, les méthodes de sélection sont plus pratiques dans le cas de la modélisation de la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception.

Dans la littérature, les techniques de classification sont des méthodes privilégiées pour sélectionner les variables pertinentes à partir de données d'apprentissage. A l'exception de quelques méthodes de sélection utilisant la classification non supervisée [PENA, 2001], [DEVANEY, 1997], la plupart des méthodes utilisent la classification supervisée. L'objectif de la sélection est d'améliorer l'exactitude de classification ou de prédiction à partir de données d'apprentissage. Parmi elles, les méthodes les plus connues comprennent la technique d'arbre de décision [QUINLAN, 1986], la méthode des plus proches voisins [CARDIE, 2003], la méthode basée sur la mesure d'information mutuelle [BATTITI, 1994], la méthode utilisant la génération d'hyper-volumes [THAWONMAS, 1997], la méthode de « Wrapper Model » [KOHAVI, 1987] et la méthode de réseaux connexionnistes [LAST, 2001]. Plus récemment, une nouvelle méthode de sélection supervisée a été développée par utilisation de l'algorithme C-Means [MARCELLONI, 2003].

En outre, une nouvelle stratégie évaluant les variables d'entrées en fonction de leur sensibilité aux variables de sortie est définie [LIN, 1998]. Elle développe deux phases : la courbe du flou (fuzzy curve) et la surface du flou (fuzzy surface) à partir de données

d'apprentissage pour ordonner toutes les variables d'entrée et découvrir les corrélations parmi ces variables.

Dans la pratique, la performance des méthodes de sélection utilisant la classification est fortement liée à la quantité et à la qualité des données d'apprentissage et aux méthodes de sélection définies, qui varient en fonction du problème traité. Ces méthodes ne sont pas efficaces pour résoudre certains problèmes industriels, comprenant la sélection des facteurs de conception pertinents rattachés à la qualité du produit. Dans ces problèmes, limités par le coût et le temps de mesures, la quantité de données est souvent trop faible pour constituer une distribution statistique correcte conduisant à des résultats de classification significatifs. Dans ce cas, les critères de sélection utilisant la séparabilité inter-classe et la compacité intra-classe doivent être remplacés par des méthodes utilisant la sensibilité de données comme la méthode du gradient.

D'ailleurs, les entreprises maîtrisent souvent une connaissance physique sur les produits et les procédés concernés. Cette connaissance physique et les données mesurées peuvent être utilisées de manière complémentaire afin d'améliorer les critères de sélection et de réaliser une validation croisée des résultats obtenus à partir de ces deux sources d'information [DENG, 2006].

Dans les travaux effectués précédemment par notre équipe, une méthode de sélection combinant linéairement la sensibilité des données expérimentales et la conformité de la connaissance humaine a été proposée [KOEHL, 2003]. Cette méthode définit un critère de performance en postulant un principe de sensibilité de variables d'entrée. Les détails de cette méthode sont donnés comme suit :

Afin de traiter une petite quantité de données d'apprentissage expérimentales, la méthode de sélection basée sur la classification est remplacée par la méthode de sélection basée sur la sensibilité de données numériques. Au lieu d'estimer la séparabilité inter-classe et la compacité intra-classe, la méthode proposée calcule les distances entre les échantillons individuels dans l'espace d'entrée et celles dans l'espace de sortie. En s'appuyant sur ces distances, nous évaluons la sensibilité des variables soumises à des variations dans l'espace d'entrée par rapport à celles répercutées dans l'espace de sortie. Le critère de sensibilité peut être considéré comme une mesure du contenu d'informations inclue dans l'ensemble de toutes les variables d'entrée. Il est défini selon les deux principes suivants :

- 1) *SI une faible variation d'une variable d'entrée provoque une grande variation à la sortie, ALORS la sensibilité de cette variable est grande.*
- 2) *SI une forte variation d'une variable d'entrée provoque une petite variation à la sortie, ALORS la sensibilité de cette variable est petite.*

Lorsque nous éliminons une variable à partir d'un ensemble de variables d'entrée, nous calculons la sensibilité correspondant aux variables d'entrée restantes. Ensuite, nous la comparons avec les valeurs de sensibilité correspondant aux retraits des autres variables d'entrée. Nous considérons qu'une variable d'entrée est sensible si la sensibilité des variables restantes est plus faible.

Théoriquement, la méthode de calcul de sensibilité des variables que nous proposons présente un certain avantage sur la méthode des deux phases utilisant la logique floue proposée par Lin et al. [LIN, 1998]. En fait, notre méthode est capable de prendre en compte toutes les variations d'informations après avoir éliminé une variable d'entrée tandis que l'autre méthode n'évalue que des informations liées à une seule variable et à la corrélation des paires de variables concernées.

Afin d'intégrer la connaissance d'experts sur les produits et les procédés dans la sélection des variables pertinentes, nous avons également défini un critère, appelé critère de conformité de la connaissance humaine issue d'un expert et d'un groupe d'experts, pour que nous puissions le combiner avec le critère de sensibilité issu des données expérimentales. Le critère de conformité permet de transmettre l'information qualitative et incomplète sur les relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception en valeurs numériques. De cette manière, la méthode de sélection combinée de ces deux sources d'information est capable de prendre en compte à la fois les données expérimentales sur le produit et le procédé, et la connaissance humaine obtenue fournie par les experts.

Par la suite, nous introduisons deux méthodes pour combiner la sensibilité des données mesurées et la conformité des connaissances humaines. La première méthode est une combinaison linéaire tandis que l'autre utilise des règles floues.

3.2. Critère de pertinence global linéaire

3.2.1 Formalisation du problème de sélection des variables pertinentes

Dans la procédure de modélisation de la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception, pour raison de simplification, nous ne considérons que les matières premières, les paramètres du procédé et les paramètres de structure des matériaux comme facteurs de conception (variables d'entrée), et les propriétés structurelles et les propriétés fonctionnelles comme critères de qualité (variables de sortie) (Figure 3-1). Ce modèle permet de comprendre l'influence de la matière première et du procédé sur l'organisation structurale des matériaux et sur les propriétés fonctionnelles des matériaux.

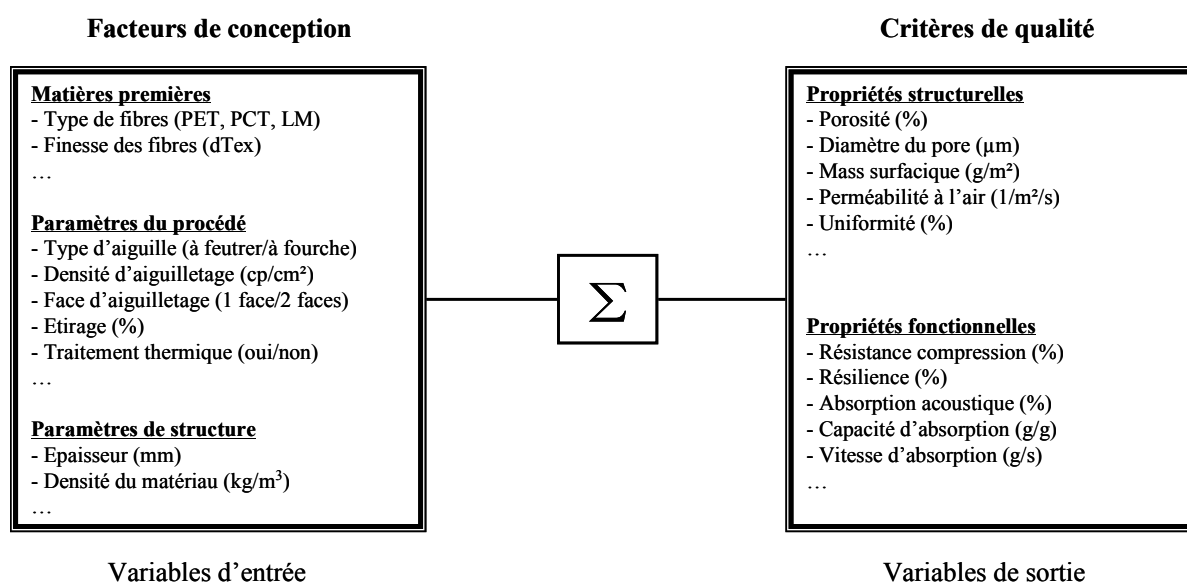


Figure 3-1 : Un exemple de modélisation de la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception

Dans ce chapitre, nous étudions la sélection des variables pertinentes d'entrée par rapport à chacune des variables de sortie, considérée séparément. La correspondance des variables d'entrée en relation avec un ensemble de variables de sortie peut être étudiée par combinaison des résultats de sélection obtenus pour toutes les variables de sortie.

Le problème de sélection des variables d'entrée pertinentes peut s'exprimer de la façon suivante :

Soient m et n respectivement le nombre total de variables d'entrée et de sortie. Les variables d'entrée et les variables de sortie sont donc notées respectivement $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$

et $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$. La relation entre $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ et une variable de sortie y_l peut être considérée comme une fonction non linéaire f telle que $y_l=f(x_1, x_2, \dots, x_m)$. Pour un sous ensemble de t variables de X , noté $X^t=\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t)}\}$, nous créons une nouvelle fonction non linéaire $g(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t)})$, dans laquelle nous faisons disparaître les variables de $X-X^t$ par calcul la moyenne de toutes les valeurs de $f(x_1, x_2, \dots, x_m)$ pour ces variables restantes. $\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t)}\}$ sont considérées comme les variables les plus pertinentes si et seulement si la moyenne de $|f-g|$ par rapport à l'ensemble des valeurs de ces t variables est la plus petite relative aux autres sous ensembles de t variables de X .

Soient $X_s = (x_{s1}, x_{s2}, \dots, x_{sk}, \dots, x_{sm})^T$ et $Y_s = (y_{s1}, y_{s2}, \dots, y_{sl}, \dots, y_{sn})^T$ respectivement les vecteurs d'entrée et de sortie correspondant au prototype s ($s \in \{1, \dots, z\}$). Pour chaque variable, toutes les z données correspondant aux z prototypes sont préalablement normalisées dans $[0, 1]$, afin de retrancher les effets d'échelle. Pour une sortie spécifique y_l , un critère de Pertinence Globale Linéaire $PGL_{k,l}$ est défini comme suit:

$$PGL_{k,l} = g_1 \cdot SN_{k,l} + g_2 \cdot CCH_{k,l} \quad (3-1)$$

où $k \in \{1, \dots, m\}$, $l \in \{1, \dots, n\}$ et g_1 et g_2 sont deux coefficients réels positifs.

Le critère $PGL_{k,l}$ a pour objectif d'établir le meilleur compromis entre le critère de Sensibilité Numérique des données expérimentales, notée $SN_{k,l}$, et le critère de la Conformité de la Connaissance Humaine aux données mesurées, notée $CCH_{k,l}$. Plus $PGL_{k,l}$ est grande, plus l'entrée x_k est pertinente par rapport à la sortie y_l .

3.2.2 Critère de sensibilité numérique

Le critère de sensibilité correspondant à l'influence d'une variation provoquée sur l'ensemble des variables d'entrée X sur la variable de sortie y_l est défini par

$$SN_l = \frac{2}{\pi} \arctan \left(\sum_{\substack{i,j \in \{1, \dots, z\} \\ i \neq j}} \frac{d(y_{il}, y_{jl})}{d(X_i, X_j)} \right) \quad (3-2)$$

où $d(X_i, X_j)$ - la distance Euclidienne entre deux vecteurs d'entrée X_i et X_j ,

$d(y_{il}, y_{jl})$ - la distance Euclidienne entre y_{il} et y_{jl} .

En fait, l'équation 3-2 représente la variation d'une variable de sortie y_l par rapport à des variations des variables d'entrée sur l'ensemble des paires de données d'apprentissage.

SN_l est borné et varie entre 0 et 1. Si les valeurs de SN_l sont proches de 1, alors nous considérons que de faibles variations dans l'espace d'entrée peuvent provoquer de variations importantes dans l'espace de sortie, et que les variables d'entrée sont sensibles pour les données mesurées. Si les valeurs de SN_l sont proches de 0, alors nous considérons que de grandes variations dans l'espace d'entrée peuvent provoquer de faibles variations dans l'espace de sortie, et que les variables d'entrée sont moins sensibles pour les données mesurées.

Le critère SN_l peut être considéré comme une mesure de contenu d'informations pour les variables d'entrée. Dans la sélection des variables pertinentes, nous avons besoins d'évaluer le contenu d'informations restant après le retrait de chaque variable d'entrée individuelle de X . Le critère de sensibilité par rapport à y_l après élimination de la variable d'entrée x_k est ensuite défini par

$$SN_{k,l} = \frac{2}{\pi} \arctan \left(\sum_{\substack{i,j \in \{1,\dots,z\} \\ i \neq j}} \frac{d(y_{il}, y_{jl})}{d'_k(X_i, X_j)} \right) \quad (3-3)$$

où $d'_k(X_i, X_j) = \sqrt{d^2(X_i, X_j) - d_k^2(X_i, X_j)}$

$d_k(X_i, X_j)$ est la projection de $d(X_i, X_j)$ sur l'axe x_k .

D'après l'équation (3-2) et l'équation (3-3), nous pouvons obtenir facilement $I > SN_{k,l} > SN_l$. Pour une variable d'entrée spécifique x_k , si la valeur de $SN_{k,l}$ est plus grande que les autres valeurs de sensibilité SN_{pl} ($p \neq k$), nous considérons que x_k est le moins sensible aux données mesurées car les variables d'entrée restantes après élimination de x_k sont les plus sensibles par rapport au retrait d'une autre variable d'entrée. Selon le même principe, si la valeur de $SN_{k,l}$ est faible par rapport aux autres variables d'entrée, nous considérons que x_k est le plus sensible aux données mesurées car les variables d'entrée restantes après élimination de x_k sont les moins sensibles.

Afin d'assurer une conformité à la définition de $PGL_{k,l}$ (équation (3-1)), soit des grandes valeurs de sensibilité correspondent à des variables plus pertinentes et des faibles valeurs de sensibilité à des variables moins pertinentes, nous réécrivons l'équation (3-3) sous la forme suivante:

$$SN_{k,l} = 1 - \frac{2}{\pi} \arctan \left(\sum_{\substack{i,j \in \{1,\dots,z\} \\ i \neq j}} \frac{d(y_{il}, y_{jl})}{d'_k(X_i, X_j)} \right) \quad (3-4)$$

Evidemment, les valeurs de $SN_{k,l}$ varient également entre 0 et 1. Plus le critère de sensibilité $SN_{k,l}$ est grand (proche de 1), plus la variable correspondante x_k est sensible aux données mesurées.

3.2.3 Conformité de la connaissance humaine aux données mesurées

Dans l'équation (3-1), le deuxième élément $CCH_{k,l}$ caractérise le degré de cohérence entre la connaissance humaine (sur les relations entre variables d'entrée et de sortie) et le résultat des données expérimentales. La connaissance humaine sur le procédé et le produit a été recueillie auprès d'un expert du département de R&D. Elle caractérise les relations qualitatives entre les facteurs de conception et les critères de qualité. Cette connaissance d'expert est généralement incomplète et varie en fonction de l'application. Une représentation symbolique de la connaissance d'un expert est donnée dans le Tableau 3-1.

Tableau 3-1 : Formalisation de la connaissance d'un expert

<i>Facteurs de conception (l'espace d'entrée)</i>	<i>Critères de qualité (l'espace de sortie)</i>		
	y_l	y_l	y_n
x_l	$CE(x_l, y_l)$	$CE(x_l, y_l)$	$CE(x_l, y_n)$
...	...	...	...
x_k	$CE(x_k, y_l)$	$CE(x_k, y_l)$	$CE(x_k, y_n)$
...	...	...	...
x_m	$CE(x_m, y_l)$	$CE(x_m, y_l)$	$CE(x_m, y_n)$
<i>Pas de connaissance humaine : cellule vide</i>		<i>Influence positive : $CE(x_k, y_l) = +1$</i>	
<i>Pas d'influence : $CE(x_k, y_l) = 0$</i>		<i>Influence négative : $CE(x_k, y_l) = -1$</i>	

Ce tableau peut être interprété selon les règles suivantes :

SI x_k croît ALORS y_l croît : $CE(x_k, y_l) = +1$,

SI x_k croît ALORS y_l décroît : $CE(x_k, y_l) = -1$

S'il n'existe aucune influence connue de x_k sur y_l : $CE(x_k, y_l) = 0$

La connaissance humaine de l'expert sur les procédés et les produits est parfois différente des informations extraites à partir des données mesurées directement sur une collection de produits. En effet, dans la mesure où elle est la synthèse issue d'une longue

expérience sur de nombreuses collections, cette connaissance humaine est plus générale que les résultats extraits d'une collection d'échantillons. La connaissance humaine peut alors être utilisée pour compléter des données mesurées.

Le critère de la Conformité de la Connaissance Humaine aux données mesurées $CCH_{k,l}$ peut se calculer en utilisant les équations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} CCH_{k,l} = \frac{1}{t-1} \sum_{p=1}^{t-1} R_p \\ x_{kp}^{\inf} = \min_{s \in \{1, \dots, z\}} \{x_{sk} | y_{sl} \in C_{lp}\} \quad \text{and} \quad x_{kp}^{\sup} = \max_{s \in \{1, \dots, z\}} \{x_{sk} | y_{sl} \in C_{lp}\} \\ \text{si } I_{kp} = \Phi, \left\{ \begin{array}{l} R_p = \frac{1}{2} |CE(x_k, y_l)| \times [1 + CE(x_k, y_l)], \quad \text{si } x_{kp+1}^{\inf} \geq x_{kp}^{\sup} \\ R_p = \frac{1}{2} |CE(x_k, y_l)| \times [1 - CE(x_k, y_l)], \quad \text{si } x_{kp+1}^{\sup} \leq x_{kp}^{\inf} \end{array} \right. \\ \text{si } I_{kp} \neq \Phi, \left\{ \begin{array}{l} R_p = \frac{1}{2} |CE(x_k, y_l)| \times [1 + CE(x_k, y_l)] \times \left(1 - \frac{|I_{kp}|}{|U_{kp}|}\right), \quad \text{si } x_{kp+1}^{\sup} \geq x_{kp}^{\sup} \\ R_p = \frac{1}{2} |CE(x_k, y_l)| \times [1 - CE(x_k, y_l)] \times \left(1 - \frac{|I_{kp}|}{|U_{kp}|}\right), \quad \text{si } x_{kp+1}^{\inf} \leq x_{kp}^{\inf} \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (3-5)$$

Selon la Figure 3-2, $|I_{kp}|$ et $|U_{kp}|$ sont respectivement les longueurs des intervalles qui correspondent respectivement à l'intersection et à l'union de A_{kp} et A_{kp+1} générées par C_{lp} et C_{lp+1} (l'intervalle de sortie).

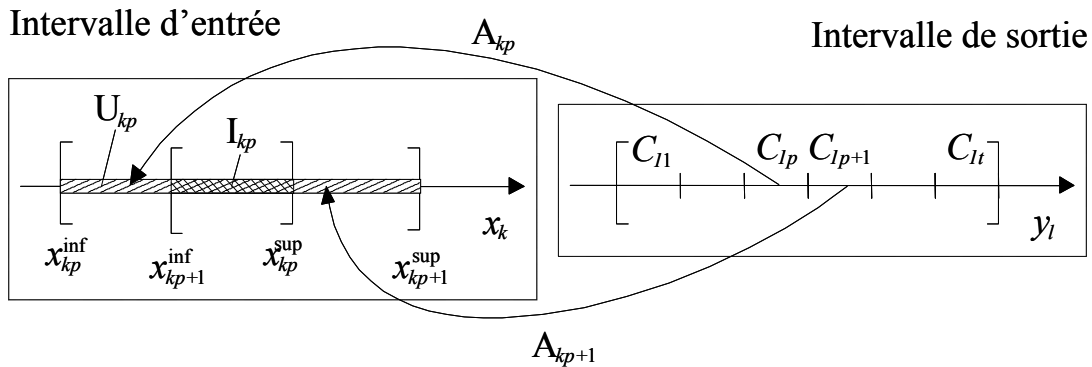


Figure 3-2 : Détermination de l'intersection et de l'union de l'intervalle d'entrée pour le calcul de la conformité de connaissance humaine

La formule (3-5) peut être interprétée de la façon suivante : R_p représente le degré de cohérence entre la connaissance humaine et la variation de données mesurées dans les deux intervalles voisins C_{lp} et C_{lp+1} . Sa valeur varie entre 0 et 1. Si $I_{kp} = \Phi$ et $x_{kp+1}^{\inf} \geq x_{kp}^{\sup}$, alors les

données d'entrée projetées sur l'axe x_k augmente lorsque les données de sortie varient de C_{lp} à $C_{l,p+1}$. Dans ce cas, si la connaissance humaine $CE(x_k, y_l) = +1$ (une influence positive x_k sur y_l), alors nous considérons que cette connaissance humaine est fortement cohérente à la variation de données sur l'axe x_k entre les deux intervalles voisins C_{lp} et $C_{l,p+1}$. Nous pouvons donc obtenir le meilleur cas : $R_p = 1$. Contrairement, si la connaissance humaine $CE(x_k, y_l) = -1$ (une influence négative x_k sur y_l), alors nous considérons que cette connaissance humaine est fortement incohérente à la variation de donnée sur l'axe x_k entre les deux intervalles voisins C_{lp} et $C_{l,p+1}$. Nous pouvons donc obtenir le plus mauvais cas: $R_p = 0$. L'interprétation similaire peut être donnée pour le cas de $I_{kp} = \Phi$ et $x_{kp+1}^{\inf} \leq x_{kp}^{\sup}$. Si $I_{kp} \neq \Phi$ et $x_{kp+1}^{\sup} \geq x_{kp}^{\sup}$, alors nous obtenons une situation entre les deux cas extrêmes précédents (Figure 3-2) et les données d'entrée projetées sur x_k augmentent légèrement lorsque les données de sortie correspondantes varient de C_{lp} à $C_{l,p+1}$. Si $CE(x_k, y_l) = +1$, alors la connaissance humaine est faiblement cohérente à la variation de données sur l'axe x_k dans C_{lp} et $C_{l,p+1}$. Le degré de cohérence R_p est donc lié à l'intersection des deux ensembles de données sur l'axe x_k correspondant à C_{lp} et $C_{l,p+1}$. Plus cette intersection est petite, plus la variation des données est proche d'une croissance et plus la valeur CE_p est proche de 1. Si $CE(x_k, y_l) = -1$, la connaissance humaine est incohérente à la variation des données sur x_k et nous avons alors $R_p = 0$. Les autres cas de R_p peuvent être interprétés suivant le même principe. Si nous obtenons de grandes valeurs pour tous les R_p ($p = 1, \dots, t-1$), alors la valeur du critère $CE_{k,l}$ est évidemment grande et la variation des données correspondant à x_k est cohérente à la connaissance humaine.

Après avoir calculé $CCH_{k,l}$ et $SN_{k,l}$, la valeur du critère $PGL_{k,l}$ représentant la pertinence de la variable d'entrée x_k par rapport à une sortie y_l peut être déterminée. De cette manière, tous les valeurs de $PGL_{k,l}$ ($k = 1 \dots m$) peuvent être mis en ordre décroissant. Ainsi, l'entrée correspondant à la plus grande valeur de $PGL_{k,l}$ est l'entrée la plus pertinente à cette sortie.

Ce critère de sélection a été appliqué avec succès dans certains problèmes industriels. Néanmoins, il y a des inconvénients durant les applications :

1. Les coefficients g_1 et g_2 sont souvent difficiles à déterminer car l'importance précise de la sensibilité de donnée $SN_{k,l}$ et de la conformité entre la connaissance humaine et les données mesurées $CCH_{k,l}$ sont généralement inconnues.
2. Certains ordres de variables obtenus par $PGL_{k,l}$ ne sont pas significatifs car la combinaison linéaire $CCH_{k,l}$ et $SN_{k,l}$ est très sensible à la variation de données. Si les données mesurées sont bruitées ou erreurs de mesure, les résultats du rang seront

facilement influencés.

3. Le rang des variables obtenu par $PGL_{k,l}$ doit être interprétable physiquement.
4. La connaissance humaine doit être extraite par un groupe d'experts (un panel) au lieu d'un seul.

Afin de résoudre ces problèmes, nous proposons une nouvelle méthode de sélection de variables pertinentes. Elle est plus robuste, facile à comprendre et capable de traiter l'incertitude et l'information linguistique liée à la connaissance humaine. Dans cette méthode, les combinaisons linéaires dans la formalisation de la sensibilité de donnée mesurées et la pertinence générale sont remplacées par les modèles flous, dans lesquels les règles floues sont générées par l'expérience des experts sur les procédés et les produits. Cette méthode permet d'obtenir les résultats plus transparents à chaque étape, pour que le raisonnement et les valeurs obtenues par les modèles flous soient plus compréhensibles. Evidemment, les modèles flous sont plus proches de l'information originale, moins sensibles aux bruits, et plus adaptés à la modélisation d'une relation complexe.

3.3. Critère de pertinence global flou

La méthode de sélection des variables pertinentes par les modèles flous est décrite dans cette section. En utilisant cette approche, nous pouvons effectivement filtrer des bruits sur les données mesurées et obtenir un rang plus significatif. Le critère de Pertinence Global Flou (PGF) peut être exprimé par la fonction $PGF_{k,l}=f(SF_{kl}, CCH_{k,l})$, dans laquelle le premier élément SF_{kl} représente le critère de Sensibilité Floue et le deuxième élément $CCH_{k,l}$ le critère de Conformité des Connaissances Humaines par l'expérience des experts. Le critère PGF se calcule à partir des trois catégories de modèles flous illustrés Figure 3-3.

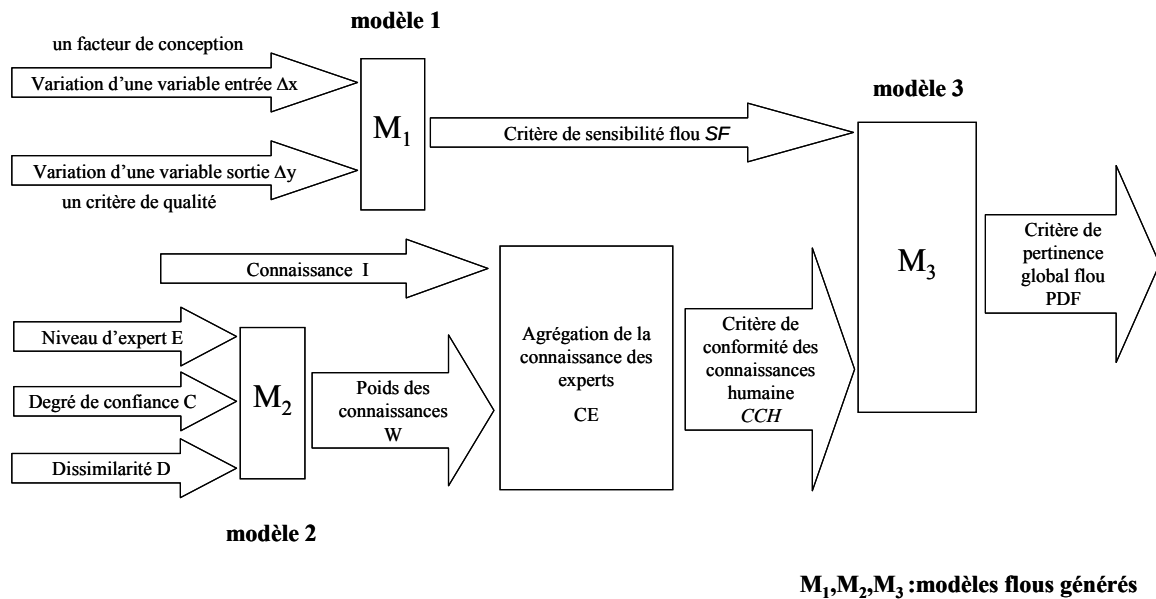


Figure 3-3 : Génération du critère de pertinence global flou

Le système général de génération du critère de sélection se décompose en trois sous systèmes pour : 1) évaluation de la sensibilité floue de chaque variable d'entrée x_k par rapport à la sortie y_l (modèle flou M_1); 2) estimation de la conformité des connaissances humaines combinant les jugements de plusieurs experts et les poids de pondération associés (modèle flou M_2). Ces derniers sont calculés à partir des niveaux des experts, des degrés de confiance ainsi que des dissimilarités (distances) entre les experts ; 3) Agrégation des deux sources d'informations précédentes (modèle flou M_3). Le développement de ces trois catégories de modèles est détaillé dans les sections suivantes :

3.3.1 Critère de sensibilité flou

Le critère de sensibilité flou SF pour toutes les variables d'entrée est une valeur floue et définie selon le même principe de la section 3.1 :

- 1) *SI une faible variation d'une variable d'entrée provoque une grande variation à la sortie, ALORS la sensibilité de cette variable est grande.*
- 2) *SI une forte variation d'une variable d'entrée provoque une petite variation à la sortie, ALORS la sensibilité de cette variable est petite.*

Ce principe est transformé en une série de règles floues afin d'établir un modèle, dans lequel la variation de donnée Δx (distance entre deux vecteurs d'entrée normalisés) et la variation de donnée Δy (distance entre deux vecteurs de sortie normalisés) sont prises comme

deux variables d'entrée, et la sensibilité floue SF comme la sortie (modèle M_I de la Figure 3-3). Evidemment, SF est une fonction de Δx et Δy , notée $SF = M_I(\Delta x, \Delta y)$. Ce modèle flou comprend une interface de fuzzification, une base de règles, et un mécanisme d'inférence et une interface de defuzzification.

La procédure de fuzzification permet de transformer chacune de Δx et Δy en trois valeurs floues : *Petite (P)*, *Moyenne (M)*, *Grande (G)* (Figure 3-4), et SF en une variable floue variant de 0 à 1 et composée de cinq valeurs floues : *Très Petite (TP)*, *Petite (P)*, *Moyenne (M)*, *Grande (G)*, *Très Grande (TG)* (Figure 3-5).

En utilisant l'expérience des opérateurs de production sur la relation entre les facteurs de conception et la qualité, nous définissons les règles floues suivantes :

- 1) Si Δx est petite et Δy est petite, alors SF est petite.
- 2) Si Δx est petite et Δy est moyenne, alors SF est grande.
- 3) Si Δx est petite et Δy est grande, alors SF est très grande.
- 4) Si Δx est moyenne et Δy est petite, alors SF est petite.
- 5) Si Δx est moyenne et Δy est moyenne, alors SF est moyenne.
- 6) Si Δx est moyenne et Δy est grande, alors SF est grande.
- 7) Si Δx est grande et Δy est petite, alors SF est très petite.
- 8) Si Δx est grande et Δy est moyenne, alors SF est petite.
- 9) Si Δx est grande et Δy est grande, alors SF est moyenne.

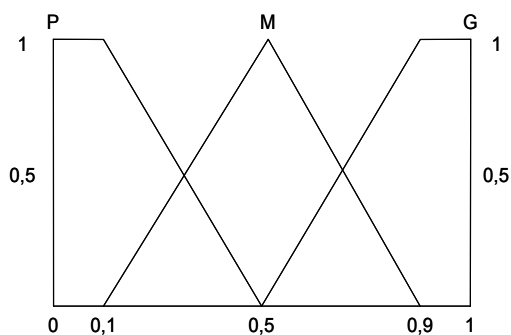


Figure 3-4 : Valeurs floues pour Δx et Δy

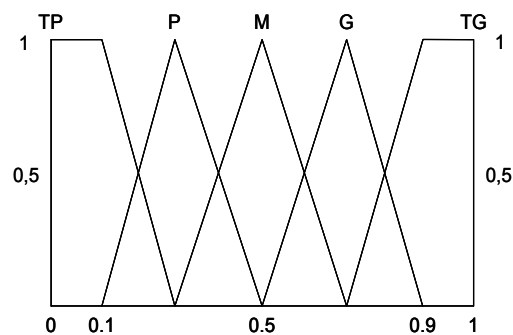


Figure 3-5 : Valeurs floues pour SF

Comme la variable de sortie comprend des valeurs floues, nous utilisons la méthode de Mamdani [MAMDANI, 1975] pour fusionner toutes les règles floues et obtenir une sortie defuzzifiées.

Etant donnée une sortie spécifique y_i , pour chaque paire d'échantillons (X_i, y_{il}) et (X_j, y_{jl}) notée (i, j) , nous calculons la variation des données d'entrée $d(X_i, X_j)$ et la variation des données de sortie $d(y_{il}, y_{jl})$. La sensibilité correspondant à la paire (i, j) par rapport à y_i , notée $SF_I(i, j)$, peut être obtenue par calcul du modèle M_I , soit $SF_I(i, j) = M_I(d(X_i, X_j), d(y_{il}, y_{jl}))$. $SF_I(i, j)$

peut être considéré comme une mesure de contenu d'information de toutes les variables d'entrée dans la paire (i, j) par rapport à la sortie y_l .

Lorsque nous éliminons x_k de l'ensemble des variables d'entrée, la variation de sensibilité dans la paire (i, j) par rapport à la sortie y_l , noté $\Delta SF_{k,l}(i,j)$, peut être calculée ci-dessous :

$$\Delta SF_{k,l}(i, j) = M_1(\Delta d_k(X_i, X_j), d(y_{il}, y_{jl})) \quad (3-6)$$

où $\Delta d_k(X_i, X_j) = d(X_i, X_j) - d_k(X_i, X_j)$

La sensibilité floue générale $SF_{k,l}$ pour toutes les paires d'échantillons lors de l'élimination de x_k est définie ci-dessous :

$$SF_{k,l} = 1 / \sum_{i=1}^m \sum_{j=i+1}^m \Delta SF_{k,l}(i, j) \quad (3-7)$$

Evidemment, si la valeur de $SF_{k,l}$ est plus grande par rapport aux autres variables d'entrée x_p 's ($p \neq k$), alors la variable x_k est considérée comme la plus sensible car les variables restantes sont moins sensibles aux données mesurées. Contrairement, si la valeur de $SF_{k,l}$ est plus faible par rapport aux autres variables d'entrée, alors la variable x_k est considérée comme la moins sensible car les variables restantes sont plus sensibles aux données mesurées.

Afin d'être conforme à la combinaison linéaire de la section 3.2, la sensibilité floue $SF_{k,l}$ est normalisée sur l'intervalle $[0,1]$. De cette manière, plus la valeur de $SF_{k,l}$ est proche de 1, plus la variable x_k est sensible à la sortie y_l . Plus la valeur de $SF_{k,l}$ est proche de 0, plus la variable x_k est moins sensible à la sortie y_l .

En utilisant le critère de sensibilité flou $SF_{k,l}$, nous proposons un algorithme récurrent afin de sélectionner les variables les plus pertinentes et d'ordonner toutes les variables d'entrée. Cet algorithme combine la Recherche Séquentielle en Avant (Forward Search) et la Recherche Séquentielle en Arrière (Backward Search). La première procédure permet de sélectionner récursivement une variable la plus sensible à chaque étape tandis que la seconde élimine récursivement une variable la moins sensible ou la plus corrélée. Deux seuils positifs a_1 et a_2 sont définis pour ces deux différentes procédures. Le principe de cet algorithme est illustré Figure 3-6.

Entrées: un ensemble de variables d'entrée $X=\{x_1, \dots, x_m\}$, une sortie spécifique y_l , et z données d'apprentissage $(X_1, y_{1l}), \dots, (X_z, y_{zl})$

Sortie: une liste ordonnée de variables d'entrée pertinents X_r et les valeurs correspondantes du critère de sensibilité floue

α_1 : seuil prédéfini pour sélectionner des variables, $\alpha_1 \in [0,1]$

α_2 : seuil prédéfini pour éliminer des variables, $\alpha_2 \in [0,1]$

Combiner (C_1, C_2): combiner deux listes ordonnées C_1, C_2 pour construire une nouvelle liste ordonnée

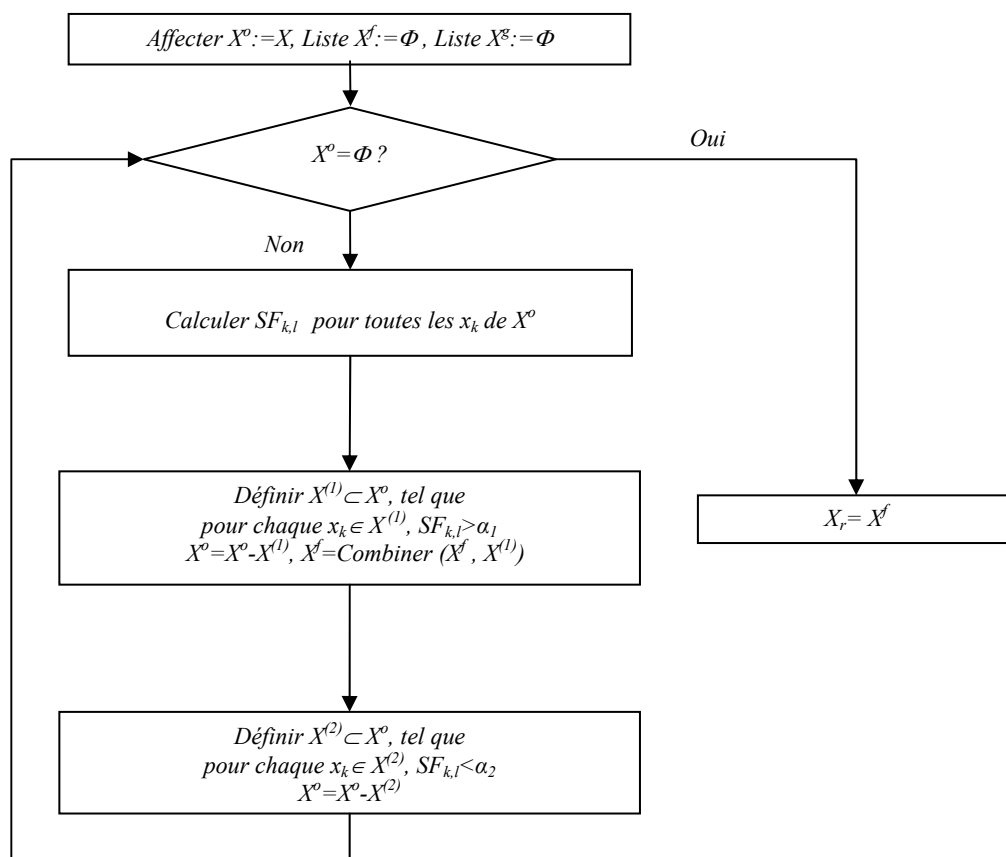


Figure 3-6 : Algorithme pour sélectionner les variables par le critère de sensibilité floue

3.3.2 Agrégation de la connaissance des experts

Dans la section 3.2.3, le critère de Conformité de la Connaissance Humaine aux données mesurées *CCH* est basée sur la connaissance d'un seul expert. Dans la pratique, il existe souvent plusieurs experts ayant des différents profils professionnels et fournissant des jugements variés sur les relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception du produit. De plus, pour chaque expert, la confiance sur son jugement ainsi que sa compétence professionnelle sont souvent différentes des autres. Dans cette situation, il est nécessaire d'améliorer le critère *CCH* par agrégation des connaissances humaines pour l'ensemble des

experts.

Dans la littérature existante, la matrice MIC-MAC (Matrice d'Impacts Croisés-Matrice d'Action Croisés) est souvent utilisée pour identifier les variables pertinentes en recueillant les connaissances d'un groupe d'expert [HELMER, 1972]. En se basant sur une analyse structurale, cette matrice peut mettre en évidence les impacts direct/indirect des variables [SMIDA, 2008]. Néanmoins, sans prendre en compte les niveaux d'expertises associées à leurs degrés de confiance, elle possède le risque d'introduire un biais. En conséquence, nous proposons un critère incluant la connaissance experte de la façon suivante :

Pour l'ensemble des h experts, l'influence du facteur de conception x_k sur le critère de qualité y_l peut s'exprimer par un vecteur $(I_l, I_2, \dots, I_h)^T$ (Tableau 3-2). I_v correspond à la connaissance exprimée par l'expert v en utilisant les termes linguistiques suivantes : *Très Positive (TP)*, *Positive (P)*, *Nulle (0)*, *Négative (N)* et *Très Négative (TN)*. C_v représente le degré de confiance exprimé par l'expert v en utilisant les termes linguistiques suivantes : *Peu Certaine (PC)* et *Certaine (C)*. E_v représente le niveau de cet expert estimé par le responsable du panel en utilisant les termes linguistiques suivants : *Haut*, *Moyen* et *Bas*. I_v , C_v et E_v sont les expressions linguistiques.

Tableau 3-2: Connaissances d'un ensemble de h experts concernant l'influence d'un facteur de conception sur un critère de qualité

<i>Connaissance d'experts</i>	<i>Degré de confiance</i>	<i>Niveau d'experts</i>
I_l	C_l	E_l
...	...	...
I_v	C_v	E_v
...	...	...
I_h	C_h	E_h

La procédure d'agrégation de l'ensemble des connaissances des experts se décompose en trois étapes (modèle 2 du Figure 3-3):

Etape 1 : Calcul de dissimilarité entre les connaissances des experts

Dans la pratique, les connaissances des experts concernant la relation de critères de qualité et les facteurs de conception sont souvent très variées car leurs intérêts professionnels et leurs sensibilités personnelles ne sont pas identiques. Afin d'évaluer la performance des experts et de fusionner correctement leurs jugements, nous devons calculer les dissimilarités ou distances entre les connaissances fournies par les différents experts. La procédure de calcul

est donnée ci-dessous :

Premièrement, nous transformons la connaissance de chaque expert en une variable floue composée de cinq valeurs floues $\{TN, N, 0, P, TP\}$, dont chacune correspond à une fonction d'appartenance triangulaire (Figure 3-7). Chaque fonction d'appartenance, notée $trimf(x, [a_t, b_t, c_t])$ ($t=1, 2, 3, 4, 5$), représente un type d'influence de facteur de conception sur un critère de qualité.

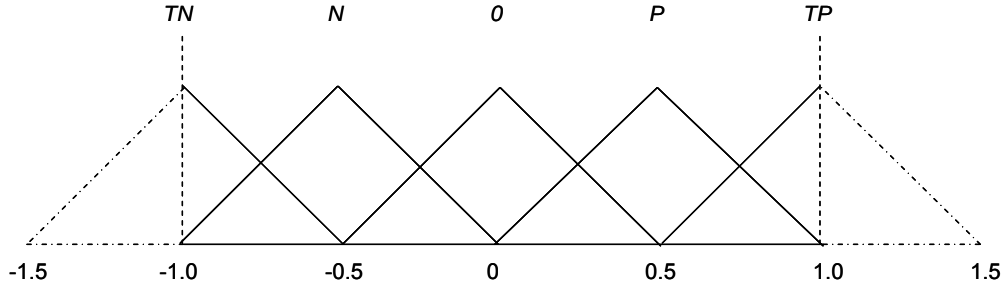


Figure 3-7 : Variable floue représentant la connaissance d'un expert

Après élimination de la connaissance de l'expert v , nous mettons les connaissances fournies par les autres $h-1$ experts dans les 5 classes correspondant aux cinq valeurs floues précédentes. Le nombre d'experts dans une classe t est noté U_{tv} . Le taux de contribution des autres experts pour la classe t après élimination de l'expert v , noté R_{tv} , est calculé par $R_{tv} = U_{tv} / (h-1) \times 100\%$. Dans la fonction d'appartenance correspondante, l'aire A_{tv} représente le poids d'importance des connaissances après l'élimination de l'expert v et peut se calculer par $A_{tv} = (c_t - a_t) / 2 \times R_{tv}$.

Le centre de gravité pour l'ensemble des 5 classes C_v peut se calculer à partir de la combinaison linéaire des taux de contributions et des aires correspondants. La dissimilarité de l'expert v par rapport aux autres experts peut être représentée par la distance d_v , définie ci-dessous :

$$d_v = |b_\theta - C_v| \quad \text{avec} \quad C_v = \frac{\sum_t b_t A_{tv}}{\sum_t A_{tv}} \quad (t=1, 2, 3, 4, 5) \quad (3-8)$$

où b_θ ($\theta \in \{1, \dots, 5\}$) est le centre de la classe (valeur floue) dans laquelle l'expert v donne son jugement.

Cette distance est ensuite transformée en valeur linguistique de l'ensemble $\{petite,$

moyenne, grande}, correspondant respectivement aux fonctions d'appartenance triangulaires $trimf(x, [-1 \ 0 \ 1])$, $trimf(x, [0 \ 1 \ 2])$ et $trimf(x, [1 \ 2 \ 3])$ dans l'intervalle $[0, 2]$.

Etape 2 : Calcul des poids de pondération pour les connaissances

Dans cette étape, la logique floue est utilisée pour déterminer les poids de pondération pour les connaissances des experts en utilisant les distances calculées, les niveaux professionnels des experts et les degrés de confiance. Ces poids de pondération prennent des valeurs floues à partir de $\{\text{Très Petit (TP), Petit (P), Moyen (M), Grand (G), Très Grand (TG)}\}$, correspondant respectivement aux fonctions d'appartenance triangulaires $trimf(x, [-0,25 \ 0 \ 0,25])$, $trimf(x, [0 \ 0,25 \ 0,5])$, $trimf(x, [0,25 \ 0,5 \ 0,75])$, $trimf(x, [0,5 \ 0,75 \ 1])$ et $trimf(x, [0,75 \ 1 \ 1,25])$ sur l'intervalle $[0, 1]$.

Le poids de pondération w_v correspondant à la connaissance de l'expert v ($v \in \{1, \dots, h\}$) peut être estimé en utilisant un ensemble de règles floues générées selon les principes suivants :

- 1) *SI un expert de « haut niveau » possède un « grand degré de confiance » ET sa dissimilarité est « faible » par rapport aux autres experts, ALORS le poids de sa connaissance est « important ».*
- 2) *SI un expert de « bas niveau » possède un « petit degré de confiance » ET sa dissimilarité est « forte » par rapport aux autres, ALORS le poids de sa connaissance est « faible ».*

Ces deux cas extrêmes et les autres observations conduisent à 18 règles floues suivantes :

- 1) *SI E_k est haut ET C_k est certain ET D_k est petite, ALORS w_k est très grand*
- 2) *SI E_k est haut ET C_k est certain ET D_k est moyenne, ALORS w_k est grand*
- 3) *SI E_k est haut ET C_k est certain ET D_k est grande, ALORS w_k est moyen*
- 4) *SI E_k est haut ET C_k est peu certain ET D_k est petite, ALORS w_k est grand*
- 5) *SI E_k est haut ET C_k est peu certain ET D_k est moyenne, ALORS w_k est moyen*
- 6) *SI E_k est haut ET C_k est peu certain ET D_k est grande, ALORS w_k est petit*
- 7) *SI E_k est moyen ET C_k est certain ET D_k est petite, ALORS w_k est grand*
- 8) *SI E_k est moyen ET C_k est certain ET D_k est moyenne, ALORS w_k est moyen*
- 9) *SI E_k est moyen ET C_k est certain ET D_k est grande, ALORS w_k est petit*
- 10) *SI E_k est moyen ET C_k est peu certain ET D_k est petite, ALORS w_k est moyen*
- 11) *SI E_k est moyen ET C_k est peu certain ET D_k est moyenne, ALORS w_k est petit*
- 12) *SI E_k est moyen ET C_k est peu certain ET D_k est grande, ALORS w_k est très petit*
- 13) *SI E_k est bas ET C_k est certain ET D_k est petite, ALORS w_k est moyen*
- 14) *SI E_k est bas ET C_k est certain ET D_k est moyenne, ALORS w_k est petit*
- 15) *SI E_k est bas ET C_k est certain ET D_k est grande, ALORS w_k est très petit*
- 16) *SI E_k est bas ET C_k est peu certain ET D_k est petite, ALORS w_k est petit*
- 17) *SI E_k est bas ET C_k est peu certain ET D_k est moyenne, ALORS w_k est très petit*
- 18) *SI E_k est bas ET C_k est peu certain ET D_k est grande, ALORS w_k est nul*

Plus w_v est grand, plus la connaissance de l'expert v est fiable et importante. Ces règles sont validées par les experts professionnels en procédés et en produits.

Etape 3 : Agrégation des connaissances

Dans cette étape, les connaissances des experts sont agrégées en utilisant l'agrégation linéaire. Les poids normalisés w'_v sont calculés de la façon suivante : $w'_v = w_v / sw$ avec $sw = \sum_{v=1}^h w_v$ ($v \in \{1, \dots, h\}$). Les types d'influence (connaissances des experts) 'TP', 'P', '0', 'N' et 'TN' sont alors remplacés par les valeurs numériques $B = [1 \ 0,5 \ 0 \ -0,5 \ -1]^T$. Par conséquent, l'agrégation des connaissances des experts, notée $R(x_k, y_l)$ (section 3.2.3) s'effectue en utilisant l'équation suivante :

$$CE(x_k, y_l) = \|W^T \cdot B\| = |1 \times w'_1 + 0,5 \times w'_2 + 0 \times w'_3 + (-0,5) \times w'_4 + (-1) \times w'_5| \quad (3-9)$$

où $W = [w'_v; v \in \{1, \dots, h\}]$.

Si $CE(x_k, y_l) = 1$ correspond au fait que l'influence du facteur de conception x_k sur la critère de qualité y_l est positive. Et si $CE(x_k, y_l) = 0$, alors nous considérons pas de l'influence. Le critère de conformité de la connaissance humaine $CCH_{k,l}$ peut se calculer à partir des valeurs de $R(x_k, y_l)$ en utilisant les équations (3-5) de la section 3.2.3. Dans la plupart des cas, le résultat d'une agrégation des connaissances des experts $CE(x_k, y_l)$ est une valeur variant sur l'intervalle $[-1, 1]$. Il est donc plus général que la connaissance d'un seul expert (Tableau 3-1), qui prend uniquement des valeurs de $\{-1, 0, 1\}$.

3.3.3 Combinaison floue de la sensibilité et de la conformité de la connaissance humaine

Dans cette section, les deux critères définis précédemment, soit le critère de sensibilité flou $SF_{k,l}$ et le critère de la conformité des connaissances humaines $CCH_{k,l}$, sont combinées afin d'obtenir un critère de pertinence global flou $PGF_{k,l}$. Ce critère global est plus robuste pour sélectionner les variables pertinents d'entrée (modèle 3 de la Figure 3-3). Cette combinaison est basée sur une série de règles floues suivantes :

- 1) Si $SF_{k,l}$ est très petite et $CCH_{k,l}$ est petite, alors $PGF_{k,l}$ est très petit.
- 2) Si $SF_{k,l}$ est très petite et $CCH_{k,l}$ est moyenne, alors $PGF_{k,l}$ est petit.
- 3) Si $SF_{k,l}$ est très petite et $CCH_{k,l}$ est grande, alors $PGF_{k,l}$ est petit.
- 4) Si $SF_{k,l}$ est petite et $CCH_{k,l}$ est petite, alors $PGF_{k,l}$ est petit.
- 5) Si $SF_{k,l}$ est petite et $CCH_{k,l}$ est moyenne, alors $PGF_{k,l}$ est moyen.

- 6) Si $SF_{k,l}$ est petite et $CCH_{k,l}$ est grande, alors $PGF_{k,l}$ est moyen.
- 7) Si $SF_{k,l}$ est moyenne et $CCH_{k,l}$ est petite, alors $PGF_{k,l}$ est petit.
- 8) Si $SF_{k,l}$ est moyenne et $CCH_{k,l}$ est moyenne, alors $PGF_{k,l}$ est moyen.
- 9) Si $SF_{k,l}$ est moyenne et $CCH_{k,l}$ est grande, alors $PGF_{k,l}$ est moyen.
- 10) Si $SF_{k,l}$ est grande et $CCH_{k,l}$ est petite, alors $PGF_{k,l}$ est moyen.
- 11) Si $SF_{k,l}$ est grande et $CCH_{k,l}$ est moyenne, alors $PGF_{k,l}$ est moyen.
- 12) Si $SF_{k,l}$ est grande et $CCH_{k,l}$ est grande, alors $PGF_{k,l}$ est grand.
- 13) Si $SF_{k,l}$ est très grande et $CCH_{k,l}$ est petite, alors $PGF_{k,l}$ est grand.
- 14) Si $SF_{k,l}$ est très grande et $CH_{k,l}$ est moyenne, alors $PGF_{k,l}$ est grand.
- 15) Si $SF_{k,l}$ est très grande et $CH_{k,l}$ est grande, alors $PGF_{k,l}$ est très grand.

Ces règles sont utilisées pour construire un modèle flou dans lequel $SF_{k,l}$ et $CCH_{k,l}$ sont prises comme deux variables d'entrée et $PGF_{k,l}$ comme la variable de sortie. Les fonctions d'appartenance sont présentées Figure 3-8. Pour la fonction d'appartenance de $CCH_{k,l}$, les paramètres e, f, g sont définis par $e = \min_k \{CCH_{k,l}\}$, $g = \max_k \{CCH_{k,l}\}$ et $f = (e + g) / 2$. La méthode de Mamdani [MAMDANI, 1975] est utilisée pour calculer la valeur de sortie correspondant aux valeurs d'entrée.

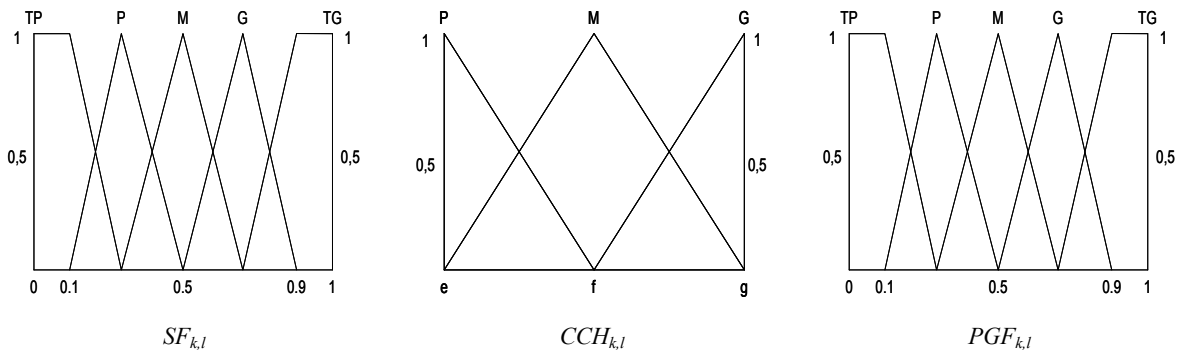


Figure 3-8 : Fonctions d'appartenance $SF_{k,l}$, $CCH_{k,l}$ et $PGF_{k,l}$

Nous considérons que la variable de sortie $PGF_{k,l}$ varie dans l'intervalle $[0,1]$. Plus la valeur de $PGF_{k,l}$ est proche de 1, plus la variable d'entrée x_k est pertinente.

3.4. Simulation

Dans cette section, nous appliquons le critère de Pertinence Global Flou (PGF) à une série de données artificielles et à une fonction analytique afin de valider son efficacité. La performance de ce critère comparée par le critère de Pertinence Global Linéaire (PGL) présentée dans la section 3.2, la sélection utilisant la classification d'hyper-volume d'Abe [ABE, 1995] et la méthode de la Courbe et de la Surface Floues (CSF) [LIN, 1998]. Comme les connaissances humaines ne sont pas disponibles pour les exemples de simulation, nous utilisons donc uniquement le critère de Sensibilité Flou (SF) et le critère de Sensibilité

Numérique (SN) pour ordonner les variables d'entrée. Tous les résultats des méthodes SF et SN sont normalisés sur l'intervalle $[0,1]$ pour obtenir un rang de pertinence relative parmi des variables d'entrée. En conséquence, plus la sensibilité est proche de 1, plus la variable d'entrée est pertinente.

Exemple 1 : Série des données Iris

La série des données Iris [FISHER, 1936] est composée de 150 données composées de quatre variables d'entrée x_1, x_2, x_3, x_4 et appartenant à trois différentes classes (ANNEXE A). Les rangs des variables obtenus par SF et SN sont présentés dans le Tableau 3-3. Dans ce tableau, nous pouvons constater que les rangs des variables issus de ces deux méthodes sont assez différents. La variable la plus pertinente du SN est x_1 . Mais elle est considérée comme la moins pertinente par SF. D'ailleurs, x_3 est la 2^{ème} variable pertinente par SF mais la moins pertinente par SN. Cette différence est liée au fait que la méthode utilisant les modèles flous possède une meilleure capacité pour prendre en compte de variations significatives de données et pour filtrer des variations non significatives de données.

Tableau 3-3 : Rangs des variables issus des deux critères de sensibilité pour exemple 1

Entrées	Critère de sensibilité flou		Critère de sensibilité numérique	
	SF	Rang	SN	Rang
x_1	0,0000	4	1,0000	1
x_2	0,0910	3	0,2424	3
x_3	0,6884	2	0,0000	4
x_4	1,0000	1	0,6866	2

Le Tableau 3-4 donne les deux variables d'entrée les plus pertinentes sélectionnées respectivement par le critère SF, SN et par la méthode ABE. Ensuite, nous effectuons la classification Fuzzy C-Means [MARCELLONI, 2003] pour les variables sélectionnées et calculons les taux de reconnaissance correcte pour les classes obtenues afin d'évaluer et de comparer la performance de ces trois critères.

Tableau 3-4 : Taux de reconnaissance correcte des deux variables les plus pertinentes pour les trois critères de sélection

	Critère de Sensibilité Flou (SF)	Critère de Sensibilité Numérique (SN)	Hyper-volume d'Abe
<i>Les deux variables d'entrée les plus pertinentes</i>	x_3, x_4	x_1, x_3	x_3, x_4
<i>Taux de connaissance correct (la classification de C-Means floue)</i>	0,86	0,81	0,88

Dans le Tableau 3-4, nous pouvons constater que les variables d'entrée sélectionnées par SF sont identiques à celles d'ABE, et leurs taux de reconnaissance correcte sont assez proches. Le taux de reconnaissance correcte de SN est plus faible que les deux autres critères. Evidemment, la combinaison de x_3 et x_4 conduits à un meilleur effet de classification pour les données d'apprentissage. En effet, le critère de SF est capable de traiter à la fois des petites séries de données ayant une forte tendance de variation et des grandes séries de données avec des bruits. Néanmoins, le critère de SN est efficace pour traiter des petites séries de données d'apprentissage ayant une tendance significative de variation, mais il est inefficace pour traiter des grandes séries de données avec des bruits ayant une tendance non significative de variation.

Exemple 2 : Une fonction non linéaire complexe

$$y = \sin(6x_1)\sin(4x_2) + \sin(2x_3)\sin(5.4x_4) + \sin(5.4x_5)\sin(3.5x_6) + \sin(4x_7)\sin(4x_8) + \cos(x_1x_6) + \sqrt{x_2^2 + x_4^4} + x_3 \cos(x_8) + \frac{1}{6}e^{\cos(x_6) + \sin(x_7) + \cos(x_8)} \quad (3-10)$$

où $x_1 = \cos(e^{x_8})$, $x_2 = 1 - x_5(x_5 + \cos(x_5))$, $x_3 = \sin(x_6^2)$, $x_4 = \cos(x_7) + \tau \cdot \delta$,

$\tau = \{0, 1\}$, $x_i \in [-1, 1]$, $i \in \{1, \dots, 4\}$

Dans cet exemple, nous pouvons constater que (x_1, x_8) , (x_2, x_5) et (x_3, x_6) sont respectivement corrélées. δ est une variable aléatoire uniforme sur l'intervalle $[-1, 1]$. τ est une valeur booléenne, soit $\tau \in \{0, 1\}$. Afin de tester la robustesse des méthodes de sélection, nous ajoutons $p\%$ bruits sur les données d'apprentissage de x_4 . Lors de la génération de données bruitées, nous mettons $\tau=1$. Autrement, nous mettons $\tau=0$. x_4 est corrélé avec x_7 . Les données d'apprentissage des variables $x_5, \dots, x_8$ sont uniformément générées sur

l'intervalle $[-1,1]$ puis utilisées pour calculer les valeurs des variables x_1, x_2, x_3 et x_4 , ainsi que les valeurs de la fonction y .

Afin d'évaluer la pertinence d'un sous ensemble des t variables sélectionnées, noté $X_t = \{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t)}\}$, nous projetons la fonction originale $y=f(X)$ sur le sous espace de X_t et obtenons alors une nouvelle fonction $g(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t)})$ dans laquelle nous maintenons toutes les variables de X_t et faisons disparaître les autres variables par calcul des moyennes de la fonction originale $f(X)$ pour ces variables retirées. $\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t)}\}$ sont considérées comme les variables les plus pertinentes si et seulement si la moyenne générale de $|f-g|$, noté ME , est la plus petite par rapport aux autres sous-ensemble de t variables. Plus la valeur de ME est petite, plus les variables d'entrée sélectionnées sont pertinentes.

La Figure 3-9 illustre comment ME varie en fonction du nombre de données d'apprentissage z pour les deux critères de sélection : Sensibilité Flou (SF) et Sensibilité Numérique (SN). Ces données d'apprentissage ne comportent aucun bruit ($\tau=0$). Nous pouvons constater que tous les deux critères conduisent à des faibles valeurs de ME (entre 1.3 et 1.9) et elles se convergent entre elles lorsque le nombre de données d'apprentissage augmente. Pour un faible nombre de données d'apprentissage, la sélection par SF conduit à une meilleure performance (une plus faible valeur de ME) dans la sélection des variables pertinents.

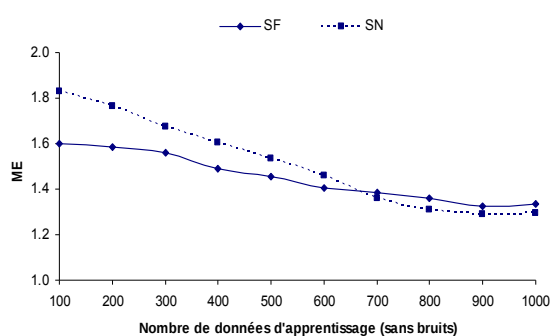


Figure 3-9 : Performance des critères en fonction du nombre de données d'apprentissage (sans bruit)

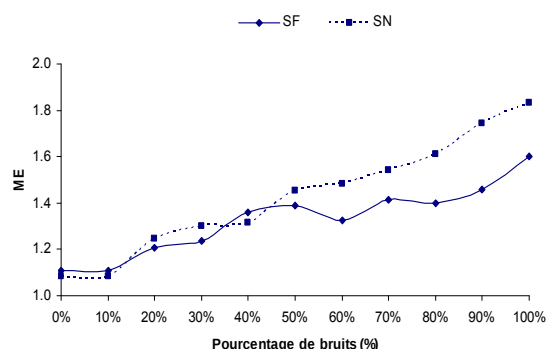


Figure 3-10 : Performance des critères par rapport aux bruits (nombre de données d'apprentissage = 10 000)

La Figure 3-10 illustre comment ME varie en fonction de l'intensité de bruits pour 10 000 données d'apprentissage. Nous constatons que les performances de sélection par SF et SN sont similaires pour des données avec un faible pourcentage de bruits. Cependant, la

valeur de ME augmente rapidement avec le pourcentage de bruits pour la méthode SN . Pourtant, le SF reste plus robuste et moins sensible aux bruits. Le modèle flou joue efficacement le rôle de filtrage.

Le Tableau 3-5 compare les performances des trois critères de sélection, soit de Sensibilité Floue (SF), de Sensibilité Numérique (SN) et de la Courbe et la Surface Floue (CSF) [LIN, 1998]. Cette comparaison s'effectue par sélection des quatre variables les plus pertinentes à partir d'une petite série de données d'apprentissage sans bruit ($z=100$) et d'une grande série de données d'apprentissage sans bruits ($z=10\ 000$).

Nous pouvons constater que SF conduit au meilleur résultat avec une faible valeur de ME pour une petite série de données d'apprentissage. Tous les deux critères SF et SN conduisent à des résultats plus précis que le critère CSF . Ceci implique que le principe de sensibilité est efficace dans la sélection de variables pertinentes.

Tableau 3-5 : Comparaison des trois critères de sélection

Nombre de données d'apprentissage	Sensibilité Floue (SF)		Sensibilité Numérique (SN)		Courbe et Surface Floue (CSF)
	$z=100$	$z=10\ 000$	$z=100$	$z=10\ 000$	$z=10\ 000$
<i>Variables sélectionnées</i>	X_7, X_5, X_1, X_2	X_7, X_8, X_5, X_2	X_3, X_2, X_5, X_1	X_7, X_8, X_5, X_6	X_7, X_8, X_2, X_4
<i>ME</i>	1,6002	1,0194	1,8320	0,8644	1,2770

3.5. Exemples d'application

Dans cette section, nous validons l'efficacité du critère de Pertinence Global Flou (PGF). Cette validation s'effectue à travers de deux exemples d'applications dans le but de sélectionner des facteurs de conception pertinents. Les contextes de ces deux exemples ont été présentés dans la section 1.2.3. Ils concernent le développement du matériau fibreux super-absorbant et du matériau fibreux de protection acoustique. Les facteurs de conception sont nombreux et la relation entre les facteurs de conception et les critères de qualité sont fortement non linéaires.

3.5.1 Exemple 1 : matériau fibreux super-absorbant

Dans cet exemple, les données expérimentales sont obtenues durant la procédure de développement du matériau fibreux consacré à une propriété spécifique d'absorption de

liquide. Une série de 11 prototypes est disponible pour sélectionner les facteurs de conception (ANNEXE B). Ces facteurs comprennent 8 paramètres issus des procédés de fabrication (étaleur-nappeur et aiguilleteuse) présélectionnés par les experts. Ces paramètres sont les suivants :

- x_1 : vitesse en sortie de carte (m/min)
- x_2 : vitesse en sortie de l'étaleur-nappeur (m/min)
- x_3 : vitesse de production (m/min)
- x_4 : fréquence d'aiguilletage (cp/min)
- x_5 : profondeur de pénétration des aiguilles (mm)
- x_6 : étirage de l'aiguilleteuse (%)
- x_7 : nombre de couches moyen dans la nappe
- x_8 : densité d'aiguilletage (cp/cm²)

Dans cet exemple, nous étudions les possibilités d'influence de ces paramètres sur la « y : porosité(%) » du matériau non-tissé. La porosité représente le volume de vide dans le matériau et s'exprime en pourcentage du volume total. La porosité est l'une des propriétés structurelles essentielles liée au pouvoir d'absorption du matériau. Plus la porosité est grande, plus la capacité d'absorption du matériau pourra être importante. Nous prenons cette propriété structurelle comme variable de sortie dans notre modèle.

Ensuite, nous appliquons l'algorithme récurrent de la Figure 3-6 afin de sélectionner les variables d'entrée les plus pertinentes et d'éliminer celles qui sont les moins pertinentes ou qui sont corrélées avec les variables pertinentes. Les étapes de cet algorithme sont présentées dans le Tableau 3-6.

Tableau 3-6 : Sélection des facteurs de conception pertinents par l'algorithme proposé ($a_1=0.8$, $a_2=0.3$)

	Variables d'entrée restantes	Variables rangées par ordre décroissant de critère de sensibilité flou	Variables plus pertinentes	Variables éliminées
<i>Etape 1</i>	$x_1, \dots, x_8$	$x_5, x_6, x_8, x_1, x_7, x_4, x_2, x_3$	x_5, x_6	x_2, x_3
<i>Etape 2</i>	x_8, x_1, x_7, x_4	x_8, x_7, x_1, x_4	x_8	x_4
<i>Etape 3</i>	x_7, x_1	x_7, x_1	x_7	x_1

Théoriquement, les 8 paramètres du procédé présélectionnés peuvent être divisés en deux catégories : les paramètres directs et les paramètres indirects. Les paramètres directs peuvent être mesurés ou réglés directement par les appareils. Les paramètres indirects sont, quant à eux, calculés à partir des paramètres directs en utilisant des règles physiques. Dans cet exemple, les variables (x_6, x_3, x_2), (x_7, x_1, x_2) et (x_8, x_3, x_4) sont corrélés selon les relations

physiques.

Dans le Tableau 3-6, nous pouvons constater qu'un paramètre direct : « x_5 : profondeur de pénétration » et trois paramètres indirects : « x_6 : étirage », « x_7 : nombre de couches moyen » et « x_8 : densité d'aiguilletage » sont finalement sélectionnés par l'algorithme proposé (Figure 3-6). Lorsque nous identifions les paramètres les plus pertinents dans une étape, les paramètres les moins pertinents ou corrélés sont éliminés en même temps.

Ensuite, nous intégrons les connaissances humaines obtenues précédemment en utilisant le modèle 2 de la Figure 3-3. Les connaissances humaines sont extraites à partir du questionnaire prédéfini, basé sur les relations entre les critères de qualité et les paramètres du procédé identifiés (Figure 3-6). Ce questionnaire est rempli par un groupe de 5 experts (Tableau 3-7). Les résultats issus de la procédure d'agrégation sont présentés dans le Tableau 3-8.

Tableau 3-7 : Questionnaire relatif à la connaissance des experts sur la « porosité » pour exemple 1

Connaissance de l'influence sur la « porosité »			Facteurs de conception			
			Paramètre direct	Paramètre indirects		
			x_1 : Profondeur de pénétration (mm)	x_2 : Etirage (%)	x_3 : Nombre de couches moyen	x_4 : Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)
Expert 1t	Niveau Haut	Influence	TN	TN	TN	TN
		Confiance	PC	C	C	PC
Expert 2	Niveau Bas	Influence	N	P	0	N
		Confiance	C	C	PC	C
Expert 3	Niveau Bas	Influence	N	0	0	P
		Confiance	C	PC	C	C
Expert 4	Niveau Medium	Influence	TN	N	TN	N
		Confiance	C	C	C	C
Expert 5	Niveau medium	Influence	N	N	TP	P
		Confiance	C	PC	PC	C

Connaissance : {TN, N, 0, P, TP, Pas de connaissance(/)}, Degré de confiance : {PC, C}

Tableau 3-8 : Représentation numérique de la connaissance des experts sur la « porosité » pour exemple 1

Influence sur la « porosité »			Facteurs de conception			
			Paramètre direct	Paramètre indirects		
			x_1 : Profondeur de pénétration (mm)	x_2 : Etirage (%)	x_3 : Nombre de couches moyen	x_4 : Densité d'aiguilletage (cp/cm²)
Expert 1t	Niveau Haut	Distance	TN	TN	TN	TN
		Poids	PC	C	C	PC
Expert 2	Niveau Bas	Distance	N	P	0	N
		Poids	C	C	PC	C
Expert 3	Niveau Bas	Distance	N	0	0	P
		Poids	C	PC	C	C
Expert 4	Niveau Medium	Distance	TN	N	TN	N
		Poids	C	C	C	C
Expert 5	Niveau medium	Distance	N	N	TP	P
		Poids	C	PC	PC	C
Agrégation			- 0.6921	- 0.3091	- 0.4031	- 0.2414

Nous pouvons constater que, pour le paramètre « x_1 : *profondeur de pénétration* », la connaissance de l'expert 3 correspond à un poids faible à cause de son niveau d'expertise faible. De plus, malgré le haut niveau d'expertise de l'expert 2, sa connaissance relative au paramètre « x_2 : *Etirage* » correspond à un poids moyen car sa dissimilarité (distance) par rapport aux autres est très grande. La connaissance de l'expert 5 pour le paramètre « x_3 : *Nombre de couches moyen* » correspond également à un poids très faible car son degré de confiance est bas et sa dissimilarité par rapport aux autres est très grande. D'ailleurs, la connaissance de l'expert 1 pour le paramètre « x_4 : *Densité d'aiguilletage* » correspond également à un poids moyen en raison de sa grande dissimilarités et son degré de confiance faible.

De cette manière, la procédure d'agrégation peut filtrer efficacement les connaissances non pertinentes par affectation du poids de pondération approprié à chaque expert en fonction

de son niveau, de son degré de confiance et de sa dissimilarité. Selon les valeurs d'agrégation linéaire, « x_1 : profondeur de pénétration », « x_3 : nombre de couches moyen » et « x_2 : étirage de l'aiguilleuse » sont les paramètres les plus pertinents vis-à-vis du critère de qualité « y : porosité » par rapport à la « x_4 : densité d'aiguilletage » qui est un paramètre moins pertinent.

Enfin, tous les critères sont comparés dans le Tableau 3-9 et illustré dans le Figure 3-11.

Tableau 3-9: Comparaison des méthodes de sélection pour l'exemple 1

Facteurs de conception	Sensibilité Numérique (SN)		Sensibilité Flou (SF)		Connaissances des Experts (CE)		Pertinence Global Flou (PGF)	
	valeur	rang	valeur	rang	valeur	rang	valeur	rang
x_1 : Profondeur de pénétration (mm)	0,000	4	1,000	1	1,000	1	1,000	1
x_2 : Etirage (%)	1,000	1	0,359	3	0,308	3	0,470	2
x_3 : Nombre de couches moyen	0,111	3	0,000	4	0,443	2	0,152	4
x_4 : Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)	0,818	2	0,653	2	0,000	4	0,445	3

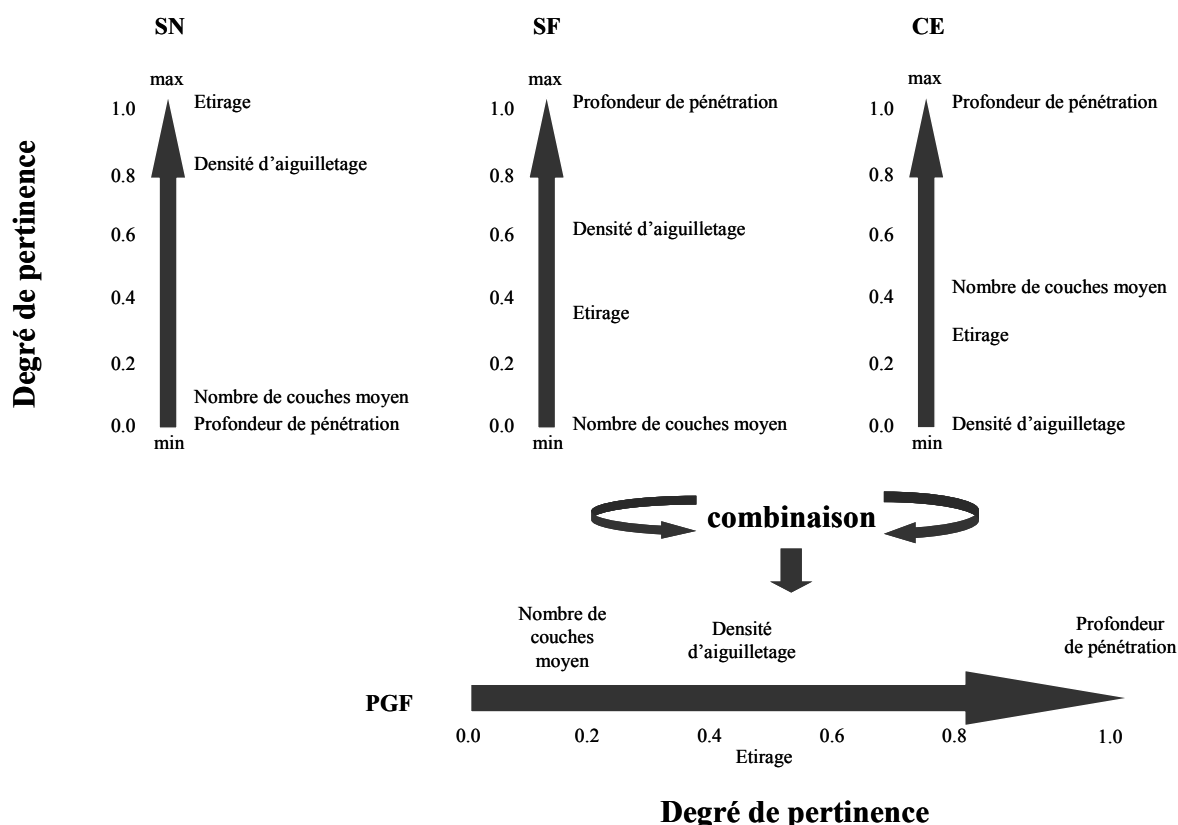


Figure 3-11 : Degré de pertinence des facteurs de conception obtenu par les quatre critères proposés

Nous pouvons remarquer que le paramètre « x_1 : profondeur de pénétration » est au

premier rang pour SF mais se trouve au dernier rang pour SN . Cette différence est liée au fait que les modèles flous sont capables de prendre en compte la tendance de variations significatives des données d'apprentissage (Figure 3-12). Physiquement, ce paramètre devra être fortement lié aux propriétés des fibres et au comportement mécanique de l'aiguilletage.

D'ailleurs, l'influence du « x_2 : nombre de couches moyen » est très importante mais fortement sous-estimée par SN (rang 3) et SF (rang 4). Cette différence est principalement due au fait que ce paramètre ne varie pas sur les données d'apprentissage (Figure 3-13).

Le paramètre « x_4 : densité d'aiguilletage » est la 2^{ème} variable pertinente pour SN et SF mais apparaît moins important au vu de la Connaissance des Experts CE (rang 4). D'ailleurs, « x_2 : étirage » est classé au 3^{ème} rang par les experts mais au 1^{er} par SN . Ce résultat montre que les méthodes utilisant des variations de données expérimentales sont limitées si le champ de mesure est faible (Figure 3-14, Figure 3-15). Dans cette situation, l'intégration de connaissance humaine peut permettre d'améliorer les résultats de sélection de variables pertinentes.

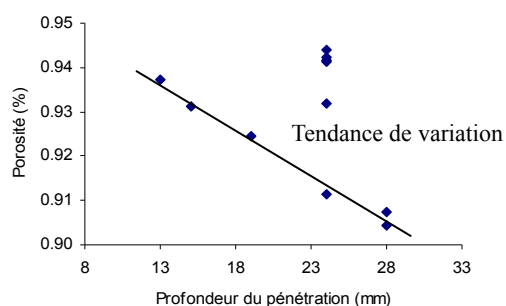


Figure 3-12 : Relation sur les données d'apprentissage entre la « profondeur de pénétration » et la « porosité »

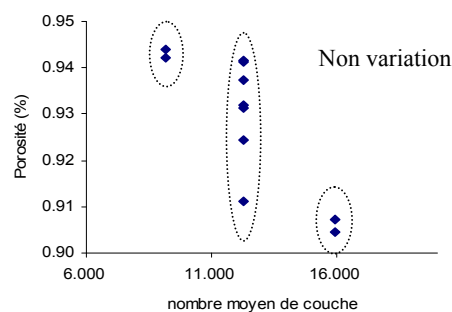


Figure 3-13 : Relation sur les données d'apprentissage entre le « nombre de couches moyen » et la « porosité »

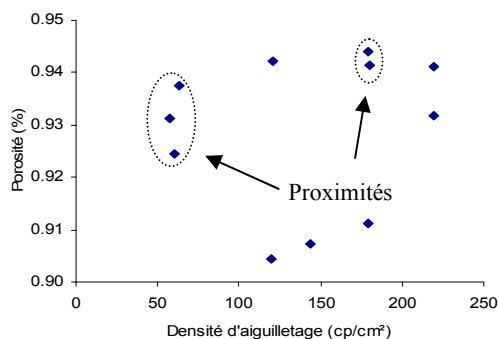


Figure 3-14 : Relation sur les données d'apprentissage entre le « densité d'aiguilletage » et la « porosité »

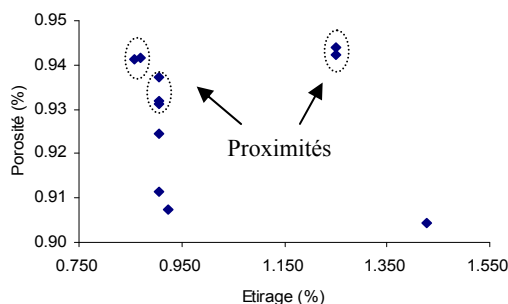


Figure 3-15 : Relation sur les données d'apprentissage entre l' « étirage » et la « porosité »

En nous appuyant sur ces résultats, nous pouvons constater que le critère PGF fournit un bon compromis pour sélectionner des facteurs de conception pertinents, en particulier lorsque le nombre d'essais est limité et coûteux. Cette approche semble efficace notamment pour prédire l'influence des facteurs de conception sur les critères de qualité demandés dans le cas d'un procédé complexe de fabrication tel que celui des non-tissés.

3.5.2 Exemple 2 : matériau fibreux de protection acoustique

A travers de cet exemple, nous montrons la capacité de notre méthode à identifier des facteurs de conception pertinents dans un environnement complexe qui intègre les difficultés suivantes :

1. Dans la conception industrielle, les critères de qualité (variables de sortie) sont fréquemment multiples (produit ou matériau multifonctionnel).
2. Il existe souvent des valeurs qualitatives pour les facteurs de conception, tels que par exemple : le type d'aiguilles, la réalisation d'un traitement thermique ou non, la configuration d'aiguilletage, etc. Les méthodes classiques de sélection de variables sont généralement basées sur le traitement numérique de données et donc moins efficaces pour le traitement de données qualitatives.
3. Les connaissances humaines sont souvent incomplètes et vagues.

Dans cet exemple, une série de 24 prototypes est disponible pour notre étude (ANNEXE C). Les experts présélectionnent 7 facteurs de conception correspondant respectivement aux matières premières, aux paramètres du procédé et aux paramètres de structure des matériaux. Ainsi, nous étudions la pertinence de ces paramètres présélectionnés en fonction de leurs possibilités d'influence sur trois critères de qualité relatifs aux propriétés fonctionnelles suivantes : résistance à la compression, perte élastique et absorption acoustique. Le modèle correspondant est présenté dans la Figure 3-16.

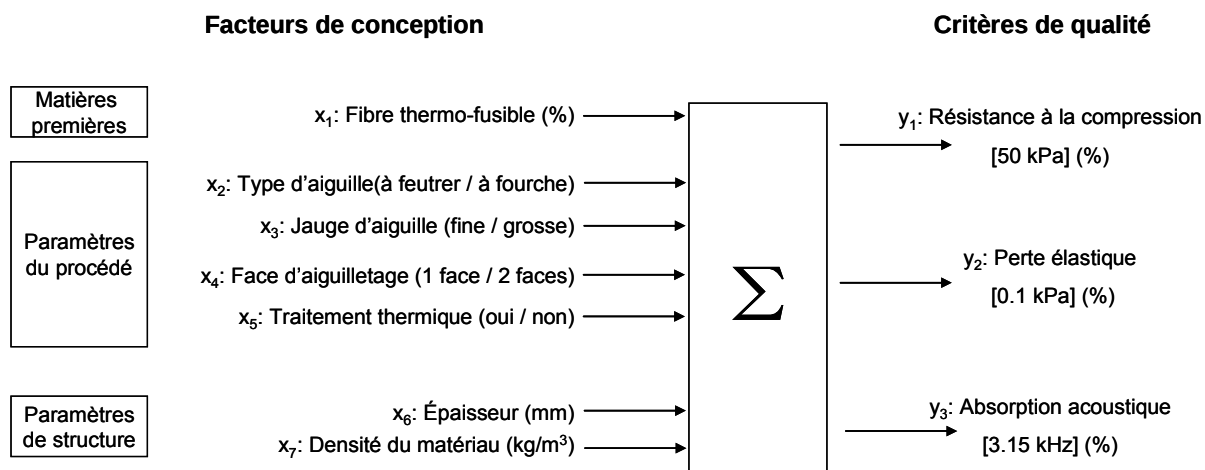


Figure 3-16 : Modèle des relations qualité/conception pour exemple 2

Dans ce cas, les quatre paramètres du procédé x_2 , x_3 , x_4 , x_5 sont qualitatifs. Ils peuvent être considérés comme des variables booléennes, qui prennent des valeurs selon le Tableau 3-10.

Tableau 3-10 : Valeurs booléens de paramètres du procédé qualitatifs pour exemple 2

<i>Type d'aiguille</i>	0	<i>aiguille classique</i>
	1	<i>aiguille spéciale</i>
<i>Jauge d'aiguille</i>	0	<i>fine</i>
	1	<i>grosse</i>
<i>Configuration d'aiguilletage</i>	0	<i>1 face</i>
	1	<i>2 faces</i>
<i>Traitement thermique</i>	0	<i>non</i>
	1	<i>oui</i>

Le résultat d'agrégation des connaissances humaines est présenté dans le Tableau 3-11. Nous pouvons constater que les connaissances sont incomplètes.

Tableau 3-11 : Résultat des connaissances humaines pour exemple 2

Influence sur la « Résistance à la compression »			Expert 1	Expert 2	Expert 3	Agrégation
			Niveau haute	Niveau moyen	Niveau bas	
Matière première	x_1 : Fibre thermo fusible (%)	Influence	0	/	/	0,0000
		Confiance	PC	/	/	
Paramètres du procédé	x_2 : Type d'aiguille (classique $\rightarrow$ spéciale)	Influence	0	/	P	0,1135
		Confiance	PC	/	PC	
	x_3 : Jauge d'aiguille (fine $\rightarrow$ grosse)	Influence	P	/	P	0,5002
		Confiance	PC	/	PC	
	x_4 : Configuration d'aiguilletage (1 face $\rightarrow$ 2 faces)	Influence	0	/	N	-0,1135
		Confiance	PC	/	PC	
	x_5 : Traitement thermique (oui $\rightarrow$ non)	Influence	TP	P	P	0,7372
		Confiance	C	PC	C	
Paramètre de structure	x_6 : Epaisseur (mm)	Influence	0	0	/	0,0000
		Confiance	C	C	/	
	x_7 : Densité du matériau (kg/m ³)	Influence	P	TP	P	0,6529
		Confiance	C	C	C	
Influence sur la « perte élastique »			Expert 1	Expert 2	Expert 3	Agrégation
			Niveau haute	Niveau moyen	Niveau bas	
Matière première	x_1 : Fibre thermo fusible (%)	Influence	P	/	/	0,5002
		Confiance	PC	/	/	
Paramètres du procédé	x_2 : Type d'aiguille (classique $\rightarrow$ spéciale)	Influence	P	/	P	0,5002
		Confiance	PC	/	PC	
	x_3 : Jauge d'aiguille (fine $\rightarrow$ grosse)	Influence	P	/	/	0,5002
		Confiance	PC	/	/	
	x_4 : Configuration d'aiguilletage (1 face $\rightarrow$ 2 faces)	Influence	P	/	P	0,5002
		Confiance	PC	/	PC	
	x_5 : Traitement thermique (oui $\rightarrow$ non)	Influence	P	P	TP	0,6109
		Confiance	PC	PC	C	
Paramètre de structure	x_6 : Epaisseur (mm)	Influence	0	0	/	0,0000
		Confiance	C	C	/	
	x_7 : Densité du matériau (kg/m ³)	Influence	/	--	/	-0,9998
		Confiance	/	PC	/	
Influence sur l' « Absorption acoustique »			Expert 1	Expert 2	Expert 3	Agrégation
			Niveau haute	Niveau moyen	Niveau bas	
Matière première	x_1 : Fibre thermo fusible (%)	Influence	/	/	/	/
		Confiance	/	/	/	
Paramètres du procédé	x_2 : Type d'aiguille (classique $\rightarrow$ spéciale)	Influence	/	0	/	0,0000
		Confiance	/	PC	/	
		x_3 : Jauge d'aiguille	Influence	/	/	/

Paramètre de structure	(fine → grosse)	Confiance	/	/	/	-0,9809
	x_4 : Configuration d'aiguilletage (1 face → 2 faces)	Influence	TN	TN	TP	
		Confiance	C	C	PC	
	x_5 : Traitement thermique (oui → non)	Influence	/	N	/	-0,5002
		Confiance	/	PC	/	
	x_6 : Epaisseur (mm)	Influence	TP	TP	TP	0,9998
		Confiance	C	C	C	
	x_7 : Densité du matériau (kg/m ³)	Pertinence	TP	TP	/	0,9809
		Confiance	PC	C	/	

Connaissance : {TN, N, 0, P, TP et Pas de connaissance(/)}, Degré de confiance : {PC, C}

D'après les connaissances humaines, ces 7 facteurs de conception sont indépendants et non redondants. Ainsi, le retrait des variables les moins pertinentes ou corrélées n'est pas utile dans l'algorithme de Figure 3-6.

Les résultats issus des différentes méthodes de sélection sont comparés dans le Tableau 3-12. Afin d'interpréter les résultats de sélection, nous mettons les facteurs de conception en trois classe ci-dessous selon les valeurs du critère *PGF* :

1. classe 1 : la variable est très pertinente si *PGF* est entre 2/3 et 1,
2. classe 2 : la variable est pertinente si *PGF* est entre 1/3 et 2/3,
3. classe 3 : la variable est peu pertinente si *PGF* est entre 0 et 1/3.

Pour les facteurs de conception dont les connaissances humaines ne sont pas disponibles, le critère *PGF* se calcule uniquement à partir du critère *SF*.

La distribution des données expérimentales est présentée dans la Figure 3-17.

Tableau 3-12 : Comparaison des méthodes de sélection pour l'exemple de protection acoustique

y_1 : Résistance à la compression (%)	Sensibilité Numérique (SN)		Sensibilité Flou (SF)		Connaissances des Experts (CE)		Pertinence Global Flou (PGF)	
	Valeur	Classe	Valeur	Classe	Valeur	Classe	Valeur	Classe
x_1 : Fibre thermo fusible (%)	0,708	1	0,000	3	0,000	3	0,000	3
x_2 : Type d'aiguille (à feutrer / à fourche)	0,383	2	0,195	3	0,154	3	0,172	3
x_3 : Jauge d'aiguille (fine / grosse)	0,607	2	0,585	2	0,679	1	0,607	2
x_4 : Configuration d'aiguilletage (1 face / 2 faces)	0,000	3	0,498	2	0,154	3	0,385	2
x_5 : Traitement thermique (non / oui)	0,233	3	0,774	1	1,000	1	0,908	1

x_6 : Epaisseur (mm)	0,956	1	0,702	1	0,000	3	0,526	2
x_7 : Densité du matériau (kg/m ³)	1,000	1	1,000	1	0,886	1	1,000	1
y_2 : Perte élastique (%)	Sensibilité Numérique (SN)		Sensibilité Flou (SF)		Connaissances des Experts (CE)		Pertinence Global Flou (PGF)	
	Valeur	Classe	Valeur	Classe	Valeur	Classe	Valeur	Classe
x_1 : Fibre thermo fusible (%)	0,641	2	0,313	3	0,500	2	0,500	2
x_2 : Type d'aiguille (à feutrer / à fourche)	0,542	2	0,000	3	0,500	2	0,300	3
x_3 : Jauge d'aiguille (fine / grosse)	0,344	2	0,485	2	0,500	2	0,500	2
x_4 : Configuration d'aiguilletage (1 face / 2 faces)	0,000	3	0,201	3	0,500	2	0,401	2
x_5 : Traitement thermique (non / oui)	0,187	3	0,240	3	0,611	2	0,433	2
x_6 : Epaisseur (mm)	0,939	1	0,492	2	0,000	3	0,300	3
x_7 : Densité du matériau (kg/m ³)	1,000	1	1,000	1	1,000	1	1,000	1
y_3 : Absorption acoustique (%)	Sensibilité Numérique (SN)		Sensibilité Floue (SF)		Connaissances des Experts (CE)		Pertinence Global Flou (PGF)	
	Valeur	Classe	Valeur	Classe	Valeur	Classe	Valeur	Classe
x_1 : Fibre thermo fusible (%)	0,726	1	0,314	3	/	/	0,324	3
x_2 : Type d'aiguille (à feutrer / à fourche)	0,617	2	0,000	3	0,000	3	0,000	3
x_3 : Jauge d'aiguille (fine / grosse)	0,512	2	0,061	3	/	/	0,063	3
x_4 : Configuration d'aiguilletage (1 face / 2 faces)	0,357	2	0,337	2	0,981	1	0,500	2
x_5 : Traitement thermique (non / oui)	0,000	3	0,181	3	0,500	2	0,290	3
x_6 : Epaisseur (mm)	0,946	1	0,737	1	1,000	1	0,836	1
x_7 : Densité du matériau (kg/m ³)	1,000	1	1,000	1	0,981	1	1,000	1

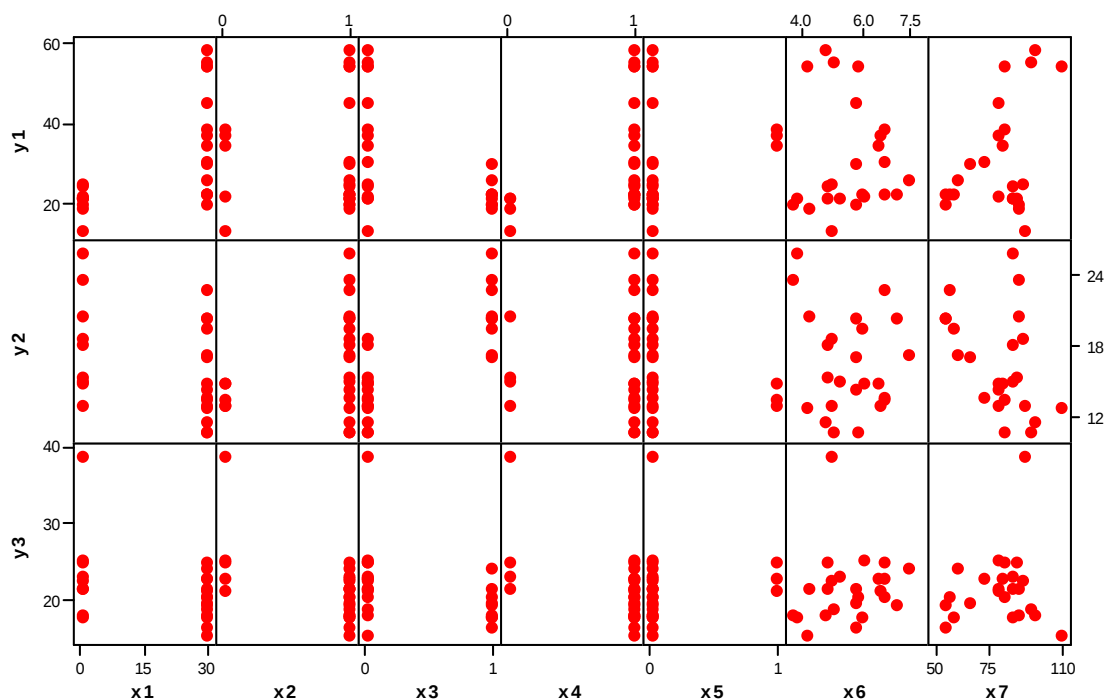


Figure 3-17 : Distribution des données expérimentales

En nous appuyant sur ces résultats, nous pouvons constater que certains facteurs de conception qualitatifs ne varient pas suffisamment sur l'ensemble des données expérimentales. Dans ce cas, le critère *SN* ne peut pas être efficace pour sélectionner les variables pertinentes. Pour la même raison, les valeurs de pertinence issues des critères *SN* et *SF* sur les variables quantitatives : « x_1 : Fibre thermo-fusible », « x_6 : Type d'aiguille » et « x_7 : densité d'aiguilletage » sont relativement élevées par rapports aux variables qualitatives.

Cet inconvénient, lié à la qualité de données expérimentales, peut être compensé par l'intégration des connaissances humaines. En effet, le *PGF* combinant ces deux sources d'informations, est plus efficace dans cette situation. Dans le Tableau 3-12, les influences, par exemple « x_6 : Type d'aiguille » sur « y_1 : résistance à la compression », « x_5 : traitement thermique » sur « y_2 : perte élastique » et « x_5 : traitement thermique » sur « y_3 : absorption acoustique », sont respectivement compensés et mises en évidence par les connaissances humaines de la méthode de sélection par *PGF*.

Selon le critère *PGF*, nous considérons que les variables les plus pertinentes sont : « x_5 : traitement thermique » pour « y_1 : résistance compression » ; « x_6 : épaisseur » pour « y_3 : absorption acoustique » ; « x_7 : densité du matériau » pour tous les trois critères de

qualité « y_1 : résistance à la compression », « y_2 : perte élastique », « y_3 : absorption acoustique », sont les facteurs les plus pertinents de conception.

3.6. Bilan du chapitre

Ce chapitre propose plusieurs critères permettant de mesurer le degré de pertinence des facteurs de conception à partir d'un nombre limité de données expérimentales. Ces critères ont pour avantage de combiner, de manière linéaire (critère *PGL*) ou floue (critère *PGF*), le degré de pertinence issu des données expérimentales (critères *SN* et *SF*) et la Connaissance des Experts (critère de conformité *CE*). Les expériences effectuées sur deux séries de données artificielles et sur deux exemples pratiques d'application liés au développement de matériaux fibreux montrent que le critère de pertinence global des facteurs de conception utilisant la logique floue (critère *PGF*) est efficace et robuste. Ce résultat reste valide même lorsque le nombre de données d'apprentissage est faible et que ces données sont bruitées. Cette méthode a notamment pour avantage de mieux filtrer les données qui ne varient pas ou dont le champ de mesure est faible, dans l'espace des données expérimentales disponibles. De plus, les connaissances sur les relations entre les critères de qualité et les facteurs de conception, issues d'experts à plusieurs niveaux d'expertise, ont été intégrées dans ce critère de pertinence global afin de compenser le manque d'informations issues des données expérimentales. Cette approche constitue une première étape pour la modélisation du procédé industriel.

Chapitre 4 DETERMINATION DE L'ESPACE DE FONCTIONNEMENT PERTINENT

Dans la démarche générale de la conception des matériaux fibreux multifonctionnels (Figure 1-2), la phase 'Améliore' comprend deux étapes consécutives : la production et l'évaluation de prototypes. Cette phase se répète jusqu'à ce qu'au moment où une série de prototypes acceptables sont réalisés. Ces prototypes acceptables doivent satisfaire aux critères multiples de qualité prédéfinis dans le cahier des charges fonctionnel.

En général, les prototypes des matériaux fonctionnels se réalisent par manipulation de différents facteurs de conception en suivant un plan d'expériences. Néanmoins, la construction d'un plan d'expériences complète est très coûteuse et longue à mettre en œuvre. Dans ce chapitre, nous présentons une méthode originale afin de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent et ainsi de réaliser une série de prototypes représentatifs. Ces prototypes représentatifs permettent une convergence rapide vers les critères de qualité prédéfinis tout en minimisant le nombre d'essais. En utilisant cette méthode, nous pouvons effectivement raccourcir le délai et le coût de conception pour les matériaux multifonctionnels.

4.1. Introduction

Dans la démarche générale de la conception des matériaux fibreux multifonctionnels (Figure 1-2), nous sommes particulièrement intéressés par la phase 'Améliorer'. Cette phase se compose de deux étapes consécutives : la production et l'évaluation de prototypes. Cette phase se répète jusqu'à ce qu'au moment où nous obtenons une série de prototypes acceptables satisfaisant les critères de qualité prédéfinis dans le cahier des charges fonctionnel.

Selon le Tableau 1-1, les prototypes industriels sont généralement réalisés en suivant un plan d'expériences prédéfini. Un plan d'expériences comprend deux objectifs principaux, soit la sélection des facteurs de conception les plus pertinents et l'optimisation des intervalles de ces facteurs sélectionnés par rapport aux critères de qualité [ERIKSSON, 2000]. Ces intervalles optimaux des facteurs sélectionnés constituent un espace de fonctionnement

pertinent des produits.

Ayant développé les méthodes de sélection des facteurs de conception pertinents dans le Chapitre 3, nous nous concentrons maintenant sur la deuxième partie : développement d'une procédure pour détermination de l'espace de fonctionnement pertinent.

Cette procédure peut se diviser en deux grandes étapes suivantes :

A. Modélisation de la relation entre les facteurs de conception et les critères de qualité

Comme nous l'avons vu précédemment (section 1.3.5), aujourd'hui, il existe trois types de modèles : le modèle analytique utilisant des théories physico-chimiques et mécaniques; le modèle statistique basé sur l'expérimentation et l'analyse de données entrées/sorties ; le modèle « avancé » utilise les techniques de calcul avancé et basé sur la combinaison des données numériques et des connaissances humaines.

Pourtant, dans la pratique, le modèle analytique et le modèle statistique sont parfois moins efficaces dans la conception des matériaux fibreux multifonctionnels en raison des éléments suivants :

1. Complexité de la structure et du comportement du matériau

Comme nous l'avons discuté dans la section 1.3, la structure et le comportement du matériau fibreux sont très complexes et difficiles à comprendre. En conséquence, les théories physico-chimiques et mécaniques sont généralement indisponibles pour construire un modèle analytique.

2. Incertitude et imprécision

Dans la pratique, les informations incertaines et imprécises sont fréquemment rencontrées dans un processus de conception des matériaux fibreux, en particulier dans une conception préliminaire [YANNOU, 2004]. Selon l'étude de Zimmermann [ZIMMERMANN, 2000], les trois causes principales provoquant des incertitudes dans la conception sont :

(a) Manque d'informations

Le plan d'expériences et la connaissance humaine sont incomplets.

(b) Abondance d'informations

Trop de facteurs de conception doivent être pris en compte en même temps dans le procédé de fabrication.

(c) Ambiguïté

Les données obtenues peuvent être interprétées de façon différente par les

concepteurs ayant des différents profils professionnels.

(d) Mesure

Il existe des erreurs dans des mesures instrumentales, qui peuvent probablement avoir une influence importante sur les résultats.

Selon l'étude de Zimmermann, parmi ces causes, le manque d'informations est un élément essentiel provoquant des incertitudes et des imprécisions. Ceci peut expliquer l'inefficacité du modèle statistique. En effet, la performance du modèle statistique est fortement liée à la qualité et à la quantité de données d'apprentissage, qui varient en fonction du problème traité. Dans un procédé de matériaux fibreux (ex. le procédé non-tissé), limitée par le coût d'essais, les contraintes techniques et le temps de mesure, la quantité de données expérimentales est souvent très faible pour construire un plan d'expérience complet.

Dans l'étape 'Améliorer' en Figure 1-2, les prototypes sont réalisés par une série d'essais. La source d'information issue des données expérimentales, généralement incomplètes, peut être compensée par la connaissance des experts sur l'évaluation des prototypes existants afin de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent. Cette démarche permet effectivement d'augmenter la performance du plan d'expériences actuel afin d'assurer une convergence rapide vers les critères de qualité désirés.

Dans notre étude, afin de caractériser la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception, nous proposons un modèle flou créé par combinaison des données expérimentales mesurées sur les prototypes et les connaissances des experts sur les produits et le procédé.

B. Optimisation de l'espace de fonctionnement

En utilisant le modèle flou créé précédemment, nous essayons de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent satisfaisant aux critères de qualité définis dans le cahier des charges fonctionnel. En effet, il s'agit d'un problème d'optimisation multicritère.

Les algorithmes génétiques ont été largement utilisés pour résoudre des problèmes d'optimisation multicritère [HIRANI, 2005], [MUNIGLIA, 2004], [FONTEIX, 2004]. En simulant le mécanisme de l'évolution génétique de la nature, un algorithme génétique vise à trouver une ou un ensemble de solutions optimales pour une fonction complexe en appliquant récursivement les opérations suivantes : sélection, croisement, mutation [FONTEIX, 1995],

[GLODBERG, 1989]. Pourtant, en utilisant le concept de surclassement (outranking) [ROY, 1977], le temps de calculs de ces algorithmes est relativement lourd pour comparer deux à deux des points de fonctionnement lorsque d'une grande taille d'échantillons [COELLO, 2000]. D'ailleurs, le compromis entre les critères de qualité d'optimisation devrait être développé dans les futurs travaux [MUNIGLIA, 2004], [FONTEIX, 2004].

En fait, la recherche de l'espace de fonctionnement pertinent peut être considérée comme un problème d'apprentissage automatique. Dans l'apprentissage automatique de données, il existe trois catégories de méthodes [CORNUEJOLS, 2002] : apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé et apprentissage par renforcement.

L'apprentissage supervisé est pour but de construire une série des règles (fonction d'approximation) à partir d'une base d'apprentissage structurée (variables entrée/sortie connus). Le réseau neurones [DREYFUS, 2004], l'arbre de décision [QUINLAN, 1986], la méthode des plus proches voisins [CARDIE, 2003] sont les méthodes typiques dans ce genre d'apprentissage.

Dans l'apprentissage non supervisé, les données d'apprentissage ne sont pas structurées. Les méthodes correspondantes visent à découvrir la structure (classes) par regroupement automatique de données d'apprentissage. La classification automatique de données (clustering) [ROMESBURG, 2004] et les modèles de réseaux gaussiennes [PENA, 2001] sont des algorithmes principaux d'apprentissage non supervisés.

Se distinguant des deux types d'apprentissage précédents, l'apprentissage par renforcement consiste à considérer un agent autonome, plongé au sein d'un environnement, et qui doit prendre des décisions en fonction de son état courant. En retour, l'environnement procure à l'agent une récompense positive ou négative [MITCHELL, 1997]. L'apprentissage par renforcement permet de générer en ligne de nouvelles d'apprentissage en fonction de la performance de données existantes. Cette catégorie de méthodes peut conduire certainement à une meilleure qualité de données par rapport au deux autres catégories [ZENG, 2005], [NARENDRA, 1989].

Dans la conception des matériaux fibreux, limité par le coût d'installation d'appareil, une fabrication consécutive de prototypes est impossible. Ainsi, nous considérons que durant toute la procédure de fabrication, les prototypes sont obtenus en deux prises : les prototypes initialement acquis pour création d'une base d'apprentissage, et les prototypes sélectionnés à partir de l'espace de fonctionnement pour satisfaire aux critères de qualité. Dans ce chapitre,

une méthode se développe pour créer cet espace de fonctionnement à partir des données d'apprentissage. Les principes de la méthode proposée sont décrits ci-dessous :

- 1) Cette méthode utilise la technique ABE, présentée dans la Section 2.3.2, afin d'établir un modèle flou à partir des données d'apprentissage. Comme les règles floues sont basées sur les hyper-volumes de l'espace d'entrée correspondant aux sous-intervalles de la sortie, nous pouvons obtenir des résultats plus interprétables.
- 2) En nous appuyant sur ce modèle flou, nous générons un espace de fonctionnement pertinent avec une intervention des experts pour définir les seuils et les poids de pondération concernés. Un nouveau plan d'expériences peut être construit par sélection des points de fonctionnement dans cet espace pertinent. Cela permet de réaliser une nouvelle série de prototypes proches des critères de qualité désirés. Cette procédure peut être considérée comme un outil d'aide à la conception, permettant d'économiser le coût de fabrication et de mesures.

Cette méthode comprend trois grandes étapes suivantes :

Etape 1. Définition de degré d'acceptabilité d'un prototype (section 4.2).

Etape 2. Modélisation de la relation entre le degré d'acceptabilité et les facteurs de conception correspondants (section 4.3).

Etape 3. Recherche de l'espace de fonctionnement pertinent (section 4.4).

4.2. Degré d'acceptabilité d'un prototype

En raison de simplification, nous supposons que les critères de qualité sont quantitatifs et chacun possède un intervalle de satisfaction dans le cahier des charges. Ensuite, nous effectuons une évaluation pour l'ensemble des prototypes d'apprentissage afin d'identifier le niveau de satisfaction de tout l'espace des facteurs de conception. Pour chaque critère de qualité fixe, le degré d'acceptabilité d'un prototype est alors défini selon la distance entre sa valeur du critère de qualité et l'intervalle de satisfaction correspondant. A titre d'exemple, si l'intervalle de satisfaction du critère « épaisseur » est $[0,3 ; 0,5]$ (mm), un prototype p_1 ayant l'épaisseur 0,29 (mm) est évidemment plus acceptable que le prototype p_2 ayant l'épaisseur 0,1 (mm).

Dans la littérature existante, de nombreux travaux ont été effectués pour évaluer le niveau de satisfaction des facteurs de conception [CHEN, 1998], [WALLACE, 1996], [MESSAC, 1996], [YOSHIMURA, 1995], [THURSTON, 1991], [MOHANDAS, 1989].

Parmi ces approches, le facteur commun est de définir un « degré d'acceptabilité » par rapport aux critères de qualité spécifiques pour chaque prototype.

Dans ce chapitre, nous définissons un nouveau « degré d'acceptabilité » pour les prototypes d'apprentissage. Ses valeurs sont normalisées sur l'intervalle $[0, 1]$. Le principe de cette définition est le suivant : plus le critère de qualité d'un prototype est proche de son intervalle de satisfaction, plus le degré d'acceptabilité est proche de 1. Au contraire, plus le critère de qualité est éloigné de son intervalle de satisfaction, plus le degré d'acceptabilité est proche de 0. La valeur 1 signifie que le prototype est complètement satisfaisant. La valeur 0 signifie que le prototype est complètement insatisfaisant.

Formellement, le degré d'acceptabilité d'un prototype peut être calculé en utilisant une fonction d'appartenance trapézoïdale proposée dans la Figure 4-1.

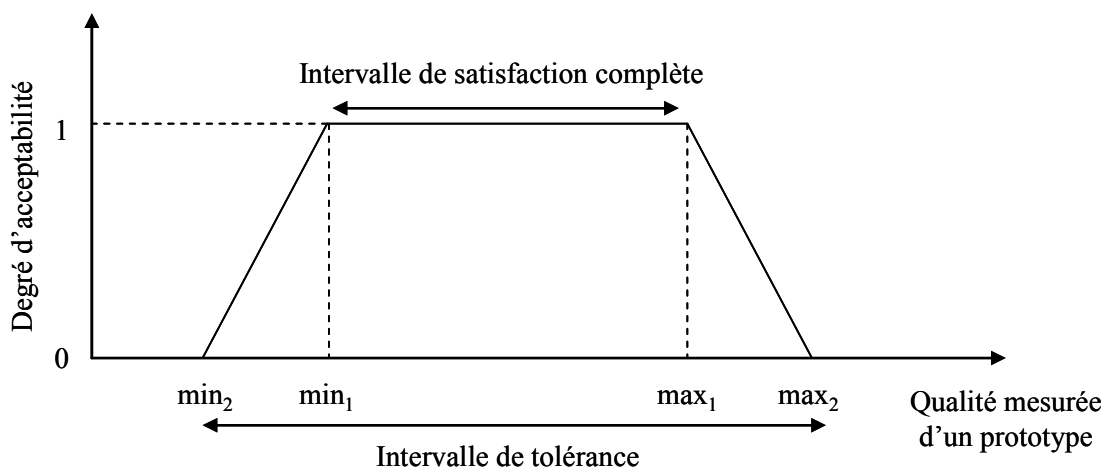


Figure 4-1 : Fonction d'appartenance trapézoïdale proposée pour estimer le degré d'acceptabilité d'un prototype pour un critère de qualité spécifique

Dans la Figure 4-1, nous pouvons constater qu'il existe trois zones pour le degré d'acceptabilité. $[\min_1, \max_1]$ représente l'intervalle de satisfaction complète dans lequel le degré d'acceptabilité est 1. $[\min_2, \min_1]$ et $[\max_1, \max_2]$ représentent deux intervalles de tolérance dans lesquels le degré d'acceptabilité varie, de façon linéaire, avec la distance entre la valeur du critère de qualité et l'intervalle de satisfaction complète. Tous les prototypes à l'extérieur de l'intervalle de tolérance $[\min_2, \max_2]$ doivent être rejetés (l'intervalle de rejet) et les degrés d'acceptabilité correspondants sont 0.

Dans la conception des matériaux multifonctionnels, les poids d'importance pour les différents critères de qualité, notés $W = [w_1 \dots w_i \dots w_n]^T$, sont variés. Ces poids de pondération, définis par les experts du procédé et des produits, devront être pris en compte dans le calcul

du degré d'acceptabilité global D_p pour l'ensemble des critères de qualité. Formellement, le degré d'acceptabilité global peut être calculé suivant :

$$D_p = \left[(d_p^1)^{w_1} \times \dots \times (d_p^i)^{w_i} \times \dots \times (d_p^n)^{w_n} \right]^{1/\sum w_i} \quad (4-1)$$

où d_p^i est le degré d'acceptabilité correspondant au critère de qualité y_i ($i \in \{1, \dots, n\}$) pour le prototype p ($p \in \{1, \dots, z\}$).

En reliant les degrés d'acceptabilité globaux pour l'ensemble des prototypes, nous obtenons une fonction continue d'acceptabilité globale, permettant d'exploiter l'espace de fonctionnement pertinent pour les facteurs de conception.

4.3. Modélisation de la relation degré d'acceptabilité / facteurs de conception

Nous créons un modèle flous de type ABE [ABE, 1995] (section 2.3.2) afin d'établir une correspondance entre la fonction d'acceptabilité globale (intervalle de sortie) et l'espace des facteurs de conception (espace d'entrée) et de découper cet espace d'entrée en différentes régions selon les valeurs de la fonction d'acceptabilité. Quelques éléments clés de cette procédure de modélisation sont détaillés ci-dessous.

D'abord, l'intervalle de la fonction d'acceptabilité globale, identifié par l'ensemble des données d'apprentissage, se divise en un nombre de sous intervalles par application de l'algorithme de classification K-Means [HARTIGAN, 1979]. Cet algorithme nous permet d'obtenir, sur l'intervalle de sortie, un ensemble de classes de données et les centres de gravités correspondants. Les points médians entre les centres de gravité voisins constituent des séparateurs des sous intervalles.

Dans la pratique, la qualité d'interprétation des règles floues extraites est fortement liée au nombre de sous intervalles de sortie. Si le nombre de données d'apprentissage (prototypes) est limité et le nombre de sous intervalles est trop grand, alors les règles floues sont moins interprétables. De plus, si le nombre de sous intervalles est trop faible, il est possible que des règles floues significatives ne soient pas extraites. En effet, le nombre de sous intervalles ou classes doit être choisi selon la nature du problème à traiter.

Ayant défini des sous intervalles pertinents, nous procédons à la modélisation en deux phases suivantes :

Phase 1 : En prenant les facteurs de conception comme variables d'entrée et le degré d'acceptabilité globale comme variable de sortie, nous obtenons un modèle à multiples entrées et à une seule sortie.

Phase 2 : En appliquant la méthode ABE et les données d'apprentissage mesurées sur les prototypes, nous découpons l'espace d'entrée en hyper-volumes et ainsi obtenons une série de règles floues caractérisant la relation entre ces hyper-volumes et les sous intervalles de la sortie. A partir de ce modèle, nous pouvons estimer la valeur du degré d'acceptabilité global pour un prototype quelconque.

Dans le modèle flou de type ABE, les paramètres internes de sensibilité, soit $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m)^T$, déterminent la tolérance et la précision des règles floues extraites. La performance du modèle flou peut être améliorée par réglage des paramètres de sensibilité pour que la distance entre le degré d'acceptabilité global $D_p(\gamma)$ et sa valeur estimée $D'_p(\gamma)$ soit minimisée pour l'ensemble des prototypes d'apprentissage. Cette optimisation s'effectue par application de l'algorithme génétique [GLODBERG, 1989] implantée en MATLAB®.

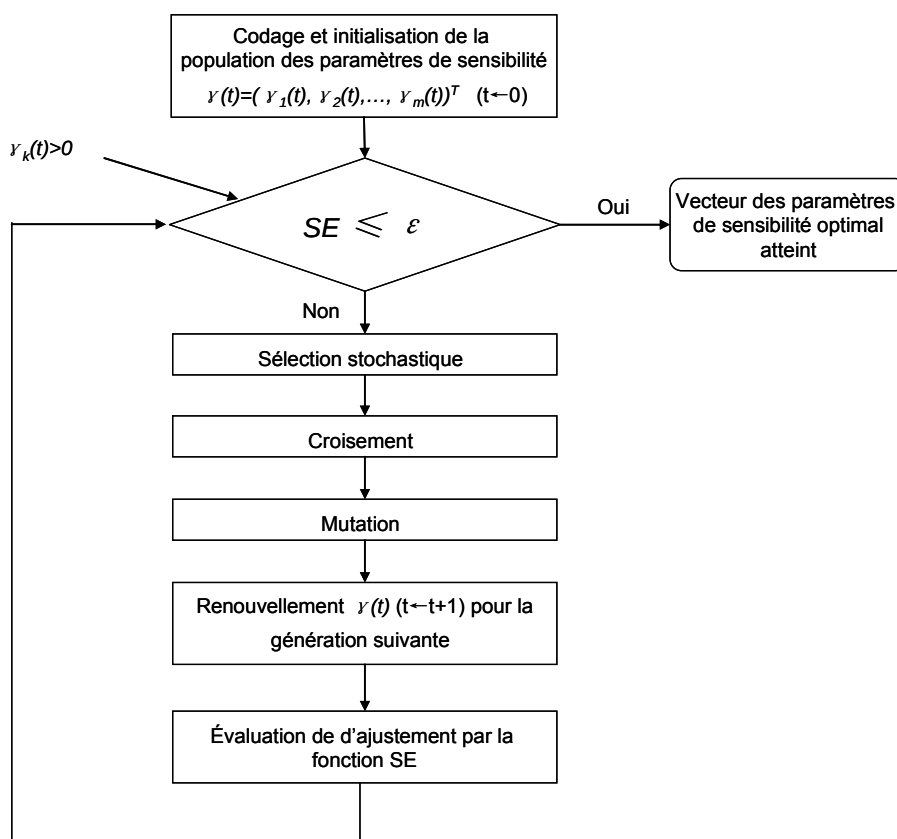


Figure 4-2 : Algorithme génétique permettant de trouver les valeurs optimales des paramètres de sensibilité pour la méthode d'ABE

Cet algorithme (Figure 4-2) nous permet de déterminer la structure interne des fonctions d'appartenance. Il s'agit d'un problème d'optimisation dans un intervalle borné pour toutes les variables ($\gamma_k > 0, k=1, \dots, m$).

Nous utilisons $SE = \sum_p \left| D_p - D_p' \right|$ ($p=1, \dots, z$) pour représenter l'écart entre la sortie du modèle et la fonction réelle d'acceptabilité globale. La condition d'arrêt est $SE \leq \varepsilon$, où ε est un seuil d'arrêt prédéfini.

En utilisant ce modèle flou de type ABE, il est possible de prévoir la fonction d'acceptabilité globale $f(X)$ sur tout l'espace de fonctionnement des facteurs de conception. Cette fonction caractérise la distribution des degrés d'acceptabilité pour tous les points de fonctionnement dans cet espace et permet de fabriquer des nouveaux prototypes correspondant aux valeurs maximales de la fonction d'acceptabilité globale.

4.4. Recherche de l'espace de fonctionnement pertinent

4.4.1 Espace de fonctionnement faisable

Nous créons un espace de fonctionnement faisable correspondant à des grandes valeurs de la fonction d'acceptabilité globale. Les valeurs des facteurs de conception pour la génération des nouveaux prototypes satisfaisant aux critères de qualité peuvent être extraites à partir de cet espace selon une stratégie définie plus tard. Cet espace de fonctionnement faisable se génère de la façon suivante :

D'abord, nous divisons l'intervalle de chaque facteur de conception en un nombre de sous intervalles de taille identique, délimités par l séparateurs. De cette manière, l'espace de fonctionnement est découpé en hyper-volumes de taille égale. L'espace de fonctionnement faisable X_λ est l'ensemble des hyper-volumes dans lesquels toutes les valeurs de la fonction d'acceptabilité globale sont supérieures au seuil λ , prédéfini par les experts du produit et les opérateurs du procédé. Evidemment, l'espace de fonctionnement faisable se constitue d'un nombre limité w de régions continues à l'intérieur mais séparées entre elles, notée $Re g_1^\lambda, \dots, Re g_w^\lambda$. Ensuite, nous calculons, pour chaque région continue $Re g_i^\lambda$ ($i \in \{1, \dots, w\}$), le centre de gravité X_i^λ , correspondant au séparateur le plus proche de la moyenne des points de fonctionnement dans cette région.

4.4.2 Espace de fonctionnement pertinent

Bien que les centres de gravité des régions $Re g_i^\lambda$ ($i=1, \dots, w$) ne soient pas certainement dans l'espace de fonctionnement faisable, ils constituent le point du départ pour rechercher des points pertinents de fonctionnement satisfaisant aux critères de qualité. Dans la pratique, la plupart de ces centres de gravité sont assez proches des points de fonctionnement pertinents et peuvent se converger rapidement vers ces points avec un nombre faible d'essais. La stratégie de recherche pour les points pertinents de fonctionnement est donnée ci-dessous :

Etape 1 : Estimation de la probabilité de récompense

Dans cette étape, nous définissons, pour chaque centre de gravité X_i^λ , une probabilité de récompense, notée R_{ik} , caractérisant l'intérêt de recherche dans la région $Re g_i^\lambda$ suivant l'axe du facteur de conception x_k ($k \in \{1, \dots, m\}$). Plus la valeur de R_{ik} est élevée, plus la recherche est intéressante depuis le centre de gravité X_i^λ suivant l'axe x_k dans la région $Re g_i^\lambda$. Concrètement, le critère de la probabilité de récompense se définit par utilisation des deux hypothèses suivantes :

Pour une région du fonctionnement faisable $Re g_i^\lambda$:

- a) *SI les valeurs de la fonction d'acceptabilité sont grandes sur l'axe x_k et la variation de ces valeurs est faible, ALORS nous renforçons la recherche sur cet axe.*
- b) *SI les valeurs de la fonction d'acceptabilité sont faibles sur l'axe x_k et la variation de ces valeurs est grande, ALORS nous diminuons la recherche sur cet axe.*

En notant M_{ik} et V_{ik} la moyenne et l'écart type de la fonction d'acceptabilité sur l'axe x_k et dans la région $Re g_i^\lambda$, nous les normalisons sur l'intervalle $[0,1]$ puis les transformons en variables floues chacune comprenant trois valeurs : *petite, moyenne, grande*. Les fonctions d'appartenance correspondantes sont $trimf(x, [-0,5 \ 0 \ 0,5])$, $trimf(x, [0 \ 0,5 \ 1])$ et $trimf(x, [0,5 \ 1 \ 1,5])$. La probabilité de récompense R_{ik} est aussi transformée en variable floue comprenant cinq valeurs : *très petite, petite, moyenne, grande et très grande*. Les fonctions d'appartenance correspondantes sont $trimf(x, [-0,25 \ 0 \ 0,25])$, $trimf(x, [0 \ 0,25 \ 0,5])$, $trimf(x, [0,25 \ 0,5 \ 0,75])$, $trimf(x, [0,5 \ 0,75 \ 1])$ et $trimf(x, [0,75 \ 1 \ 1,25])$ sur l'intervalle $[0, 1]$. En nous appuyant sur les deux hypothèses définies précédemment, nous donnons les règles floues permettant d'estimer les valeurs de R_{ik} à partir de M_{ik} et V_{ik} :

- 1) *SI M_k est petite et V_k est petite, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est moyenne.*
- 2) *SI M_k est petite et V_k est moyenne, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est petite.*
- 3) *SI M_k est petite et V_k est grande, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est très petite.*

- 4) SI M_k est moyen et V_k est petite, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est grande.
- 5) SI M_k est moyen et V_k est moyenne, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est moyenne.
- 6) SI M_k est moyen et V_k est grande, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est petite.
- 7) SI M_k est grand et V_k est petite, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est très grande.
- 8) SI M_k est grand et V_k est moyenne, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est grande.
- 9) SI M_k est grand et V_k est grande, ALORS la probabilité de récompense R_{ik} est moyenne.

Etape 2 : Définition de l'espace de fonctionnement pertinent

Les règles floues définies à l'Etape 1 permettent de calculer la probabilité de récompense R_{ik} pour un facteur de conception x_k et pour une région continue $Re\ g_i^\lambda$. Ainsi, l'intervalle pertinent I_{ik} correspondant à x_k peut être déterminé par une β -coupe sur la probabilité de récompense et une projection de $Re\ g_i^\lambda$ sur cet axe, soit $I_{ik} = \{projeter(X, x_k) \mid X \in Re\ g_i^\lambda \text{ et } R_{ik} \geq \beta\}$.

β est un seuil de probabilité de récompense prédéfini par les experts du produit selon le problème de conception traité. Il faut donner une grande valeur de β pour générer des spécifications de nouveaux prototypes si la qualité du produit est très exigeante pour des clients. En revanche, il faut choisir une petite valeur de β si les concepteurs s'intéressent à la supervision du procédé et à l'étude de la tolérance des critères de qualité.

Nous considérons que les corrélations entre les facteurs de conception sélectionnés ont été supprimées ou minimisées par la méthode proposée dans le Chapitre 3. Dans ce cas, l'espace de fonctionnement pertinent E se constitue des w régions continues dont la probabilité de récompense est supérieure à β et se génère par la combinaison des intervalles de fonctionnement pertinents pour toutes les facteurs de conception indépendants, soit $E = E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_w$ avec $E_i = I_{i1} \times I_{i2} \times \dots \times I_{im}$ ($i \in \{1, \dots, w\}$). En effet, ce résultat est juste une approximation de l'espace de fonctionnement pertinent car les corrélations entre les facteurs de conception ne peuvent jamais être complètement supprimées.

Finalement, nous pouvons prévoir plusieurs points de fonctionnement à partir des régions non-vides E_i ($i=1, \dots, w$). Un nouveau point X' peut être sélectionné selon les règles suivantes :

- a) La région de X' est optimale, soit $X' \in E_p$ avec $E_p \neq \emptyset$ et $\min_k \{R_{pk}\} > \min_k \{R_{ik}\}$ pour quelque soit $i \neq p$.
- b) X' est le centre de gravité de E_p ou la fonction d'acceptabilité $f(X')$ est maximum au sein

de la région E_p .

4.5. Exemples d'application

Dans cette section, la méthode proposée est appliquée pour deux exemples présentés dans la section 1.2.3.

4.5.1 Exemple 1 : Matériau fibreux super-absorbant

Dans la section 3.5.1, quatre facteurs de conception sont sélectionnés pour le critère de qualité super absorbant par utilisation du critère de Pertinence Global Flou (PGF). Ces facteurs sont :

x_1 : Profondeur de pénétration des aiguilles (mm)

x_2 : Etirage de l'aiguilletage (%)

x_3 : Nombre de couches moyen dans la nappe

x_4 : Densité d'aiguilletage (cp/cm²)

Dans cet exemple, le cahier des charges fonctionnel est prédéfini comme suit :

1. La capacité d'absorption est plus grande possible ($\max(y_1)$)
2. La vitesse d'absorption est plus grande possible ($\max(y_2)$)
3. 25% de tolérance de masse surfacique 200 g/m² (y_3 [150 ; 250] g/m²)
4. 15% de tolérance d'épaisseur 2,6 mm (y_4 [2,2 ; 3,0] mm)

Dans cet exemple, 11 prototypes sont disponibles pour faire l'analyse (ANNEXE D). Le modèle caractérisant la relation entre les facteurs de conception et les critères de qualité est présenté dans la Figure 4-3. Les fonctions d'appartenance correspondant aux critères de qualité sont données dans la Figure 4-4.

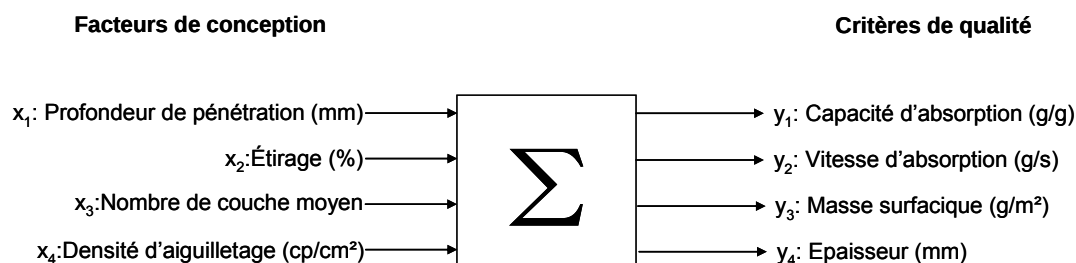


Figure 4-3 : Modèle caractérisant la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception pour exemple 1

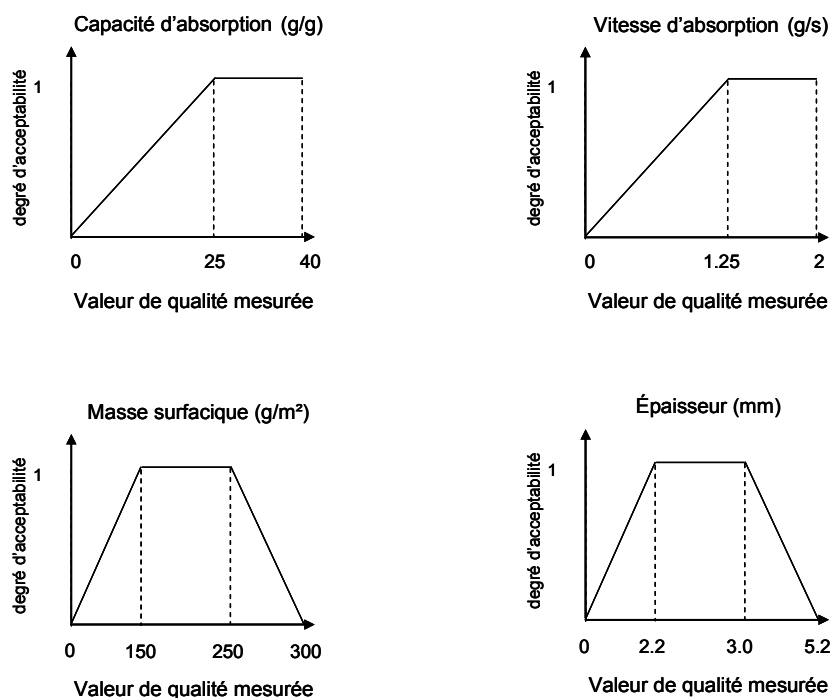


Figure 4-4 : Degrés d'acceptabilité des quatre critères de qualité pour exemple 1

Les poids de pondération correspondants sont $[1,0 \ 0,8 \ 0,8 \ 0,7]^T$, prédéfinis par les experts de production. Alors, les degrés d'acceptabilité globaux des prototypes et les critères de qualité correspondants sont présentés dans le Tableau 4-1.

Tableau 4-1 : Degrés d'acceptabilité des prototypes pour exemple 1

Prototype	y_1 : Capacité d'absorption (g/g)	y_2 : Vitesse d'absorption (g/s)	y_3 : Mass surfaccique (g/m ²)	y_4 : Epaisseur (mm)	D : Degré d'acceptabilité global
P ₁	0,42	0,53	0,50	0,59	0,50
P ₂	0,41	0,38	0,74	0,70	0,52
P ₃	0,95	0,98	0,88	1,00	0,95
P ₄	0,95	0,92	0,81	0,96	0,91
P ₅	0,61	0,69	1,00	1,00	0,79
P ₆	0,65	0,75	1,00	1,00	0,82
P ₇	0,73	0,46	1,00	0,92	0,74
P ₈	0,67	0,51	1,00	0,96	0,75
P ₉	0,73	0,55	1,00	0,88	0,77
P ₁₀	0,79	0,76	1,00	1,00	0,87
P ₁₁	0,61	0,74	1,00	1,00	0,80

L'estimation de nombre de classe sur sous intervalles de sortie (2 classes - 4 classes) s'effectue par la technique K-Means (Tableau 4-2). Le ratio S/C représente le ratio de la

séparabilité intra classe à la compacité inter classes. Plus ce ratio est élevé, plus la classification est discriminante. En revanche, plus ce ratio est faible, moins la classification est discriminante.

Tableau 4-2 : Estimation du nombre de classes par K-Means pour exemple 1

Nombre de classe	Ratio (S/C)	Intervalle	Nombre de prototypes
2	65,02	[0,50 ; 0,66)	2
		[0,66 ; 0,95]	9
3	209,35	[0,50 ; 0,64)	2
		[0,64 ; 0,84)	6
		[0,84 ; 0,95]	3
4	348,16	[0,50 ; 0,64)	2
		[0,64 ; 0,83)	6
		[0,83 ; 0,92)	2
		[0,92 ; 0,95]	1

Dans le Tableau 4-2, lorsque nous définissons 4 classes, le résultat de classification est discriminant car le ratio S/C est grand. Pourtant, il y a un seul prototype d'apprentissage dans [0,92 ; 0,95], rendant les règles floues correspondantes moins interprétables. En cherchant un compromis entre les capacités d'interprétation des règles floues et de discrimination, nous choisissons donc trois classes pour l'intervalle de sortie.

Les trois classes sont alors définies comme ceci : élevée [0,84 ; 0,95] (prototypes p_3 , p_4 , p_{10}), moyenne [0,64 ; 0,84) (prototypes p_6 , p_{11} , p_5 , p_9 , p_8 , p_7) et basse [0,50 ; 0,64) (prototypes p_2 , p_1). Le classement des prototypes est schématisé dans la Figure 4-5.

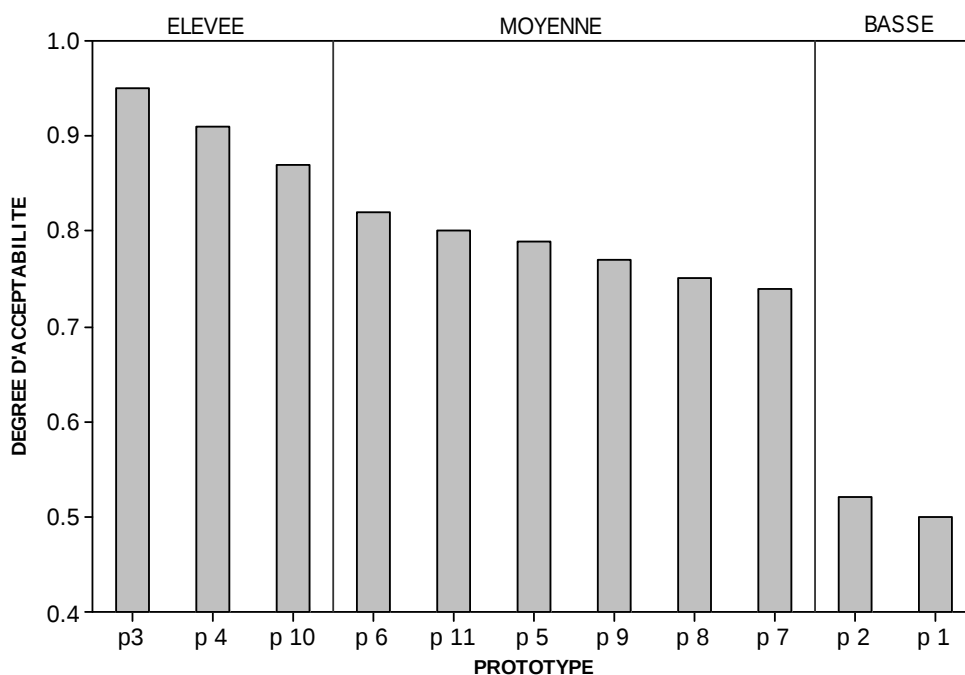


Figure 4-5 : Classes des degrés d'acceptabilité globaux pour les prototypes de l'exemple 1

Afin d'éliminer l'effet d'échelle des entrées, tous les facteurs de conception sont normalisés entre $[0, 1]$. Les variables entrées/sorties du modèle sont précisés dans le Tableau 4-3.

Tableau 4-3 : Entrées/sorties normalisées du modèle dans l'exemple 1

Prototype	x_1 : Profondeur de pénétration (mm)	x_2 : Etirage (%)	x_3 : Nombre de couches moyen	x_4 : Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)	D : Degré d'acceptabilité global	Classe
p ₃	0,40	0,72	0,11	0,34	0,95	élevée
p ₄	0,40	0,72	0,11	0,58	0,91	
p ₁₀	0,40	0,28	0,43	0,75	0,87	
p ₆	0,26	0,34	0,43	0,08	0,82	moyenne
p ₁₁	0,40	0,34	0,43	0,75	0,80	
p ₅	0,14	0,34	0,43	0,08	0,79	
p ₉	0,40	0,30	0,43	0,58	0,77	
p ₈	0,40	0,34	0,43	0,58	0,75	
p ₇	0,09	0,34	0,43	0,08	0,74	
p ₂	0,51	0,92	0,79	0,33	0,52	basse
p ₁	0,51	0,36	0,79	0,43	0,50	

Dans la section 3.5.1, nous avons conclu que, parmi les facteurs de conception

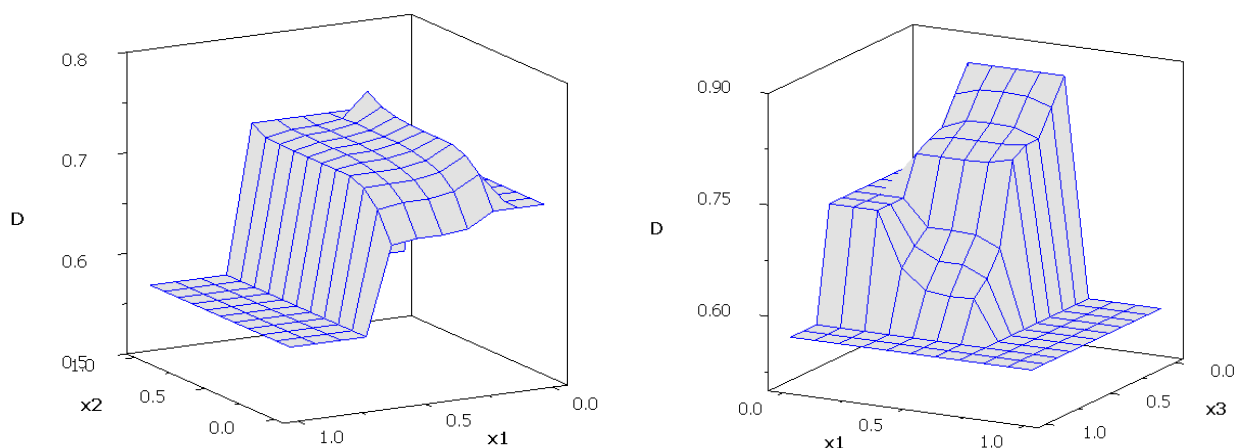
sélectionnés, l'influence de « x_3 : nombre de couches moyen » est relativement faible par rapport aux propriétés d'absorption (y_1, y_2). Néanmoins, selon le Tableau 4-3, ce facteur de conception est très sensible au degré d'acceptabilité global D pour l'ensemble des critères de qualité (y_1, y_2, y_3, y_4).

Ensuite, quatre règles sont extraites à partir des prototypes d'apprentissage en utilisant la méthode ABE, comme ceci :

1. Règle 1: Si $x \in A_{11}(1)$ et $x \notin I_{12}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est élevée
2. Règle 2: Si $x \in A_{22}(1)$ et $x \notin I_{12}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est moyen
3. Règle 3: Si $x \in A_{33}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est bas
4. Règle 4: Si $x \in A_{22}(2)$, alors le degré d'acceptabilité est moyen

Où $A_{11}(1) = \{x / x_1=0,40; 0,28 \leq x_2 \leq 0,72; 0,11 \leq x_3 \leq 0,43; 0,34 \leq x_4 \leq 0,75\}$
 $A_{22}(1) = \{x / 0,09 \leq x_1 \leq 0,40; 0,30 \leq x_2 \leq 0,34; x_3=0,43; 0,08 \leq x_4 \leq 0,75\}$
 $A_{33}(1) = \{x / x_1=0,51; 0,36 \leq x_2 \leq 0,92; x_3=0,79; 0,33 \leq x_4 \leq 0,43\}$
 $I_{12}(1) = \{x / x_1=0,40; 0,30 \leq x_2 \leq 0,34; x_3=0,43; 0,34 \leq x_4 \leq 0,75\}$
 $A_{22}(2) = \{x / x_1=0,40; 0,30 \leq x_2 \leq 0,34; x_3=0,43; x_4=0,58\}$

En utilisant l'algorithme génétique, nous obtenons les paramètres de sensibilité suivants : $[3,4 \ 1,6 \ 2,8 \ 0,9]^T$ (taille de population=20, probabilité de croisement=0,8, probabilité de mutation=0,001, nombre de génération=38, $\varepsilon=0,8$). Les fonctions d'acceptabilité projetées sur deux facteurs de conception sont illustrées dans la Figure 4-6.



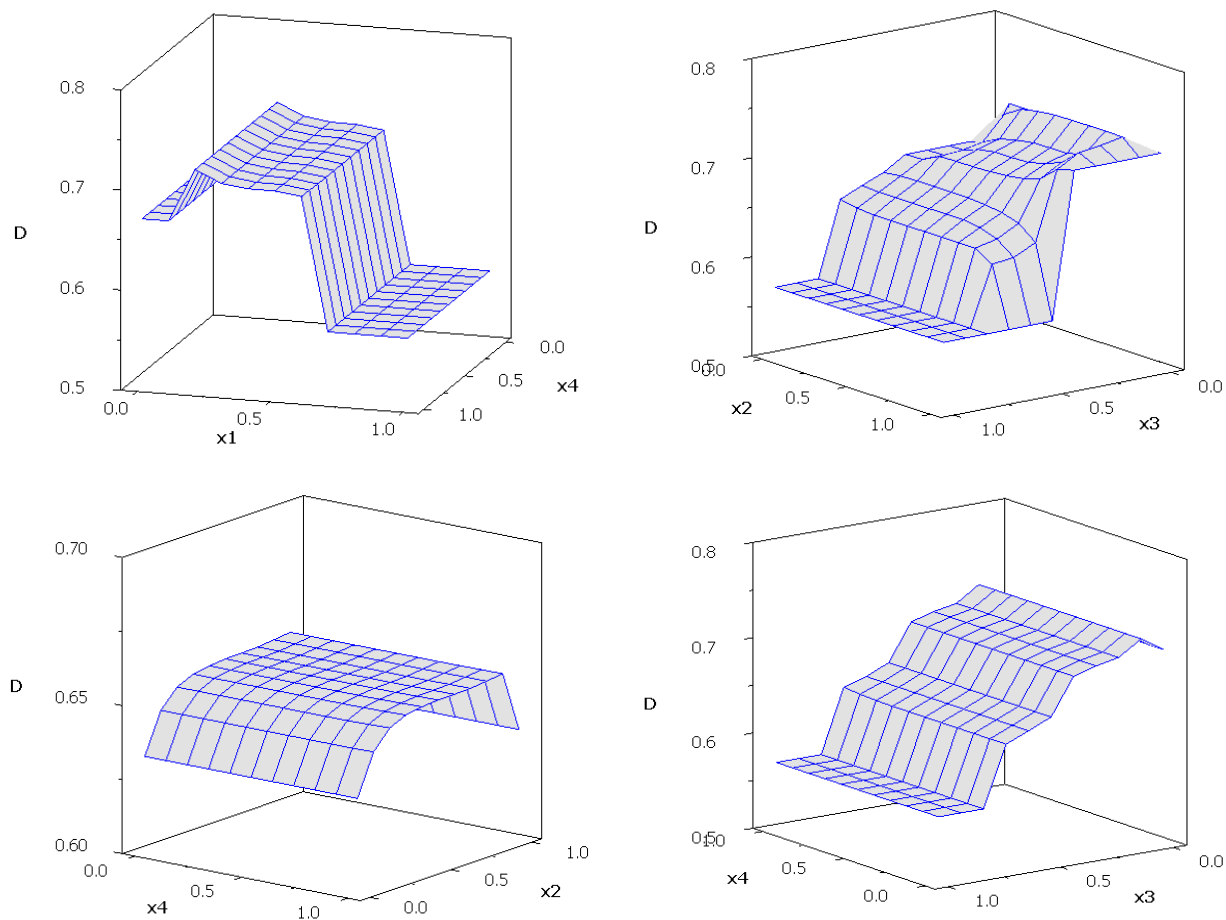
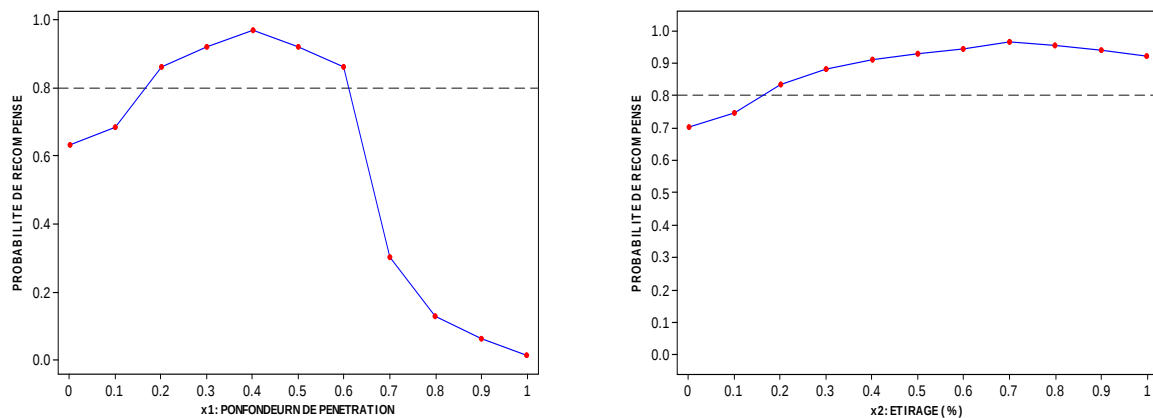


Figure 4-6 : Fonction d'acceptabilité projetée sur deux facteurs de conception pour exemple 1

La probabilité de récompense sur chaque facteur de conception (axe) est présentée dans la Figure 4-7. Dans cet exemple, nous pouvons constater que l'espace de fonctionnement pertinent se constitue d'une seule région continue ($w=1$). Les résultats correspondants sont présentés respectivement dans le Tableau 4-4.



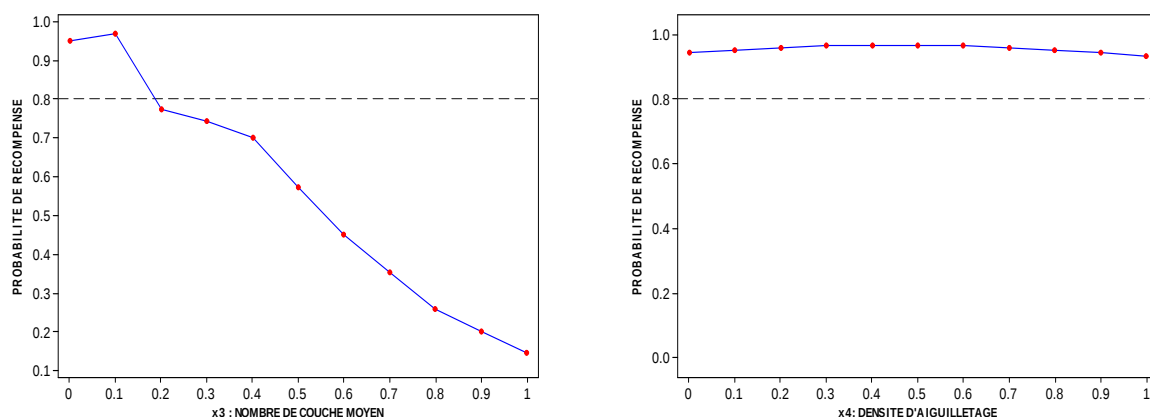


Figure 4-7 : Probabilité de récompense correspondant à chaque facteur de conception pour exemple 1

Tableau 4-4 : Résultats correspondants pour exemple 1 ($l=11$)

Facteur de conception	Centre de gravité ($\lambda = 0,80$)		Espace de fonctionnement faisable ($\lambda = 0,80$)		Espace de fonctionnement pertinent ($\beta = 0,80$)	
	Valeur normalisée	Valeur originale	Valeur normalisée	Valeur originale	Valeur normalisée	Valeur originale
x_1 : Profondeur de pénétration (mm)	0,4	24	[0,16 ; 0,6]	[15,6 ; 31]	[0,16 ; 0,6]	[15,6 ; 31]
x_2 : Etirage (%)	0,7	1,23	[0,15 ; 1]	[0,73 ; 1,5]	[0,16 ; 1]	[0,74 ; 1,5]
x_3 : Nombre moyen de couches	0,1	9	[0 ; 0,3]	[8 ; 11]	[0 ; 0,18]	[8 ; 9,8]
x_4 : Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)	0,5	160	[0 ; 1]	[40 ; 280]	[0 ; 1]	[40 ; 280]

Dans le Tableau 4-4, nous pouvons constater que l'intervalle pertinent pour « x_3 : nombre de couches moyen » est diminué par rapport à son intervalle faisable. Cette diminution est liée à une forte sensibilité (faible stabilité) pour ce facteur. Cela provoque un frein de sa probabilité de récompense sur cet axe. Enfin, nous pouvons prévoir une série des nouveaux points de fonctionnement (Tableau 4-5).

Tableau 4-5 : Prédiction des nouveaux points de fonctionnement pour exemple 1

Nouveaux points de fonctionnement à tester	x ₁ : Profondeur de pénétration (mm)	x ₂ : Etirage (%)	x ₃ : Nombre de couches moyen	x ₄ : Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)
1	31,0	1,5	9	160
2	24,0	1,5	9	160
3	24,0	1,5	10	160
4	20,5	1,5	9	160
5	20,5	1,5	10	160
6	17,0	1,5	9	160
7	31,0	1,5	10	160
8	27,5	1,5	10	160
9	17,0	1,5	10	160
10	27,5	1,5	9	160
11	28,0	0,9	16	144

4.5.2 Exemple 2 : Matériau fibreux de protection acoustique

Selon l'étude de pertinence des variables présentée dans la section 3.5.2, trois facteurs de conception sont sélectionnés par critère de PGF. Ces facteurs sélectionnés sont liées aux propriétés fonctionnelles suivantes : la résistance à la compression (%), la résilience (%) et l'absorption acoustique (%) (Tableau 4-6).

Tableau 4-6 : Facteurs de conception sélectionnés pour exemple 2

	x ₀ : Traitement thermique (oui / non)	x ₁ : Epaisseur (mm)	x ₂ : Densité du matériau (kg/m ³)
y ₁ : Résistance à la compression (%)	√		√
y ₂ : Perte élastique (%)			√
y ₃ : Absorption acoustique (%)		√	√

Dans cet exemple, le cahier de charges fonctionnel est prédéfini comme suit :

1. La compressibilité est plus forte possible ($\min(y_1)$)
2. La résilience est plus élevée possible ($\min(y_2)$)
3. La capacité d'absorption est plus forte possible ($\max(y_3)$)

Selon la connaissance d'expert, nous n'effectuons pas le « traitement thermique » ($x_0 = \text{non}$) car cette situation correspond mieux au cahier de charges (forte compressibilité, $\min(y_{1l})$). Ainsi, dans la suite du traitement, nous ne faisons varier que deux variables : « x_1 : épaisseur (mm) » et « x_2 : densité du matériau (kg/m^3) ».

Autrement dit, notre objectif est de générer l'espace de fonctionnement pertinent, composé de x_1 et x_2 , afin de satisfaire aux trois critères de qualité définis ci-dessus. Cette relation se schématise dans la Figure 4-8.

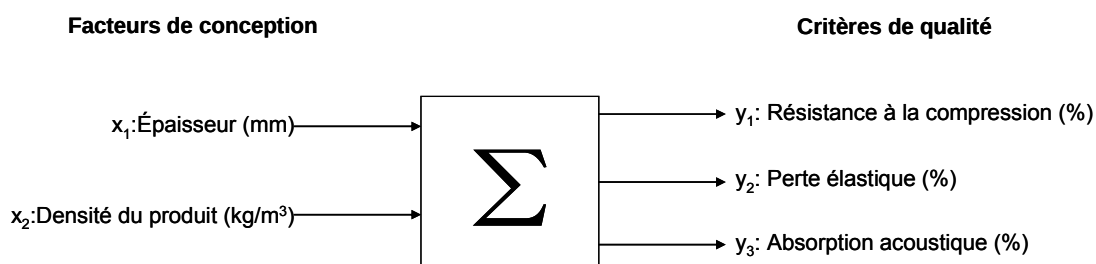


Figure 4-8 : Modèle caractérisant la relation entre les critères de qualité et les facteurs de conception pour exemple 2

Dans cet exemple, le nombre de prototypes disponibles est 12 (ANNEXE E). Les fonctions d'appartenance des degrés d'acceptabilités pour les trois critères de qualité sont présentées dans la Figure 4-9.

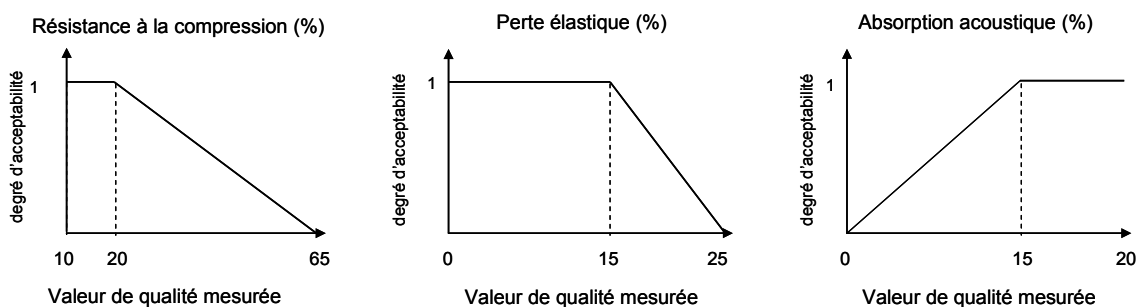


Figure 4-9 : Degrés d'acceptabilité des trois critères de qualité pour exemple 2

Les poids correspondants sont définis ainsi $[0,8 \ 1,0 \ 1,0]^T$ par experts. Les degrés d'acceptabilité des prototypes correspondants aux facteurs de conception ainsi que ses degrés globaux sont indiqués dans le Tableau 4-7.

Tableau 4-7 : Degrés d'acceptabilité des prototypes pour exemple 2

Prototype	y ₁ : Résistance à la compression (%)	y ₂ : Perte élastique (%)	y ₃ : Absorption acoustique (%)	D : Degré d'acceptabilité global
P ₁	0,76	1,00	1,00	0,93
P ₂	0,22	1,00	0,76	0,59
P ₃	0,20	1,00	0,22	0,37
P ₄	0,43	1,00	0,36	0,55
P ₅	0,14	1,00	0,20	0,32
P ₆	0,22	1,00	0,20	0,37
P ₇	0,87	0,76	1,00	0,87
P ₈	0,94	0,20	1,00	0,55
P ₉	0,95	0,45	1,00	0,74
P ₁₀	0,77	0,78	0,76	0,77
P ₁₁	0,94	0,53	1,00	0,78
P ₁₂	1,00	0,46	1,00	0,76

L'estimation de nombre de sous-intervalles de sorite (2 classes - 5 classes) par la technique K-Means est présentée dans le Tableau 4-8.

Tableau 4-8 : Estimation du nombre de classes par K-Means pour exemple 2

Nombre de classe	Ratio (S/C)	Intervalles	Nombre de prototypes
2	22,08	[0,32; 0,35)	3
		[0,35 ; 0,72]	9
3	52,83	[0,32 ; 0,46)	3
		[0,46 ; 0,69)	3
		[0,69 ; 0,93]	6
4	291,20	[0,32 ; 0,46)	3
		[0,46 ; 0,66)	3
		[0,66 ; 0,83)	4
		[0,83 ; 0,93]	2
5	424,07	[0,32 ; 0,34)	1
		[0,34 ; 0,46)	2
		[0,46 ; 0,66)	3
		[0,66 ; 0,83)	4
		[0,83 ; 0,93]	2

Dans le Tableau 4-8, considérant le compromis entre les capacités de discrimination de classes et d'interprétation du modèle, nous définissons quatre classes pour le degré d'acceptabilité global (4 sous-intervalles de sorite). Ces sont très élevée [0,83 ; 0,93] (prototypes p_1 , p_7), élevée [0,66 ; 0,83] (prototypes p_{11} , p_{10} , p_{12} , p_9), moyenne [0,46 ; 0,66] (prototypes p_2 , p_8 , p_4) et basse [0,32 ; 0,46] (prototypes p_3 , p_6 , p_5).

Le résultat de la classification est donné dans la

Figure 4-10. Les valeurs de facteurs de conception normalisés et ses degrés d'acceptabilité globaux correspondant sont présentés dans le Tableau 4-9.

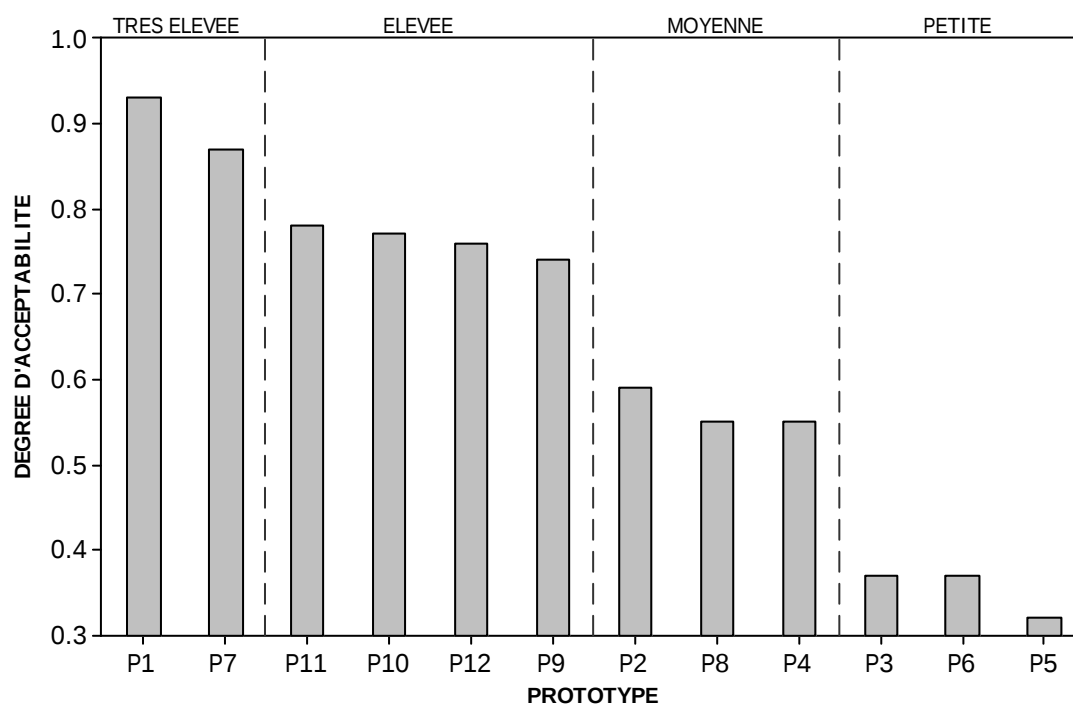


Figure 4-10 : Classe du degré d'acceptabilité globale pour les prototypes de l'exemple 2

Tableau 4-9 : Entrées/sorties normalisées du modèle dans l'exemple 2

Prototype	x_1 : Epaisseur (mm)	x_2 : Densité du matériau (kg/m ³)	y Degré d'acceptabilité global	Classe
p_1	0.66	0.35	0.93	très élevée
p_7	0.74	0.24	0.87	
p_{11}	0.59	0.23	0.78	élevée
p_{10}	0.57	0.29	0.77	
p_{12}	0.57	0.19	0.76	
p_9	0.70	0.19	0.74	
p_2	0.58	0.43	0.59	moyenne
p_8	0.66	0.21	0.55	
p_4	0.57	0.41	0.55	
p_3	0.50	0.53	0.37	basse
p_6	0.41	0.66	0.37	
p_5	0.47	0.55	0.32	

Ensuite, 11 règles floues sont extraites à partir des prototypes par la méthode d'ABE, comme suit :

1. Si $x \in A_{11}(1)$ et $x \notin I_{12}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est très élevé
2. Si $x \in A_{22}(1)$ et $x \notin I_{12}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est élevé
3. Si $x \in A_{11}(2)$, alors le degré d'acceptabilité est très élevé
4. Si $x \in A_{11}(1)$ et $x \notin I_{13}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est très élevé
5. Si $x \in A_{33}(1)$ et $x \notin I_{13}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est moyen
6. Si $x \in A_{13}(2)$, alors le degré d'acceptabilité est très élevé
7. Si $x \in A_{44}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est bas
8. Si $x \in A_{22}(1)$ et $x \notin I_{23}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est élevé
9. Si $x \in A_{33}(1)$ et $x \notin I_{23}(1)$, alors le degré d'acceptabilité est moyen
10. Si $x \in A_{23}(2)$, alors le degré d'acceptabilité est élevé.
11. Si $x \in A_{32}(2)$, alors le degré d'acceptabilité est moyen.

Où

$$A_{11}(1) = \{x / 0,66 \leq x_1 \leq 0,70 ; 0,24 \leq x_2 \leq 0,35\}, I_{12}(1) = \{x / 0,66 \leq x_1 \leq 0,70 ; 0,24 \leq x_2 \leq 0,29\}$$

$$A_{22}(1) = \{x / 0,57 \leq x_1 \leq 0,70 ; 0,19 \leq x_2 \leq 0,29\}, A_{11}(2) = A_{13}(2) = \{x / x_1 = 0,66 ; x_2 = 0,35\}$$

$$A_{33}(1) = \{x / 0,57 \leq x_1 \leq 0,66 ; 0,21 \leq x_2 \leq 0,43\}, I_{13}(1) = \{x / x_1 = 0,66 ; 0,24 \leq x_2 \leq 0,35\}$$

$$A_{44}(1) = \{x / 0,41 \leq x_1 \leq 0,50 ; 0,53 \leq x_2 \leq 0,66\}, I_{23}(1) = \{x / 0,57 \leq x_1 \leq 0,66 ; 0,21 \leq x_2 \leq 0,29\}$$

$$A_{23}(2) = \{x / 0,57 \leq x_1 \leq 0,59 ; 0,23 \leq x_2 \leq 0,29\}, A_{32}(2) = \{x / x_1 = 0,66 ; x_2 = 0,21\}$$

En utilisant l'algorithme génétique, les paramètres de sensibilité sont $[0,88 \ 1]^T$ (taille de

population=20, probabilité de croisement=0,8, probabilité de mutation=0,01, nombre de génération=12, $\varepsilon=1,2$). La fonction d'acceptabilité est illustrée dans le Figure 4-11 .

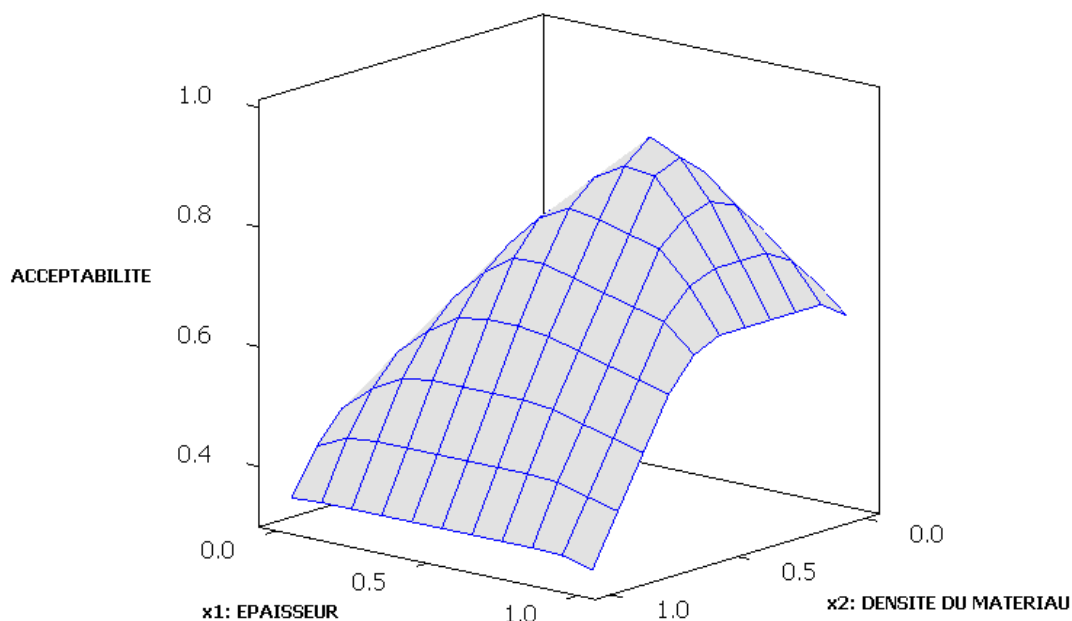


Figure 4-11 : Fonction d'acceptabilité pour exemple 2

La probabilité de récompense sur chaque facteur de conception est présentée dans le Figure 4-12. Dans cet exemple, nous pouvons constater l'espace de fonctionnement pertinent se construite d'une seule région ($w=1$). Les résultats correspondants sont présentés dans le Tableau 4-10.

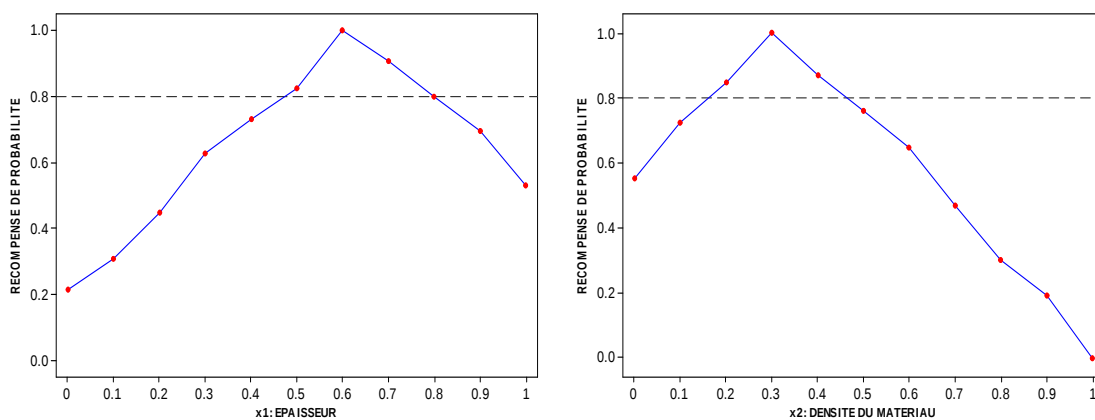


Figure 4-12 : Probabilité de récompense correspondant à chaque facteur de conception pour exemple 2

Tableau 4-10 : Résultats correspondants pour exemple 2 ($l=11$)

Facteur de conception	Centre de gravité ($\lambda=0.80$)		Espace de fonctionnement faisable ($\lambda=0.80$)		Espace de fonctionnement pertinent ($\beta=0.80$)	
	Valeur normalisée	Valeur originale	Valeur normalisée	Valeur originale	Valeur normalisée	Valeur originale
x_1 : Epaisseur (mm)	0,6	5,9	[0,4 ; 0,8]	[5,1 ; 6,7]	[0,475 ; 0,8]	[5,4 ; 6,7]
x_2 : Densité du matériau (kg/m^3)	0,3	73	[0,12 ; 0,5]	[53,2 ; 95]	[0,16 ; 0,46]	[57,6 ; 91,2]

Dans cet exemple, nous pouvons constater que l'espace de fonctionnement pertinent diminue par rapport à l'espace de fonctionnement faisable. Finalement, nous pouvons prévoir deux nouveaux points de fonctionnement (Tableau 4-11).

Tableau 4-11 : Prévion des nouveaux points de fonctionnement pour exemple 2

Nouveaux points de fonctionnement	x_1 : Epaisseur (mm)	x_2 : Densité du matériau (kg/m^3)
1	6	66
2	7	66

4.6. Bilan du chapitre

Dans ce chapitre, une méthode originale est proposée pour déterminer l'espace de fonctionnement pertinent afin de réaliser des nouveaux prototypes plus proches des critères de qualité. La technique floue est utilisée pour modéliser et optimiser cet espace grâce à sa capacité de traitement des incertitudes et des imprécisions. La méthode proposée intègre les données expérimentales numériques et les connaissances humaines. Les règles floues sont extraites à partir des données d'apprentissage numériques en utilisant la méthode d'ABE. Les poids de pondération pour les critères de qualité ainsi que les seuils pour le degré d'acceptabilité et la probabilité de récompense sont déterminés par les experts selon leurs connaissances professionnelles.

L'espace de fonctionnement pertinent obtenu permet de concevoir des nouveaux prototypes proches des critères de qualité désirés avec peu nombre d'essais et de mesures. Comparé avec les autres méthodes d'optimisation, la méthode proposée est plus interprétable, plus robuste et nécessite moins de données d'apprentissage. Cet espace de fonctionnement pertinent est un outil d'aide à la conception pour l'optimisation des produits et des procédés.

Chapitre 5 EVALUATION GLOBALE DE PROTOTYPES INDUSTRIELS

L'évaluation globale de prototype est un processus complexe qui doit prendre en compte de nombreux critères, à la fois variés et parfois difficile à évaluer. Ces critères peuvent se regrouper sur plusieurs niveaux d'agrégation. La structure hiérarchisée correspondante est souvent définie par un groupe d'experts en charge de la phase de conception. Ce chapitre propose une méthode floue d'aide à la décision multicritère pour l'évaluation globale de prototypes. Cette méthode utilise une structure multi-niveaux de l'ensemble des critères. La méthode est illustrée à travers l'exemple de la conception du matériau fibreux super absorbant.

5.1. Introduction

Selon le schéma général de conception des matériaux (Figure 1-2), il faut une évaluation globale des prototypes après leur production. Le but de cette évaluation est d'obtenir une information sur la performance globale du produit, eu égard à l'ensemble des critères de qualité retenus [BELLIVEAU, 2004]. L'évaluation peut également permettre de connaître l'impact de chaque critère de qualité sur la performance globale du produit, afin de procéder à des améliorations techniques du produit [STAAT, 2005]. Cette évaluation peut être réalisée soit en interne, pendant la phase de conception, soit en complémentarité entre des experts internes et un panel de consommateurs, par exemple avant la phase de commercialisation [DRIVA, 2001]. La confrontation des points de vue consommateurs/concepteurs peut fournir une source d'informations très riches.

Plusieurs éléments importants doivent être considérés pour effectuer cette évaluation globale [LU, 2008] :

Le premier élément est la détermination des critères d'évaluation et de leurs degrés d'importance (poids de pondération) correspondants. Par rapport à l'évaluation simple des prototypes aux critères de qualité établie sur un seul niveau (section 4.2), le processus de l'évaluation globale des prototypes comporte souvent de multiples critères répartis en plusieurs niveaux, selon plusieurs orientations et catégories.

Le deuxième élément concerne la détermination des évaluateurs, ainsi que le poids de pondération de ces évaluateurs dans le processus d'évaluation. La méthode d'évaluation globale des prototypes doit pouvoir prendre en compte le fait qu'un évaluateur puisse avoir un niveau d'expertise limité pour certains aspects du prototype à évaluer. Ainsi, l'évaluation globale a besoin de traiter et d'agréger les évaluations des experts selon leur niveau d'expertise par rapport au produit ou au critère de qualité spécifique évalué.

Le troisième élément se rapporte à la façon d'évaluer relativement à chacun des critères, notamment selon le degré de subjectivité à prendre en considération. Ainsi un protocole d'évaluation est établi, conformément à la mise en œuvre habituelle et normalisée des panels d'évaluation. Par ailleurs, il s'agit aussi de traiter les différences de résultat d'évaluation en intégrant à la fois le niveau d'expertise de l'évaluateur et son niveau de confiance dans l'information qu'il fournit. Par conséquent, le classement final des prototypes sera obtenu par l'agrégation pertinente de l'évaluation des experts.

Ces trois éléments mentionnés précédemment nécessitent la prise en compte et le traitement d'informations linguistiques. Dans la pratique, le poids de pondération (importance relative) des critères, le poids de pondération (niveau d'expertise) des évaluateurs et leur jugement (note) sont souvent décrits en termes linguistiques. Par exemple, pour décrire le poids d'un critère, les termes *moins important* ou *très important* peuvent être utilisés. Pour exprimer une note de préférence du produit, les termes linguistiques *moins satisfaisant* et *très satisfaisant* peuvent être utilisés. L'introduction des variables linguistiques est utile pour traiter les situations qui sont trop complexes ou mal définies pour décrire raisonnablement les expressions quantitatives conventionnelles. Les approches mathématiques classiques ne sont pas suffisamment adaptées pour traiter de telles variables incertaines. Comme les termes linguistiques reflètent l'incertitude et l'imprécision, la technique floue est privilégiée pour la méthode d'évaluation proposée [KARACAPILIDIS, 2000], [MARIMIN, 1998].

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord une structure hiérarchisée caractérisant le lien entre les multiples critères d'évaluation des prototypes en différents niveaux. Une méthode d'évaluation multicritère, basée sur cette structure hiérarchisée des critères qualités, est proposée. La méthode d'évaluation proposée dans ce chapitre et celle décrite dans la section 4.2 (degré d'acceptabilité global) sont toutes basées sur l'agrégation de données mais se différencient dans les aspects suivants : la méthode du chapitre 5 est une agrégation hiérarchisée à multiples critères, capable de traiter des critères linguistiques. Cette structure

d'agrégation est mieux adaptée à l'évaluation des notions complexes et incertaines par les experts. La méthode proposée dans la Section 4.2 est juste une agrégation simple des mesures quantitatives et donc comprend beaucoup plus d'incertitude. Cette méthode proposée est appliquée dans le cadre de l'exemple 1 dédié à la conception d'un matériau fibreux super absorbant.

5.2. Structure hiérarchisée d'évaluation

Comme nous l'avons mentionné dans la section 1.3, la conception des matériaux fibreux multifonctionnels est très complexe parce qu'ils sont caractérisés par un ensemble très varié de spécifications et de critères de qualité. Chaque critère peut également se décomposer en plusieurs sous-critères. L'évaluation globale des prototypes a donc besoin de considérer l'ensemble des sous-critères apparus.

Dans cette section, nous proposons une structure hiérarchisée générale pour l'évaluation globale de prototypes des matériaux multifonctionnels (Figure 5-1). Elle comporte trois niveaux : orientation (niveau 1), catégorie (niveau 2) et indicateur (niveau 3).

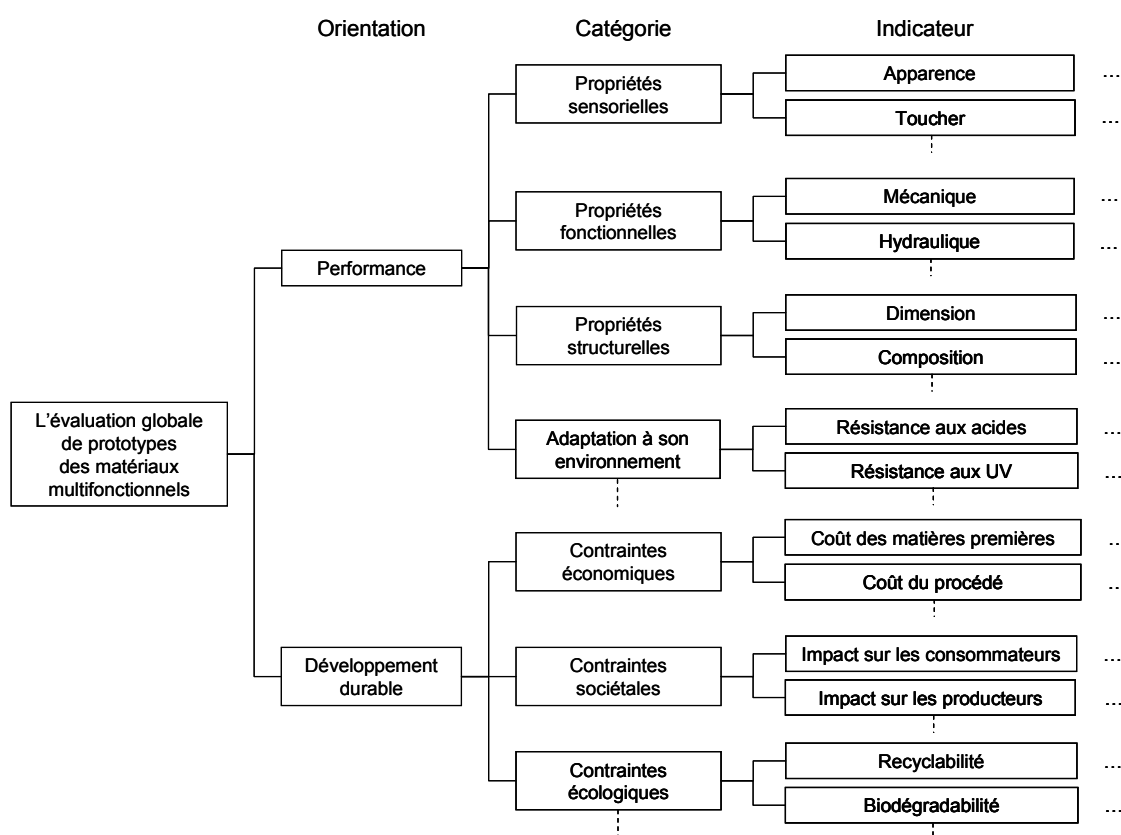


Figure 5-1 : Un exemple de la structure hiérarchisée générale pour l'évaluation globale de prototype des matériaux fibreux multifonctionnels

Pour les matériaux étudiés, nous avons deux orientations principales : performance et développement durable. La « performance » du prototype représente son aptitude à répondre à l'emploi auquel il est destiné. Elle se caractérise par un ensemble de propriétés, telles que les propriétés sensorielles, les propriétés fonctionnelles, les propriétés structurelles, etc. La partie « développement durable » se compose en plusieurs groupes de critères présentés ici sous la forme de contraintes à minimiser, telles que les contraintes économiques, les contraintes sociétales et les contraintes écologiques.

Les propriétés sensorielles interprètent les réactions de l'utilisateur face au matériau selon les cinq sens habituels. Nous illustrons notre représentation hiérarchisée par les plus communément utilisés : la perception visuelle et la sensation tactile. Ces critères peuvent être présentés sous des sémantiques plus ou moins complexes : l'apparence, le toucher, le bien aller, l'ergonomie, etc.

Les propriétés fonctionnelles décrivent les performances fonctionnelles du matériau. Celles-ci comprennent les propriétés mécaniques (contraintes, déformation...), hydrauliques (absorption, filtration, perméabilité...), acoustiques (absorption, isolation...), hypoallergiques, thermiques, thérapeutiques, etc.

Les propriétés structurelles caractérisent la structure générale du matériau. Elles désignent à la fois le dimensionnement du matériau (épaisseur, masse surfacique, etc.), sa composition (nature et mélange de fibres, etc.) et l'arrangement des fibres (porosité, orientation des fibres, uniformité de répartition des fibres, etc.).

L'adaptation à son environnementale se rapportent au comportement du matériau au contact du milieu dans lequel le produit est inséré. Parmi ces propriétés, Nous pouvons compter la résistance aux acides, aux agents chimiques, aux rayons Ultra-Violets (UV), etc.

Les contraintes économiques sont principalement relatives aux coûts de revient du matériau et sont très souvent associé au processus de conception. C'est donc logiquement que nous pouvons l'intégrer dans le processus d'évaluation. Elles se composent du coût des matières premières, du coût du procédé de fabrication, du coût des ressources humaines employées pour la production, des coûts d'approvisionnement, etc.

Les contraintes sociétales considèrent les impacts du produit sur le modèle social. Elle comprend en particulier l'impact sur les producteurs (répartition équitable des gains financiers), l'impact sur les consommateurs, etc.

La contrainte écologique représente un aspect de plus en plus important dans la phase

de conception d'un matériau. A ce titre la démarche d'éco-conception d'un produit intègre un certain nombre de critères traduisant l'impact du matériau sur l'environnement, tout au long de son cycle de production et d'utilisation, jusqu'à sa fin de vie. Elle comprend par exemple la quantité de rejets de polluants, la capacité du matériau à être recyclé, sa biodégradabilité, etc.

Dans la Figure 5-1, les critères de qualité peuvent être divisés en deux types : les critères directs et critères indirects. Les critères directs sont évalués subjectivement par connaissance des experts. Les critères indirects sont estimés initialement par la mesure instrumentale ou calculé par équation physique ou économique. La valeur obtenue est alors transformée en valeur d'évaluation intégrée par une fonction de degré de préférence prédéfinie.

En conséquence, une méthode doit être proposée afin d'évaluer les prototypes en considérant l'ensemble des critères de qualités répartis sur une structure à niveaux multiples.

5.3. Méthode d'évaluation globale en plusieurs niveaux

Mathématiquement, l'évaluation de prototypes industriels peut être considérée comme un problème d'Aide à la Décision Multicritère (ADM), permettant d'évaluer un nombre limité d'alternances prédéterminées et d'en choisir une solution la plus pertinente au problème étudié [DYER, 1992], [HWANG, 1981]. Ces alternances sont généralement évaluées en plusieurs niveaux dont chacun comprend des multiples critères quantitatifs et qualitatifs.

Les méthodes conventionnelles d'ADM sont généralement basées sur la théorie de l'utilité d'attributs multiples [WALLENIOUS, 2008], [KEENEY, 1993]. Cette théorie s'attache au cas où la distribution de vraisemblance, dont il vient d'être question de distribution de probabilités. Elle vise à bâtir un critère de synthèse directement à partir des évaluations sans nécessairement recourir à une phase préalable de construction d'un tableau de performances d'alternances [ROY, 1993]. Pour des raisons de simplification du concept et des calculs à mener, ces méthodes sont largement appliquées pour résoudre certaines problèmes d'ADM dans plusieurs secteurs industriels [BUTLER, 2005], [VOROPAI, 2002], [HALLERBACH, 2002], [GEOFFRION, 2001], [HOBBS, 2000].

Néanmoins, il y a un vaste débat sur l'efficacité de cette catégorie de méthodes dans un environnement incertain et imprécis [ROY, 1993]. Par exemple, durant l'évaluation globale des prototypes en plusieurs niveaux par un groupe, la définition des poids des critères, les

niveaux d'évaluateurs (experts), y compris les performances d'alternances (prototypes) sont souvent indisponibles et doivent être évaluées subjectivement par les décideurs. Par conséquent, ce processus d'évaluation est intrinsèquement imprécis, particulièrement lors de l'évaluation de nouvelles alternances et de la présence des critères qualitatifs [YEH, 2008]. Afin de caractériser la subjectivité et les imprécisions intrinsèques dans ce processus, les techniques floues ont été proposées comme une démarche efficace permettant de formaliser les problèmes de décision où les informations sont subjectives et imprécises [CHANG, 2004].

L'application des techniques floues dans les problèmes d'aide à la décision a été premièrement présentée par [ZIMMERMANN, 1987]. De nombreux travaux de recherche ont été effectués dans ce domaine. Généralement, ces travaux peuvent être classés en trois catégories [CARLSSON, 1996] :

La première catégorie concerne les méthodes permettant de définir un rang pertinent d'alternances [FODOR, 1994] en utilisant des techniques suivantes : le degré d'optimisation [BASS, 1977], la distance de Hamming (Hamming distance) [YAGER, 1980], les α -cut [ADAMO, 1980], la fonction de comparaison (comparison function) [DUBOIS, 1983], la moyenne floue et la diffusion floue [LEE, 1988], la proportion par rapport au cas idéal [ZELENY, 1982], les scores gauche et droite [CHEN, 1985], [JAIN, 1976], l'indice de centre de gravité [MURAKAMI, 1983] et la mesure d'aire (area measurement) [YAGER, 1981].

La deuxième catégorie concerne les méthodes multicritères utilisant des différents poids d'importance relatifs [YAGER, 1994]. Elles comprennent les méthodes d'addition floue simple pour les poids de pondération [BASS, 1977], les techniques PAH (Processus Analytique Hiérarchisé) [SAATY, 1980], les méthodes floues de sur-classement [ROY, 1977], les méthodes floues conjonctive et disjonctive [DUBOIS, 1992] et les méthodes de maximum et minimum [BELLMAN, 1970].

La troisième catégorie concerne des méthodes de programmation floue [INUIGUCHI, 1996], qui sont plus utilisées que les deux autres catégories. Ces méthodes comprennent la programmation flexible [TANAKA, 1974] et la programmation linéaire possibilistique [LAI, 1992], [BUCKLEY, 1988].

Néanmoins, les pluarts de méthodes ADM conventionnelles dans ces trois catégories ne prennent en compte que des critères considérés sur un même plan (un seul niveau). Les techniques PAH peut traiter des critères quantitatifs dans un structure hiérarchisée, néanmoins,

elles ne considèrent pas le poids d'évaluateurs (niveau d'experts) et le degré de incertitude sur ses évaluations des critères qualitatifs. Alors que une évaluation globale de prototypes doit considérer de multiples aspects qui présentent chacun un ensemble de critères et de sous critères quantitatifs et qualitatifs, afin de pouvoir les agréger selon une pondération individuelle ou par groupe.

Dans ce chapitre, nous proposons une méthode floue d'Aide à la Décision Multicritère effectuée en plusieurs Niveaux par un Groupe d'Experts [LU, 2008]. Nous l'utilisons pour l'évaluation globale de prototypes des matériaux multifonctionnels. Formellement, elle peut être détaillée en trois niveaux de la façon suivante :

Niveau 1: Détermination des prototypes à évaluer, des critères d'évaluation et des poids de pondération

Etape 1: Création de la structure hiérarchisée d'évaluation

Nous créons d'abord un groupe composé de n experts $P = \{P_k, k = 1, 2, \dots, n\}$ et un ensemble de m prototypes à évaluer $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ ($m \leq 2$).

Les prototypes de S sont évalués par les experts de P en trois niveaux dont les critères d'évaluation évoluent depuis des notions abstraites et généralisées vers des notions concrètes.

$C = \{C_1, C_2, \dots, C_t\}$ est l'ensemble de critères d'évaluation en niveau 1. Ces critères sont les plus abstraits et donc appelés aussi orientations. Chaque orientation C_i peut se décomposer en un ensemble de critères plus concrets appelés catégories, soit $C_i = \{C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{ij_i}\}$ avec $i \in \{1, 2, \dots, t\}$. Il s'agit des critères d'évaluation en niveau 2. De la même manière, chaque catégorie du niveau 2 C_{ij} peut se décomposer aussi en éléments plus concrets, appelés indicateurs. Nous pouvons alors obtenir $C_{ij} = \{C_{ij1}, C_{ij2}, \dots, C_{ijk_{ij}}\}$ ($j \in \{1, 2, \dots, j_i\}$) en niveau 3, appelés indicateurs. Dans cette structure hiérarchisée, l'évaluation d'un critère plus abstrait du niveau inférieur peut se calculer à partir des évaluations en fonction de sous critères plus concrets du niveau supérieur.

Etape 2: Définition des poids de pondération pour les experts

Comme les contextes professionnels et culturels des experts ainsi que leurs sensibilités aux prototypes à évaluer sont différentes, leurs niveaux d'importance ou d'influence dans la prise de décision doivent également être différenciés. Pour cela, dans la méthode proposée,

nous attribuons à chaque expert P_k un poids de pondération $\tilde{v}_k$ ($k=1,2,\dots,n$). Les poids de pondération sont généralement des termes linguistiques déterminés avant le processus d'évaluation, soit à travers d'une série de discussions au sein du groupe d'experts soit par l'animateur du groupe. Dans cette section, les poids de pondération prennent des valeurs linguistiques appartenant à l'ensemble d'attributs $\{Peu\ important, Important, Très\ important\}$, notés et désignés respectivement $\tilde{c}_1=0,33$, $\tilde{c}_2=0,66$ et $\tilde{c}_3=1,0$. Ces attributs respectent les niveaux d'experts $\{Bas, Moyen, Haut\}$ définis dans la section 3.3.2.

Etape 3: Détermination des poids de pondération pour les critères d'évaluation

Nous prenons $WC_1, WC_2, \dots, WC_t$ comme poids de pondération les orientations du niveau 1. De la même manière, ces poids de pondération peuvent prendre des valeurs floues à partir d'un ensemble prédéfini, soit $WC_i \in \{Pas\ Important\ (PI), Moins\ Important\ (MI), Important\ (I), Très\ Important\ (TI), Absolument\ Important\ (AI)\}$, notés et désignés respectivement $\tilde{a}_1=0,2, \tilde{a}_2=0,4, \tilde{a}_3=0,6, \tilde{a}_4=0,8, \tilde{a}_5=1,0$.

Ensuite, nous définissons $WC_{i1}, WC_{i2}, \dots, WC_{ij_i}$ comme poids de pondération pour les catégories du niveau 2 associés à l'orientation C_i . Nous définissons $WC_{ij1}, WC_{ij2}, \dots, WC_{ijk_{ij}}$ comme poids de pondération pour les indicateurs du niveau 3 associés à la catégorie C_{ij} . WC_{ij} et WC_{ijk} prennent également des valeurs à partir de l'ensemble $\{\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_5\}$.

Niveau 2: Génération de préférence individuelle

Etape 4: Génération du degré de préférence d'un prototype pour un critère

Nous définissons $SC_{ij}^{yk} = \{SC_{ij1}^{yk}, SC_{ij2}^{yk}, \dots, SC_{ijk_{ij}}^{yk}\}$ comme degré de préférence du prototype S_k par rapport à la catégorie C_{ij} et à l'expert P_y avec $i \in \{1,2, \dots, t\}$, $j \in \{1,2, \dots, j_i\}$, $k \in \{1,2, \dots, m\}$, $y \in \{1, \dots, n\}$. Dans cette expression, le composant SC_{ijz}^{yk} , considéré comme le degré de préférence pour l'indicateur C_{ijz} , est une variable floue qui prend des valeurs à partir de l'ensemble $\{Pas\ du\ tout\ satisfaisant, Peu\ satisfaisant, Satisfaisant, Plus\ satisfaisant, Forte\ satisfaisant, Tout\ à\ fait\ satisfaisant\}$, notés et désignés respectivement $\tilde{b}_1=0, \tilde{b}_2=0,2, \tilde{b}_3=0,4, \tilde{b}_4=0,6, \tilde{b}_5=0,8, \tilde{b}_6=1,0$.

Etape 5: Calcul du degré de préférence par rapport à une orientation

Le degré de préférence CS_i^{yk} du prototype S_k par rapport à l'orientation C_i et à l'expert P_y ($i \in \{1, 2, \dots, t\}$, $k \in \{1, 2, \dots, m\}$ et $p \in \{1, \dots, n\}$) se calcule sur des nombres flous de la façon suivante :

$$CS_i^{yk} = WC_i \times SC_i^{yk} = \sum_{j=1}^{j_i} WC_{ij} \times SC_{ij}^{yk} \quad \text{où} \quad SC_{ij}^{yk} = \sum_{z=1}^{k_{ij}} WC_{ijz} \times SC_{ijz}^{yk} \quad (5-1)$$

Etape 6: Calcul du degré de préférence pour l'ensemble des orientations

Le degré de préférence D_k^y du prototype S_k par rapport à l'ensemble des orientations et à l'expert P_y se calcule sur des nombres flous de la façon suivante :

$$D_k^y = CS^{yk} \times WC = \sum_{i=1}^t CS_i^{yk} \times WC_i \quad (5-2)$$

Etape 7: Normalisation du degré de préférence pour l'ensemble des orientations

Le degré de préférence D_y^k du prototype S_k ($k \in \{1, 2, \dots, m\}$) par rapport à l'expert P_y est normalisé par

$$\overline{D}_y^k = \frac{D_y^k}{\sum_{k=1}^m D_y^k} \quad (5-3)$$

où $\overline{D}_y^k$ est le degré de préférence normalisé.

Niveau 3: Agrégation des résultats pour l'ensemble des évaluateurs

Etape 8: Normalisation des poids de pondération des experts

Le poids de pondération $\tilde{v}_y$ ($y \in \{1, 2, \dots, n\}$) de l'expert P_y ayant été défini à l'étape 2, nous pouvons donc sa valeur normalisée $\tilde{v}_y^*$ par

$$\tilde{v}_y^* = \frac{\tilde{v}_y}{\sum_{y=1}^n \tilde{v}_y} \quad (5-4)$$

où $\tilde{v}_y^*$ est le poids de pondération normalisé.

Etape 9: Construction d'un vecteur flou de décision

Ayant normalisé les poids de pondération pour tous les experts, nous pouvons construire

un vecteur flou de décision de la façon suivante :

$$(\tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \dots, \tilde{r}_m) = (\tilde{v}_1^*, \tilde{v}_2^*, \dots, \tilde{v}_n^*) \times \begin{pmatrix} \overline{D}_1^1 & \overline{D}_2^1 & \dots & \overline{D}_m^1 \\ \overline{D}_1^2 & \overline{D}_2^2 & \dots & \overline{D}_m^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \overline{D}_1^n & \overline{D}_2^n & \dots & \overline{D}_m^n \end{pmatrix} \quad \text{où } \tilde{r}_j = \sum_{y=1}^n \tilde{v}_y^* \overline{D}_j^y \quad (5-5)$$

$\tilde{r}_j$ ($j \in \{1, \dots, m\}$) est un vecteur flou de décision de prototype S_j après la pondération des évaluations de tous les experts.

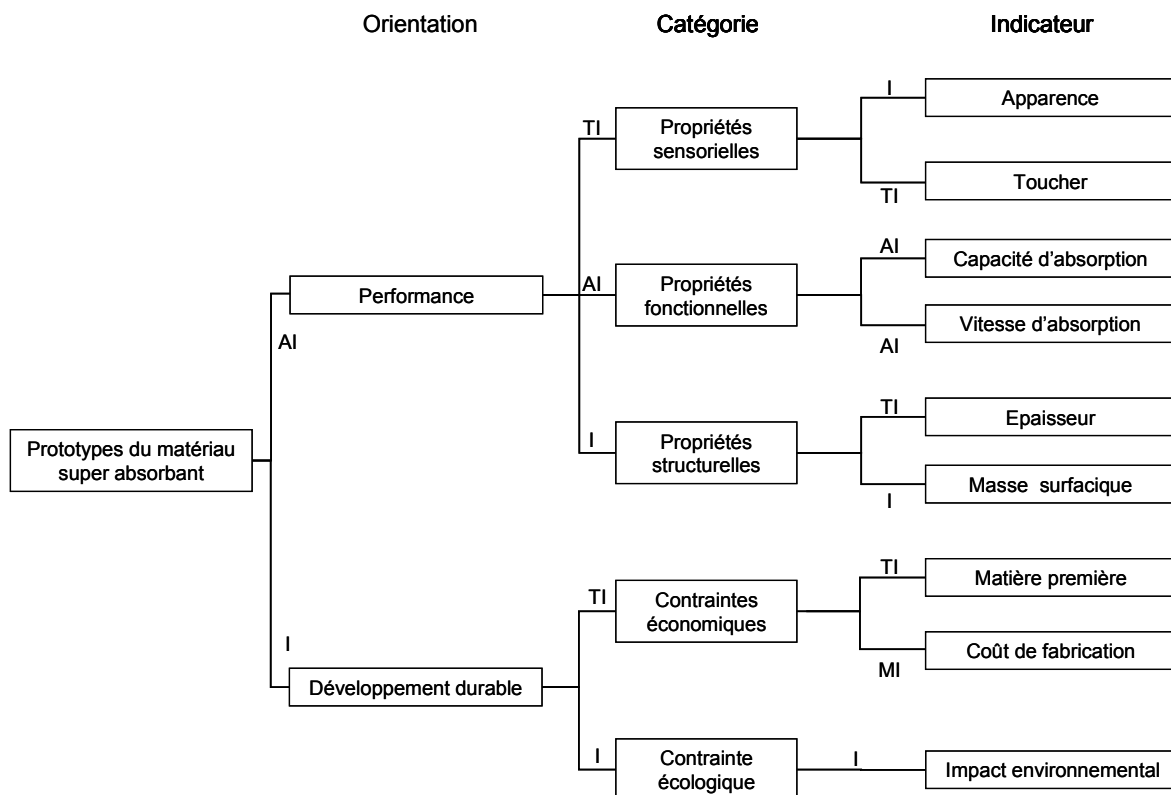
Comme tous les composants du vecteur flou de décision défini précédemment sont compris entre 0 et 1, nous définissons $\tilde{r}_j$ ($j \in \{1, \dots, m\}$, $\tilde{r}_j \in [0, 1]$) comme le degré de préférence global du prototype S_j .

Le prototype S_j correspondant à la valeur maximale des degrés de préférence globaux $\tilde{r}_j$ est considéré comme le plus satisfaisant à l'ensemble des critères de qualité et à l'ensemble des experts. En revanche, le prototype correspondant à la valeur minimale des $\tilde{r}_j$ est considéré comme le produit le moins satisfaisant.

5.4. Exemple d'application

Dans cette section, nous d'abord proposons d'abord une structure hiérarchisée pour l'évaluation globale de prototypes du matériau super absorbant (exemple 1). Ensuite, nous appliquons la méthode proposée à cette évaluation globale.

La structure proposée se schématise Figure 5-2. Cette structure est déterminée par un ensemble d'experts du produit et du procédé. Dans la Figure 5-2, les indicateurs des propriétés sensorielles et contrainte écologique sont les critères directs, qui sont évalués subjectivement par les experts en utilisant des valeurs de $\{\tilde{b}_1, \tilde{b}_2, \tilde{b}_3, \tilde{b}_4, \tilde{b}_5, \tilde{b}_6\}$. Les indicateurs des propriétés fonctionnelles, des propriétés structurelles et des contraintes économiques, physiquement mesurés sur les appareils ou calculés selon les lois connus, sont des critères indirects. Les mesures numériques de ces indicateurs indirects sont transformés en degrés de préférence selon le Tableau 5-1 puis en valeurs floues les plus proches parmi $\{\tilde{b}_1, \tilde{b}_2, \tilde{b}_3, \tilde{b}_4, \tilde{b}_5, \tilde{b}_6\}$.



Poids de pondération:

{Pas Important (PI), Moins Important (MI), Important (I), Très important (TI), Absolument Important (AI)}

Figure 5-2 : Structure hiérarchisée d'évaluation globale des prototypes pour exemple

Tableau 5-1: Degré de préférence des critères indirects

Catégorie	Indicateur	Fonction de degré de préférence
Propriété fonctionnelle	Capacité d'absorption	$trapmf [0 \ 25 \ 40 \ 40]$ (g/g)
	Vitesse d'absorption	$trapmf [0 \ 1,25 \ 2 \ 2]$ (g/s)
Propriété structurelle	Epaisseur	$trapmf [0 \ 2,2 \ 3 \ 5,2]$ (mm)
	Masse surfacique	$trapmf [0 \ 150 \ 250 \ 300]$ (g/m ²)
Contrainte économique	Coût de matière première	$trapmf [0 \ 0 \ 3 \ 8]$ (€/h)
	Coût de fabrication	$trapmf [0 \ 0 \ 1 \ 3]$ (€/h)

Dans cet exemple, cinq prototypes du matériau fibreux super absorbants sont évalués par cinq experts (ANNEXE E). Les degrés de préférence globaux sont donnés dans le Figure 5-3.

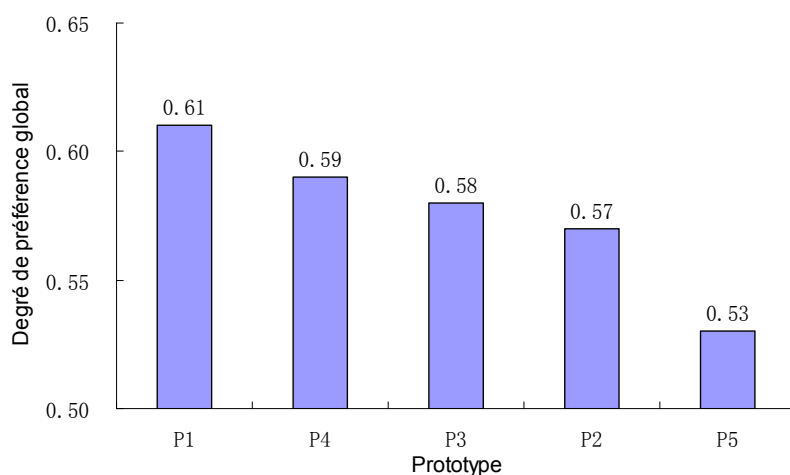


Figure 5-3 : Degrés de préférence globaux des prototypes liés aux critères de l'évaluation pour exemple

Dans la Figure 5-3, P₁ est le prototype le plus satisfaisant et P₅ est le prototype le moins satisfaisant. Le degré de préférence global de P₁ par rapport à l'ensemble des critères d'évaluation est illustré dans la Figure 5-4.

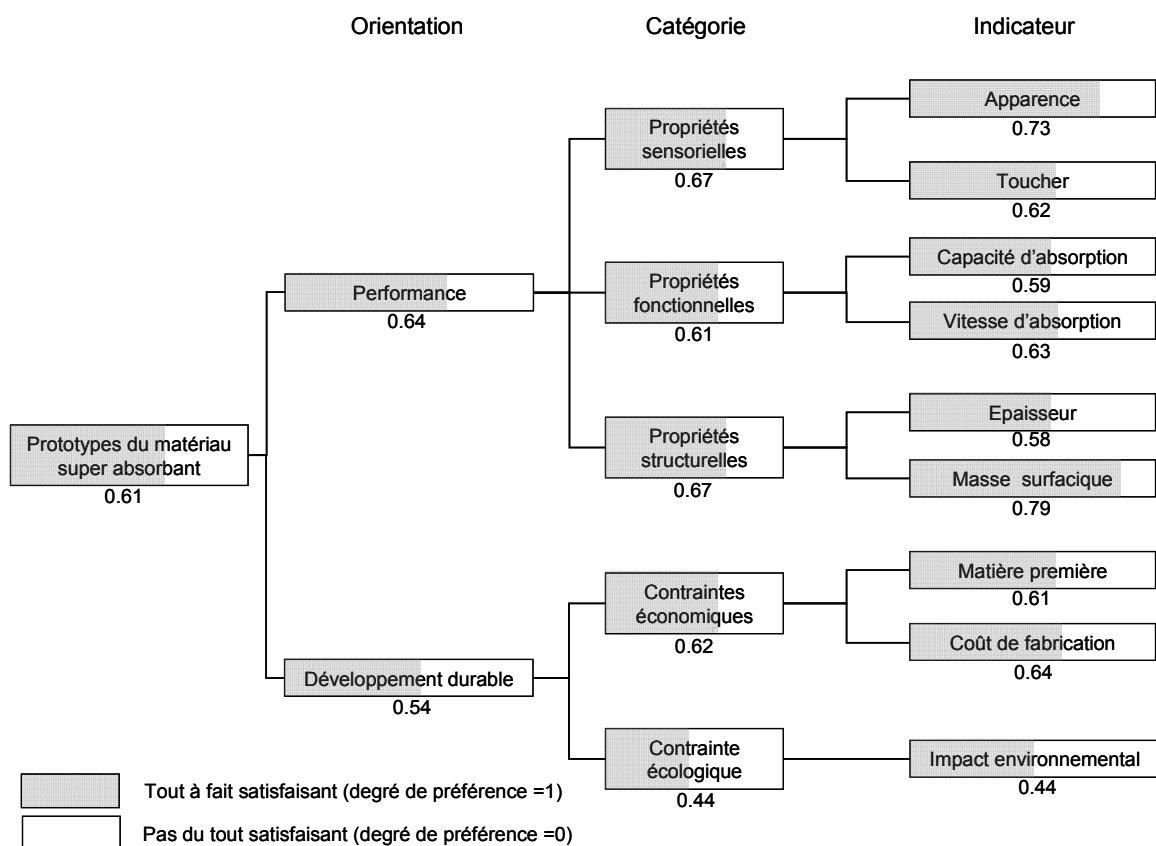


Figure 5-4 : Degré de préférence global pour le prototype P₁

Après avoir normalisé les degrés de préférence des prototypes correspondant à chaque critère de qualité sur l'intervalle $[0, 1]$. Nous pouvons obtenir, pour ce critère, un degré de pertinence relatif par fusion des degrés de préférence. Cela nous permet de comparer l'ensemble des prototypes par rapport à chaque critère de qualité.

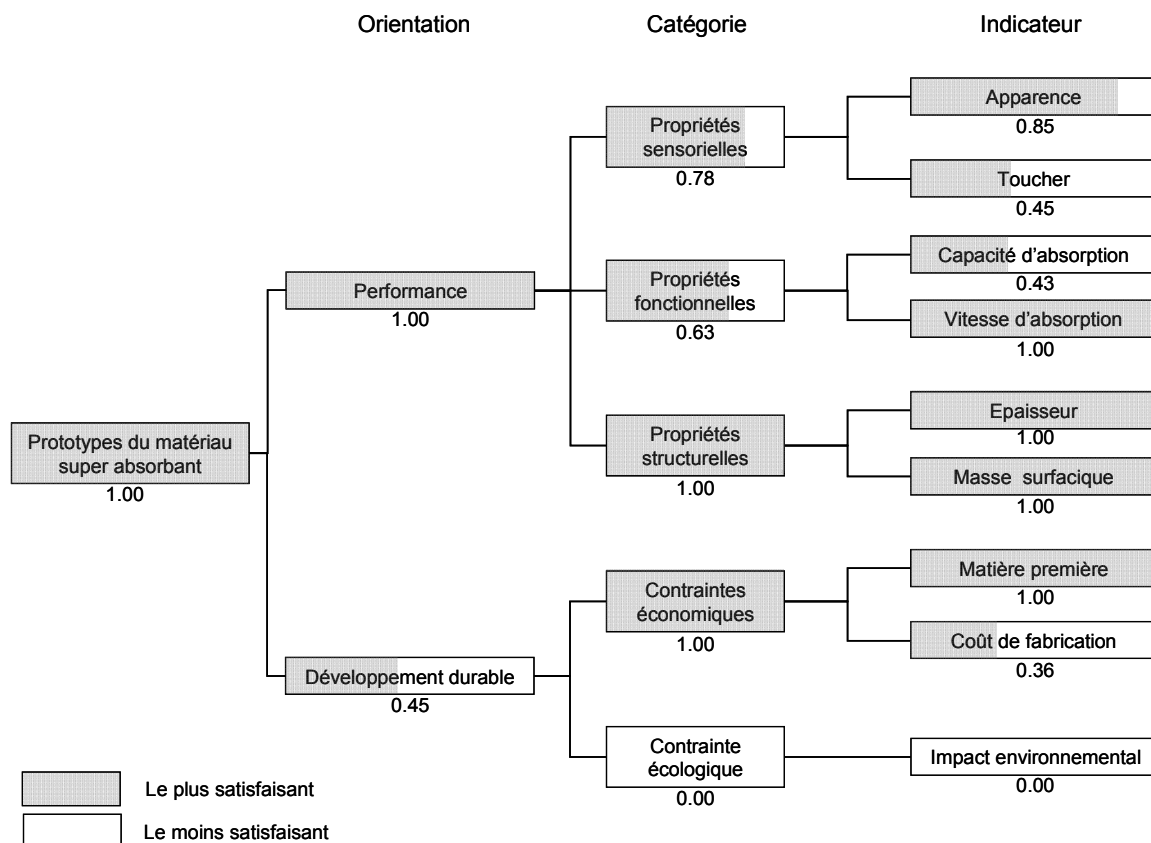


Figure 5-5 : Degré de préférence relatif pour le prototype P_1

La Figure 5-5 présente le degré d'acceptabilité pour le prototype P_1 , nous pouvons conclure que ce prototype possède le plus haut degré de préférence globale lié principalement le fait que ce prototype est le plus satisfaisant prototype pour l'orientation « performance ».

En nous appuyant sur ces résultats, nous pouvons voir que la méthode proposée est flexible et interprétable. D'une part, elle est capable d'agréger les degrés de préférence globaux en considérant des critères de qualité multiples et en utilisant une structure hiérarchisée. D'autre part, le degré de préférence à une orientation ou à une catégorie spécifique peut être utilisé pour étudier l'influence d'un critère particulier sur la performance du produit.

5.5. Bilan du chapitre

Une évaluation globale compréhensible de prototypes est une phase importante avant l'industrialisation de masse. Effectuée par un groupe d'experts de profils différents qui utilisent des termes linguistiques, cette évaluation globale peut être considérée comme un problème d'aide à la décision multicritère et hiérarchisée. Ainsi, il comprend certainement des incertitudes et des imprécisions.

Dans ce chapitre, une structure hiérarchisée générale est présentée pour l'évaluation de prototypes des matériaux multifonctionnels. En utilisant cette structure, nous proposons une méthode floue d'aide à la décision multicritère, effectuée en plusieurs niveaux par un groupe d'experts, afin de trouver le prototype le mieux adapté aux critères du cahier des charges fonctionnel. Dans la production de masse, les paramètres concernés (du procédé, de la matière, ...) peuvent être réglés selon le prototype identifié. Cette méthode est non seulement robuste pour traiter des incertitudes, mais aussi flexible pour trouver le prototype optimum et pour étudier l'influence d'un critère de qualité spécifique.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Conclusion

Sous la pression de la compétition internationale de plus en plus intense, le développement de nouveaux produits avec un cycle de conception minimal est un sujet qui touche de près de nombreux industriels. Une conception rapide de produits satisfaisant aux besoins diversifiés des consommateurs est une clé essentielle pour la réussite de l'entreprise.

Dans ce contexte, des outils de « prototypage rapide » ont été développés et utilisés pour prédire la performance du produit et des procédés étudiés. En s'appuyant sur les techniques de modélisation informatique, ces outils permettent de concevoir des prototypes représentatifs proches des critères de qualité prédéfinis dans le cahier des charges fonctionnel avec un nombre limité d'essais et de mesures.

Aujourd'hui, la plupart des outils d'aide à la conception disponibles sont basés sur l'utilisation de modèles analytiques et statistiques. Ces modèles permettent de caractériser la relation entre les facteurs de conception et les critères de qualité. Néanmoins, en raison de la complexité du comportement du produit, de l'incertitude dans le processus de conception et du faible nombre de données expérimentales, ces modèles classiques sont moins efficaces pour traiter certaines applications complexes, telles que la conception des matériaux fibreux multifonctionnels. D'ailleurs, les entreprises maîtrisent souvent des connaissances humaines sur les produits et les procédés. Ces connaissances doivent être intégrées dans un modèle créé à partir de données d'apprentissage afin de compenser l'insuffisance de données et d'améliorer la performance du modèle.

Dans le but d'apporter notre contribution aux outils du « prototypage rapide » et à l'écoute des besoins industriels, cette thèse présente un ensemble de méthodes de calcul avancé alliées à des connaissances en sciences de l'information et de celles en science des matériaux avancés afin de proposer une série d'outils dans cette catégorie. Ces outils constituent un système d'aide à la décision, permettant aux concepteurs de sélectionner des facteurs de conception pertinents, de déterminer les espaces de fonctionnement faisable et pertinent, et d'évaluer globalement la qualité des prototypes sur plusieurs niveaux d'appréciation. Au cours des travaux de recherche, nous avons collectionné plusieurs séries de

données expérimentales issues de l'exploitation des procédés de fabrication du Centre Européen des Non-Tissés (CENT), et des connaissances d'experts (du Laboratoire GEMTEX et du CENT). Ces données nous ont fourni une base solide pour la formalisation du problème à traiter et pour le développement des outils adaptés. De plus, la spécificité de conception des matériaux fibreux multifonctionnels a été complètement prise en compte dans notre démarche.

Les contributions principales de ce mémoire se résument comme suit :

- 1) En généralisant plusieurs applications industrielles concrètes, nous avons formalisé un processus de conception dédié aux matériaux multifonctionnels. Ce processus fournit une démarche systématique, permettant d'intégrer la connaissance des experts sur les produits et d'optimiser les facteurs de conception par rapport aux spécifications fonctionnelles des consommateurs.
- 2) Nous avons proposé un nouveau critère de pertinence global utilisant la logique floue, permettant de sélectionner les facteurs de conception pertinents afin de diminuer la complexité du modèle. En combinant la sensibilité de données expérimentales et la conformité de connaissances humaines, ce critère de sélection est plus robuste, plus flexible et plus interprétable que les autres techniques de sélection de variables pertinentes. Ceci est lié au fait que la méthode proposée est capable de prendre en compte des variations significatives de données d'apprentissage même si ces données sont limitées et/ou bruitées.
- 3) Nous avons proposé une méthode originale afin de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent relatif au procédé de fabrication. Cet espace permet de générer des nouveaux points de fonctionnement pour réaliser des nouveaux prototypes convergeant rapidement vers les critères de qualité requis avec un nombre d'essais minimal. Cette méthode est aussi interprétable et flexible car les données expérimentales numériques et les connaissances humaines sont combinées par la logique floue.
- 4) Nous avons proposé une structure hiérarchisée dédiée à l'évaluation globale de la qualité des matériaux fibreux multifonctionnels. Cette structure se compose en trois niveaux chacun comprenant un ensemble de critères de qualité. Un critère abstrait qui se trouve à un niveau inférieur est une combinaison ou agrégation des critères plus concrets au niveau supérieur. En nous appuyant sur cette structure hiérarchisée, nous pouvons effectuer une évaluation globale de prototypes en tenant compte de tous les critères

étudiés. Grâce aux techniques floues utilisées dans la formalisation et l'agrégation des critères, cette méthode est capable de traiter des informations linguistiques incertaines et imprécises. En utilisant cette structure d'évaluation, des notions complexes telles que le « développement durable » et le « bien-être » peuvent être caractérisées par la combinaison de ses indicateurs concrets, évalués par les experts.

Perspectives

En raison de la durée limitée de la thèse, il reste encore de nombreux champs d'investigation à explorer dans ce domaine de recherche. Deux inconvénients principaux de nos méthodes sont décrits ci-dessous.

- a) En ce qui concerne la sélection des variables pertinentes, le critère de pertinence global utilisant la logique floue, proposée dans le Chapitre 3, ne peut pas traiter des variables nominales, telles que la nature de la fibre ou la configuration d'un procédé. L'intégration des techniques de classification automatique pourrait être une solution pour résoudre ce problème. Pourtant, compte-tenu de la quantité insuffisante de données d'apprentissage, il est nécessaire d'établir un compromis entre le nombre de classes et le nombre de données dans chaque classe.
- b) En ce qui concerne la détermination de l'espace pertinent présentée dans le Chapitre 4, nous considérons que les facteurs de conception sélectionnés sont indépendants car les corrélations entre eux ont été supprimées ou minimisées par la méthode de sélection. Dans la pratique, ces corrélations ne peuvent jamais être complètement supprimées. Il est donc nécessaire de développer une nouvelle méthode pour traiter ces corrélations. D'ailleurs, l'espace de fonctionnement pertinent peut être considéré comme une zone de tolérance des facteurs de conception par rapport aux critères de qualité. Cet espace peut être utilisé comme un indicateur de surveillance en ligne dans la phase d'industrialisation. Dans la pratique, il existe de nombreuses pistes pour améliorer cette méthode.

BIBLIOGRAPHIE

1. [ABE, 1995] ABE S. et LAN M. Fuzzy rules extraction directly from numerical data for function approximation. *IEEE Trans. on SMC*, 1995, vol.25, n°1, p. 119-129.
2. [ADAMO, 1980] ADAMO J.M. Fuzzy decision trees. *Fuzzy Sets and Systems*, 1980, vol.4, p. 207-219.
3. [AKAO, 1990] AKAO Y.A. *QFD: Integrating customer requirements into product design*. 1e éd. New York: Productivity Press, 1990, 387 p.
4. [AKERS, 1997] AKERS P. The future for superabsorbent fibres. *Technical Textiles International*, 1997, vol.6, n°1, p. 20-23.
5. [ALLEN, 2006] ALLEN T. *Engineering statistics and six sigma*. 1e éd. London: Springer, 2006, 529 p.
6. [ANDREASEN, 1992] ANDREASEN M.M. The actuality of 'Design for quality'. *Journal of Engineering Design*, 1992, vol.3, n°1, p. 3-4.
7. [AUDET, 2003] AUDET J.F., BERGERON F. et TREMBLAY S. *Stratégie de développement et identification d'occasions d'affaires pour le Québec dans le secteur des matériaux avancés*. Canada: Consultant en stratégie d'affaires, 2003. [Ref. du 2 septembre 2008].

Disponible sur:

http://www.mdeie.gouv.qc.ca/fileadmin/sites/internet/documents/publications/pdf/Entreprises/secteurs_industriels/materiaux-avances/Extrait_Etude_Materiaux_Avances_2003.pdf.
8. [BASS, 1977] BASS S.M. et KWAKERNAAK H. Rating and ranking of multiple aspect alternative using fuzzy sets. *Automatica*, 1977, vol.13, p. 47-58.

9. [BATTITI, 1994] BATTITI R. Using mutual information for selection features in supervised neural net learning. *IEEE Trans. on Neural Network*, 1994, vol.5, n°4, p. 537-550.
10. [BELLIVEAU, 2004] BELLIVEAU P., GRIFFIN A. et SOMERMEYER S. *PDMA toolbox II for new product development*. 1e éd. New York: John Wiley, 2004, 576 p.
11. [BIGAND, 2008] BIGAND M. *Le projet, mode de conception de produit, volume 1: management des hommes, des projets et des informations*, par YANNOU B., Paris: Lavoisier, 2008, p. 111-116. (La conception industrielle de produits)
12. [BLUM, 1997] BLUM A.L. et LANGLEY P. Selection of relevant features and examples in machine learning. *Artificial Intelligence*, 1997, vol.97, n°1-2, p. 245-271.
13. [BOGHIU, 1998] BOGHIU D. et MARGHITU D. The control of an impacting flexible link using fuzzy logic strategy. *Journal of Vibration and Control*, 1998, vol.4, n°3, p. 325-341.
14. [BONNARDEL, 1992] BONNARDEL N. *Le rôle de l'évaluation dans les activités de conception*. 242 p. Thèse: Psychologie Cognitive: Université d'Aix en Provence, Aix en Provence, France: 1992.
15. [BORTOLET, 1998] BORTOLET P. *Modélisation et commande multi-variables floues: application à la commande d'un moteur thermique*. 169 p. Thèse: Automatique: INSA Toulouse, Toulouse, FRANCE: 1998.
16. [BROUARD, 2000] BROUARD C. Algorithmes d'apprentissage et applications, *Revue d'intelligence artificielle*, 2000, vol.14, n°3-4, p. 397-425.
17. [BROWN, 2001] BROWN S., BLACKMON K., COUSINS P. et MAYLOR H. *Innovation: developing new products and services*, par BROWN S., BLACKMON K., COUSINS P. et MAYLOR H., Oxford: Butterworth-Heinemann, 2001, p. 67-99.

- (Operation management: policy, practice and performance improvement)
18. [BUCKLEY, 1988] BUCKLEY J.J. Possibilistic linear programming with triangular fuzzy numbers. *Fuzzy Sets and Systems*, 1988, vol.26, n°1, p. 135-138.
 19. [BUTLER, 2005] BUTLER J., CHEBESKOV A. et DYER J.S. The use of multi-attribute utility theory for the evaluation of plutonium disposition options in the United States and Russia. *Interfaces*, 2005, vol.35, p. 88-101.
 20. [CARDIE, 2003] Proceedings 11th International Conference on Machine Learning, Using decision trees to improve case-based learning par CARDIE C. Amherst, MA: July 2003.
 21. [CARLSSON, 1996] CARLSSON C. et FULLER R. Fuzzy multiple criteria decision making: recent developments. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, vol.78, n°2, p. 139-153.
 22. [CASTRO, 1995] CASTRO J.L. Fuzzy logic controllers are universal approximators. *IEEE Trans. on SMC*, 1995, vol.25, n°4, p. 629-634.
 23. [CELLO, 2000] Evolutionary computation, Handling preferences in evolutionary multi-objective optimization: a survey par CELLO C.A.C. LA Jolla, USA: July 16-19.
 24. [CHANG, 2004] CHANG Y.H. et YEH C.H. A new airline safety index Part B: Methodological. *Transportation Research* 2004, vol.38, n°4, p. 369-383.
 25. [CHAGNON, 2005] CHAGNON P. Les plans d'expériences pour modèles d'analyse de la variance Contrôle-Essais-Mesures, 2005, p. 84-87.
 26. [CHEN, 1985] CHEN S.H. Ranking fuzzy numbers with maximizing set and minimizing set. *Fuzzy Sets and Systems*, 1985, vol.17, n°2, p. 113-129.
 27. [CHEN, 1992] CHEN S.J. et HWANG C.L. *Fuzzy multiple attribute decision making: methods and applications*. 1e éd. Berlin, ALLEMAGNE Springer, 1992, 536 p.
 28. [CHEN, 1998] CHEN W. et YUAN C. A probabilistic-based design model for

- achieving flexibility in design. *ASME Journal of Mechanical Design*, 1998, vol.121, n°1, p. 77-83.
29. [CHEN, 2006] CHEN Y. *Contribution à l'optimisation de le l'aisance d'un vêtement par les techniques de calcul avancé*. 147 p. Thèse: Automatique: Université Science et Technologie de Lille, Lille, France: 2006.
30. [CHERFI, 2002] CHERFI Z. *La qualité: approche et définition*, par CHERFI Z., Paris: LAVOISIER, 2002, p. 21-40 (La qualité : démarche, méthodes et outils)
31. [COHEN, 1995] COHEN L. *Quality function deployment*. 1e éd. Massachusetts: Addison-Wesley Longman, 1995, 368 p.
32. [CORNUEJOLS, 2002] CORNUEJOLS A, MICLET L et KODRATOFF Y. *Apprentissage Artificiel: Concepts et Algorithmes*. 2e éd.: EYROLLES, 2002, 591 p.
33. [CTT, 1994] CTT. *Dictionnaire des fibres & technologies textiles*. 1e éd. Saint-Hyacinthe: Centre des Technologies Textiles, Hoechst, 1994, 262 p.
34. [DEMONSANT, 2002] *L'ingénierie robuste* par DEMONSANT J., Paris: LAVOISIER, 2002, p. 115-153. (La qualité: démarche, méthodes et outils)
35. [DENG, 2006] DENG X., VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. A fuzzy based criterion for selecting relevant process parameters for the development of nonwoven products. *Journal Information and Computing Science*, 2006, vol.2, n°2, p. 93-102.
36. [DENG, 2007a] 7th World Textile Conference AUTEX, Definition of the operation setting space for designing for designing nonwoven based super absorbent structures par DENG X., VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Tampere, Finland: June 26-28, 2007.
37. [DENG, 2007b] Futurotextiles International Conference, A design support system for the development of future nonwoven-based products integrating expert's knowledge par DENG X., VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Roubaix, France: November 23-24,

- 2007.
38. [DENG, 2008] DENG X., VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Determination of relevant process operation setting space for developing multi-functional nonwoven-based products. *Textile Research Journal*, publication prévue fin 2008.
 39. [DEVANEY, 1997] 14th International Conference on Machine Learning, Efficient feature selection in conceptual clustering par DEVANEY M. et RAM A. San Francisco, USA: Inc. M. K. P., July 8-12, 1997.
 40. [DREYFUS, 2004] DREYFUS G, MARTINEZ J.M, SAMUELIDES M. et GORDON M.B. *Réseaux de neurones - méthodologie et applications*. éd. Paris: Eyrolles, 2004, 386 p.
 41. [DRIVA, 2001] DRIVA H.H., PAWAR S.K. et MENON U. Performance evaluation of new product development from a company perspective. *Integrated Manufacturing Systems*, 2001, vol.12, n°5, p. 368-378.
 42. [DUBOIS, 1980] DUBOIS D. et PRADE H. *Fuzzy sets and systems: theory and applications*. 1e éd. New York: ACADEMIC PRESS, 1980, 393 p.
 43. [DUBOIS, 1983] DUBOIS D. et PRADE H. Ranking of fuzzy numbers in the setting of possibility theory. *Information Sciences*, 1983, vol.30, n°3, p. 183-224.
 44. [DUBOIS, 1992] DUBOIS D. et PRADE H. *Combination of fuzzy information in the framework of possibility theory*, par ABIDI M. A. et GONZALEZ R. C., Orlando, FL: Academic Press, 1992, p. 481-505. (Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence)
 45. [DYER, 1992] DYER J.S., FISHBURN P.C., STEUER R.E. et WALLENIOUS J. Multiple criteria decision making, multi-attribute utility theory: the next ten years. *Management Science*, 1992, vol.38, n°5, p. 645-654.
 46. [DYER, 1992] DYER R.F. et FORMAN E.H. Group decision support with the analytic

- hierarchy process. *Decision Support System*, 1992, vol.8, n°2, p. 99-124.
47. [ERIKSSON, 2000] ERIKSSON L., JOHANSSON E., KETTANEH-WOLD N., WIKSTROM C. et WOLD S. *Design of experiments - principles and applications*. 1e éd. Umea, Sweden: Umetrics, 2000, 462 p.
48. [EVANS, 2004] EVANS B. et WYLER J.M. Product development insight beyond brainstorming. *Medical Device & Diagnostic Industry* [en ligne], 2004, [réf. du 25 octobre 2004].
- Disponible sur:
- <http://www.devicelink.com/mddi/archive/04/09/013.html>.
49. [EYNARD, 2006] EYNARD B., YANNOU B. et ROUCOULES L. *Ingénierie de la conception et cycle de vie du produit, Traité IC2, série Productique*. 1e éd. Paris: Hermès Sciences, 2006, 420 p.
50. [FISHER, 1936] FISHER R. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Ann. Eugenics*, 1936, vol.1, n°7, p. 179-188.
51. [FODOR, 1994] FODOR J.C et ROUBENS M. *Fuzzy preference modelling and multi-criteria decision support*. 1e éd. Berlin: Kluwer Academic Publishers, 1994, 256 p.
52. [FONTEIX, 1995] FONTEIX C, BICKING F, PERRIN E et MARC I. Haploid and Diploid algorithms a new approach for global optimizations: Compared performances. *International Journal of Systems Sciences*, 1995, vol.26, n°10, p. 1919-1933.
53. [FONTEIX, 2004] FONTEIX C., MASSEBEUF S., PLA F. et KISS L.N. Multicriteria optimization of an emulsion polymerization process. *European Journal of Operational Research*, 2004, vol.153, p. 350-259.
54. [FONTEIX, 2008] FONTEIX C. *Introduction à la logique floue*. 2008. Note de cours.
55. [FOWLKES, 1998] FOWLKES W. et CREVELING C. *L'ingénierie robuste*. 1e éd.

- Paris: Dunod, 1998, 424 p.
56. [FUKUNAGA, 1990] FUKUNAGA K. *Introduction to statistical pattern recognition* 2e éd. San Diego, CA, USA Academic Press, 1990, 592 p.
57. [GACOGNE, 1996] Rencontre francophones sur la logique floue et ses applications Optimisation multicritère de contrôleur flou par une stratégie d'évolution approchant la zone de pareto par GACOGNE L. Nancy: Décembre 11-12.
58. [GACOGNE, 1999] GACOGNE L., Multiple objective optimizations of fuzzy rules for obstacles avoiding by an evolution algorithm with adaptive operators. *Mendel*, 1999, vol.99, p. 87-94.
59. [GAUTIER, 1995] GAUTIER R. *Qualité en conception de produits nouveaux: proposition d'une méthode de fiabilisation du processus de management de l'information*. 221 p. Thèse: Génie industriel: Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Paris: 1995.
60. [GEOFFRION, 2001] GEOFFRION A. et KRISHNAN R. Prospects for operations research in the e-business. *Interfaces*, 2001, vol.30, p. 6-36.
61. [GINSBURGER, 2003] GINSBURGER E., PLA F., FONTEIX C., HOPPE S., MASSEBEUF S., HOBBS P. et SWAEELS P. Modelling and simulation of batch and semi-batch emulsion copolymerization of styrene and butyl acrylate. *Chemical Engineering Science*, 2003, vol.58, p. 4493-4514.
62. [GLODBERG, 1989] GLODBERG D.E. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. éd. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing, 1989, 372 p.
63. [GOWER, 2004] GOWER J.C. et DIJKSTERHUIS G.B. *Procrustes problems*. 1e éd. New York: Oxford University Press, 2004, 248 p.

-
64. [GOUPY, 2006] GOUPY J et CREIGHTON L. *Introduction aux plans d'expériences*. 3e éd. Paris: DUNORD, 2006, 324 p.
65. [GRANDHAYE, 2008] GRANDHAYE J.P. et CHAFAI D. *Expression des besoins du client : étude de cas, le projet masque sourire, volume 1: management des hommes, des projets et des informations*, par B. YANNOU M. B., T. GIDEL, Paris: Lavoisier, 2008, p. 117-134. (La conception industrielle de produits)
66. [GUILLAUME, 2004] GUILLAUME S. et CHARNOMORDIC B. *Fuzzy inference systems to model sensory evaluation*, par RUAN D. et ZENG X., Berlin: Springer, 2004, p. 175-196. (Intelligent sensory evaluation)
67. [GUILLAUME, 2005] GUILLAUME S. *Représentation des connaissances et systèmes d'inférence floue*. p. Thèse: HDR en Génie informatique, Automatique et Traitement du signal: Université Paul Sabatier (Toulouse III) : Ecole doctorale Système, Toulouse, France: 2005.
68. [HALLERBACH, 2002] HALLERBACH W.G. et SPRONK J. The relevance of MCDM for financial decisions. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 2002, vol.11, n°4-5, p. 187-195.
69. [HARTIGAN, 1979] HARTIGAN J.A. et WONG M.A. A k-means clustering algorithm: algorithm AS 136. *Applied Statistics*, 1979, vol.28, n°1, p. 126-130.
70. [HELMER, 1972] HELMER O. Cross-impact gaming. *Futures*, 1972, vol.4 (2), p. 149-167.
71. [HIRANI, 2005] HIRANI H. et SUH N.P. Journal bearing design using multi-objective genetic algorithm. *Tribology International*, 2005, vol.38, p. 481-491.
72. [HOBBS, 2000] HOBBS B.F. et MERIER P. *Energy decisions and the environment: a guide to the use of multicriteria methods*. 1e éd. Norwell, Massachusetts, USA: Kluwer

- Academic Publishers, 2000, 272 p.
73. [HSU, 2001] HSU H.M. et WANG W.P. Possibilistic programming in production planning of assemble to order environments. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, vol.119, n°1, p. 59-70.
74. [HUANG, 2007] HUANG X., WANG Y.J. et DI Y.H. Experimental study of wool fiber on purification of indoor air. *Textile Research Journal*, 2007, vol.77, n°12, p. 946-950.
75. [HUSSEIN, 1998] HUSSEIN M.L. Complete solutions of multiple objective transportation problems with possibilistic coefficients. *Fuzzy Sets and Systems*, 1998, vol.93, n°3, p. 293-299.
76. [HWANG, 1981] HWANG C.L. et YOON K. *Multiple attribute decision making: methods and applications*. 1e éd. Berlin: Springer - Verlag, 1981, 259 p.
77. [INUIGUCHI, 1996] INUIGUCHI M. et SAKAWA M. Possible and necessary efficiency in possibilistic multi-objective linear programming problems and possible efficiency test. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, vol.78, n°2, p. 231-241.
78. [JIAN, 1976] JIAN R. Decision making in the presence of fuzzy variables. *IEEE Trans. on SMC*, 1976, vol.618, n°10, p. 105-118.
79. [JERBI, 2007] 3 rd EDANA Nonwoven Research Academy Conference, Measurement of nonwoven web uniformity using image analysis: overview and comparison par JERBI W., VROMAN P. et RABENASOLO B. Leeds, UK: April 29-30, 2007.
80. [JONES, 1963] JONES J.C. et THORNLEY D. *Conference on design methods*. 1e éd. Oxford: Pergamon Press, 1963, 222 p.
81. [KARACAPILIDIS, 2000] KARACAPILIDIS N. et PAPPIS C. Computer-supported collaborative argumentation and fuzzy similarity measures in multiple criteria decision-making *Computers and Operations Research*, 2000, vol.27, n°7, p. 653-671.

-
82. [KEENEY, 1993] KEENEY R. et RAIFFA H. *Decisions with multiple objectives, preferences and value tradeoffs*. 1e éd. London: Cambridge University Press, 1993, 589 p.
 83. [KIM, 1997] KIM D.Y. et SOENG P.H. Fuzzy gain scheduling of velocity PI controller with intelligent learning algorithm for reactor control. *Annals of Nuclear Energy*, 1997, vol.24, n°10, p. 819-827.
 84. [KOEHL, 2003] CESA 2003, Selection of nonwoven relevant structural parameters by integrating measured data and human knowledge par KOEHL L., VROMAN P., CHEN T. et ZENG X. Lille, France: 9-11 July 2003.
 85. [KOEHL, 2005] KOEHL L., CHEN T., VROMAN P. et ZENG X. Forecasting end-uses of nonwovens by integrating measured data and human expertise. *Research Journal of Textile and Apparel*, 2005, vol.9, n°2, p. 11-17.
 86. [KOEHL, 2006] KOEHL L. *Optimisation de la qualité et du confort des produits textiles par exploitation de données physiques et de la connaissance humaine*. Mémoire d'habilitation à diriger les recherches: Université des Sciences et Technologies de Lille, Lille, France: 2006.
 87. [KOEHL, 2008] KOEHL L., ZENG X., ZHOU B. et DING Y. Intelligent sensory evaluation of industrial products for exploiting consumer's preference. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2008, vol.77, n°5-6, p. 512-521.
 88. [KOHAVI, 1987] KOHAVI R. et JOHN G.H. Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence*, 1987, vol.97, p. 273-324.
 89. [KOSKO, 1992] Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Fuzzy systems as universal approximators par KOSKO B. San. Diego, CA: Mar. 8-12, 1992.

90. [KWAK, 1996] KWAK M. et SCILLI D. Fuzzy logic based vibration suppression control experiments on active structures. *Journal of Sound and Vibration*, 1996, vol.191, p. 15-28.
91. [LAI, 1992] LAI Y.J. et HWANG C.L. A new approach to some possibilistic linear programming problems. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, vol.49, p. 121-133.
92. [LAMPRECHT, 2006] LAMPRECHT J. *Démystifier six sigma: comment améliorer vos processus*. 2e éd. Paris: AFNOR, 2006, 152 p.
93. [LAST, 2001] LAST M., KANDEL A. et MAIMON O. Information-theoretic algorithm for feature selection. *Pattern Recognition Letters* 2001, vol.22, p. 799-811.
94. [LEE, 1988] LEE E.S. et LI R.L. Comparison of fuzzy numbers based on the probability measure of fuzzy events. *Computer and Mathematics with Applications*, 1988, vol.15, p. 887-896.
95. [LIMAYEM, 1999] LIMAYEM F. et YANNOU B. *Towards a need satisfaction oriented computer aided design*, par BATOZ J. L. et CHEDMAIL P., Berlin: Kluwer Academic Publishers, 1999, p. 489-496. (Integrated Design and Manufacturing in Mechanical Engineering)
96. [LIN, 1997] LIN C.J. An Art-based Fuzzy Adaptive Learning Control Network. *IEEE TRANS. on Fuzzy Systems*, 1997, vol.vol.5 (4), p. 447-496.
97. [LIN, 1998] LIN Y., CUNNINGHAM G.A., COGGESHALL S.V. et JONES R.D. Nonlinear system input structure identification: two stages fuzzy curves and surfaces. *IEEE Trans. on SMC-Part A: Systems and Humans*, 1998, vol.28, n°5, p. 678-684.
98. [LIU, 2004] LIU P et LI H. Fuzzy neural network theory and application. éd.: World Scientific, 2004, 396 p.
99. [LINKOV, 2004] LINKOV I., VARGHESE A., JAMIL S. et SEAGER T.P.

- Multi-criteria decision analysis: a framework for structuring remedial decisions at the contaminated sites*, par LINKOV I. et RAMADAN A. B., New York: Springer, 2004, p. 15-54. (Comparative risk assessment and environmental decision making)
100. [LOHMOLLER, 1989] LOHMOLLER J.B. *Latent variable path modeling with partial least squares*. 1e éd. Heidelberg: Physica-Verlag, 1989, 285 p.
101. [LU, 2008] IEEE World Congress on Computational Intelligence, A fuzzy multi-criteria group decision support system for nonwoven based cosmetic product development evaluation par LU J., DENG X., VROMAN P., ZENG X., MA J. et ZHANG G. HongKong: June 1-6, 2008.
102. [MAMDANI, 1975] MAMDANI E.H. et ASSILIAN S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1975, vol.7, p. 1-13.
103. [MAO, 2007] MAO N. et RUSSELL S.J. The thermal insulation properties of spacer fabrics with a mechanically integrated wool fiber surface. *Textile Research Journal*, 2007, vol.77, n°12, p. 914-922.
104. [MARCELLONI, 2003] MARCELLONI F. Feature selection based on a modified c-means algorithm with supervision. *Information Sciences*, 2003, vol.151, n° 5, p. 201-226.
105. [MARIMIN, 1998] MARIMIN M., HATONO I. et TAMURA H. Linguistic labels for expressing fuzzy preference relations in fuzzy group decision making. *IEEE Trans. on SMC*, 1998, vol.28, n°2, p. 205-217.
106. [MASTOROCOSTAS, 2000] MASTOROCOSTAS P., THEOCHARIS J., KIARTZIS S.J. et BAKIRTZIS A.G. A hybrid fuzzy modeling method for short-term load forecasting. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2000, vol.51, p. 221-232.

107. [MELIN, 2004] MELIN P. et CASTILLO O. *Automated quality control in sound speakers manufacturing using a hybrid neuro-fuzzy-fractal approach*, par RUAN D. et ZENG X., Berlin: Springer, 2004, p. 401-418. (Intelligent Sensory Evaluation)
108. [MERCIER, 2002] MERCIER J.P., ZAMBELLI G. et KURZ W. *Le traité des matériaux volume I - introduction à la science des matériaux*. 3e éd. Lausanne, Suisse: Polytechniques et Universitaires Romandes, 2002, 520 p.
109. [MERLO, 2008] MERLO C. *Les systèmes d'information, volume 1: management des hommes, des projets et des informations*, par YANNOU B., BIGAND M., GIDEL T., MERLO C. et VAUDELIN J. P., Paris: Lavoisier, 2008, p. 199-272. (La conception industrielle de produits)
110. [MESSAC, 1996] MESSAC A. Physical programming: effective optimization for computational design. *AIAA*, 1996, vol.34, n°1, p. 149-158.
111. [MOHANDAS, 1989] ASME, Multi-objective optimization dealing with uncertainty par MOHANDAS S.U. et SANDGREN E. Montreal, Canada: September 17-21, 1989.
112. [MONTGOMERY, 1991] MONTGOMERY D.C. *Design and analysis of experiments*. 3e éd. New-York, USA: John Wiley & Sons, 1991, 480 p.
113. [MUNIGLIA, 2004] MUNIGLIA L., KISS L.N, FONTEIX C. et MARC I. Multicriteria optimization of a single-cell oil production. *European Journal of Operational Research*, 2004, vol.153, p. 360-369.
114. [MURAKAMI, 1983] MURAKAMI S., MAEDA S. et IMAMURA S. Fuzzy decision analysis on the development of centralized regional energy control system. *IFAC Symposium on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis*, 1983, p. 363-368.
115. [NA, 1998] NA M.G. Design of a genetic fuzzy controller for nuclear system generator

- water level control. *IEEE TRANS. on Nuclear Sciences*, 1998, vol.45, n°4, p. 2261-2271.
116. [NARENDRA, 1989] NARENDRA K.S. et THATHCHAR M.A.L. *Learning automata: an introduction*. 1e éd. NJ: Prentice-Hall, 1989, 476 p.
117. [NELLES, 1996] International IEEE Conference on Fuzzy Systems, Fuzzy rules extraction by a genetic algorithm and constrained nonlinear optimization of membership functions par NELLES O., FISHER M. et MULLER B. New Orleans, USA: September 8-11, 1996.
118. [NFEN-1325, 1996] NFEN-1325. *Vocabulaire du Management par la Valeur, de l'Analyse de la Valeur et de l'Analyse Fonctionnelle - Partie 1 : Analyse de la Valeur et Analyse Fonctionnelle*. . 1996.
119. [NFL00-007, 1992] NFL00-007. *Industrie aéronautique et spatiale - vocabulaire - termes généraux*. AFNOR, Paris, 1992.
120. [PENA, 2001] PENA J.M., LOZANO J.A., LARRANAGA P. et INZA I. Dimensionality reduction in unsupervised learning of conditional Gaussian networks. *IEEE Trans. on PAMI*, 2001, vol.23, n°6, p. 590-603.
121. [PETIOT, 2004a] PETIOT J.F. *Conception intégrée orienté client: processus, méthodes et outils*. Mémoire d'habilitation à diriger les recherches: Ecole Centrale de Nantes, Nantes, France: 2004.
122. [PETIOT, 2004b] PETIOT J.F. et YANNOU B. Measuring consumer perceptions for a better comprehension, specification and assessment of product semantics. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2004, vol.36, n°6, p. 507-525.
123. [PLEYBER, 2007] International conference on Intelligent Textiles & Mass Customization, Multifunctional resilient highloft nonwovens as a substitute to

- polyurethane foam par PLEYBER E., VROMAN P., LEWANDOWSKI M. et DEVAUX E. Casablanca: Nov. 15-17, 2007.
124. [PLOIX, 2004] Soft computing et Transport, Réduction du nombre d'expériences pour l'identification d'un modèle par PLOIX J.L et ISSANCHOU S. Paris: 27 mai 2004.
125. [QUINLAN, 1986] QUINLAN J.R. Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1986, vol.1, n°1, p. 81-106.
126. [RACHED, 2008] RACHED R., RAHOUADJ R., FONTEIX C., HOPPE S., PLA F. et CUNAT C. Mechanical behaviour modelling of a nanostructured polyamide blends obtained by reactive extrusion process. *Chemical Engineering Science*, 2008, vol.63, p. 3843-3857.
127. [RANNOU, 1998] RANNOU E. *Modélisation explicative de connaissances à partir de données*. 176 p. Thèse: Automatique: Université de Toulouse 3, Toulouse, France: 1998.
128. [ROY, 1977] ROY B. *Partial preference analysis and decision aid: the fuzzy outranking relation concept*, par BELL D. E. et KEENEY R. L., New York: John Wiley & Sons, 1977, p. 40-75. (Conflicting objectives in decisions)
129. [ROY, 1993] ROY B. et BOUYSSOU D. *Aide multicritère à la décision : méthodes et cas*. 1e éd. Paris: ECONOMICA, 1993, 695 p.
130. [ROMESBURG, 2004] ROMESBURG H.C. *Cluster analysis of researchers*. éd. New York: Lulu.com, 2004, 340 p.
131. [RUAN, 1998] RUAN D. et WAL A.J. VAN DER. Controlling the power output of a nuclear reactor with fuzzy logic. *Information Sciences*, 1998, vol.110, p. 151-177.
132. [SAATY, 1980] SAATY T.L. *The analytic hierarchy process*. 1e éd. New York: McGraw-Hill, 1980, 287 p.

-
133. [SCOTT, 1998] SCOTT M.J. et ANTONSSON E.K. Aggregation functions for engineering design trade-offs. *Fuzzy Sets and Systems*, 1998, vol.99, p. 253-264.
134. [SMIDA, 2008] Congrès du réseau des IAE, La matrice d'impacts croisés, un outil stratégique : vers une mémorisation des signes des impacts par SMIDA A. Lille: 10-12 Septembre.
135. [STAAT, 2005] STAAT M. et HAMMERSCHMIDT MAIK. Product performance evaluation: a super-efficiency model. *International Journal of Business Performance Management* 2005, vol.7, n°3, p. 304-319.
136. [TAKAGI, 1985] TAKAGI T. et SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. *IEEE TRANS. on SMC*, 1985, vol.15, n°1, p. 116-132.
137. [TANAKA, 1974] TANAKA H., OKUDA T. et ASAI K. On fuzzy mathematical programming. *Journal of Cybernet* 3, 1974, p. 37-46.
138. [THAWONMAS, 1997] THAWONMAS R. et ABE S. A novel approach to feature selection based on analysis of class regions. *IEEE Trans. on SMC-Part B: Cybernetics*, 1997, vol.27, n°2, p. 196-207.
139. [THURSTON, 1991] THURSTON D.L. A formal method for subjective design evaluation with multiple attributes. *Research in Engineering Design*, 1991, vol.3, p. 105-112.
140. [TONG, 1980] TONG R.M. The Evaluation of Fuzzy Models derived from Experimental Data. *Fuzzy Sets and Systems*, 1980, vol.4, p. 1-12.
141. [TU, 2000] TU K.Y., LEE T.T. et WANG W.J. Design of a multi-layer fuzzy logic controller for multi-input multi-output systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, vol.111, p. 199-214.

-
142. [VAN, 1983] VAN E. et LEEUW J. Nonlinear canonical correlation. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 1983, vol.36, p. 54-80.
143. [VAN, 1991] VAN E. et DIJKSTERHUIS G.B. An application of nonlinear redundancy analysis. *Statistica Applicata, Italian Journal of applied Statistics*, 1991, vol.4, p. 565-575.
144. [VAN, 2000] Proceeding of ISIAC, Fuzzy clustering, genetic algorithms and neuro-fuzzy methods compared for hybrid fuzzy-first principles modeling par VAN P.F., BETLEM B.H.L. et ROFFEL B. Hawaii, USA: June 11–16, 2000.
145. [VASILIU, 2001] VASILIU A. et YANNOU B. Dimensional synthesis of planar mechanisms using neural networks: application to path generator linkages. *Mechanism and Machine Theory*, 2001, vol.36, p. 299-310.
146. [VOISIN, 2008] VOISIN A. et LEVRAT E. *Sensory evaluation driven methodology for measurement system design*, par RUAN D. et ZENG X., Berlin: Springer, 2008, p. 235-254. (Intelligent Sensory Evaluation)
147. [VOROPAI, 2002] VOROPAI N.I. et IVANOVA E.Y. Multi-criteria decision analysis techniques in electric power system expansion planning. *Electrical power & energy systems*, 2002, vol.24, n°1, p. 71-78.
148. [VROMAN, 2005] 5th World Textile Conference AUTEX, Nonwoven-based super absorbent structures par VROMAN P., PERWUELZ A. et SIMON P. Portorož, Slovenia: 27-29 juin, 2005.
149. [VROMAN, 2007] The 4th International Conference on Advanced Fiber/Textile Materials, Intelligent design and production of advanced nonwoven products: from market needs to industrial processing par VROMAN P. Ueda, Japan: December 13-14, 2007.

150. [VROMAN, 2008a] VROMAN P. *Méthodologie de conception de textiles techniques et matériaux avancés*, 2008, Note de cours.
151. [VROMAN, 2008b] VROMAN P., KOEHL L., ZENG X. et CHEN T. Designing structural parameters of nonwoven using fuzzy logic and neural network. publication prévue fin 2008.
152. [WALLACE, 1996] WALLACE D.R., JAKIELA M. et FLOWERS W.C. Design search under probabilistic specifications using genetic algorithms. *Computer-Aided Design*, 1996, vol.28, n°5, p. 404-421.
153. [WALLENIOUS, 2008] WALLENIOUS J., DYER J.S., FISHBURN P.C., STEUER R.E., ZIONTS S. et DEB K. Multiple criteria decision making, multiattribute utility theory: recent accomplishments and what lies ahead. *Management Science*, 2008, vol.54, n°7, p. 1336-1349.
154. [WANG, 1992] WANG L.X et MENDEL J.M. Generating fuzzy rules by learning from examples. *IEEE Trans Systems Man Cybernet*, 1992, vol.29, p. 1414-1427.
155. [WONG, 2004] WONG A.S.W, LI Y. et YEUNG P.K.W. Predicting clothing sensory comfort with artificial intelligence hybrid models. *Textile Research Journal*, 2004, vol.74, n°1, p. 13-19.
156. [WONG, 2006] WONG S.W. et LI Y. *Overall comfort perception and preferences*, par LI Y.: The Textile Institute, 2006, p. 167-178. (Clothing biosensory engineering)
157. [WU, 1999] WU T.P et CHEN S.M. A new method for constructing membership functions and fuzzy rules from training examples. *IEEE Trans Systems Man Cybernet*, 1999, vol.22, p. 25-40.
158. [YAGER, 1980] YAGER R.R. On choosing between fuzzy subsets. *Cybernetics*, 1980, vol.9, p. 151-154.

-
159. [YAGER, 1981] YAGER R.R. A procedure for ordering fuzzy subsets of the unit interval. *Information Sciences*, 1981, vol.24, p. 143-161.
160. [YAGER, 1994] YAGER R.R. Aggregation operators and fuzzy systems modeling. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, vol.67, p. 129-145.
161. [YANNOU, 2002] YANNOU B. L'aide à la décision avec la méthode TCMC. *Technologie*, 2002, vol.121, p. 32-37.
162. [YANNOU, 2004] YANNOU B. *Managing uncertainty of product data - an enhancement on constraint programming techniques*, par TICHKIEWITCH S. et BRISSAUD D.: Kluwer Academic Publishers, 2004, p. 195-208. (Methods and tools for cooperative and integrated design)
163. [YANNOU, 2005] YANNOU B. et PETIOT J.F. *An integrated methodology for propagating the voice of the customer into the conceptual design process*, par A. BRAMLEY D. B., D. COUTELLIER, C. MCMAHON: Kluwer Academic Press, 2005, p. 95-108. (Advances in integrated design and manufacturing in mechanical engineering)
164. [YANNOU, 2006] YANNOU B. *Mieux gérer la cohérence des paramètres d'un produit complexe au cours de sa conception - Plus d'intelligence pour l'ingénierie concourante*, par YANNOU B. et DESHAYES P., Paris: L'Harmattan-Innoval, 2006, p. 418. (Intelligence et innovation en conception de produits et services)
165. [YEH, 2008] YEH C.H. et CHANG Y.H. Modeling subjective evaluation for fuzzy group multicriteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 2008, vol.7, n°1, p. 1-15.
166. [YOSHIMURA, 1995] YOSHIMURA M. et KONDO H. Concurrent with imprecise parameters in engineering design: background and theory. *ASME* 1995, vol.111, p.

- 616-624.
167. [ZADEH, 1965] ZADEH L.A. Fuzzy sets. *Information and Control*, 1965, vol.8, p. 338-353.
168. [ZELENY, 1982] ZELENY M. *Multiple criteria decision-making*. 1e éd. New York: McGraw-Hill, 1982, 563 p.
169. [ZENG, 2005] ZENG X. et LIU Z., A learning automata based algorithm for optimization of continuous complex functions. *Information Sciences*, 2005, vol.174, p. 165-175.
170. [ZHOU, 2007] ZHOU B., ZENG X., KOEHL L. et DING Y. *A web based intelligent sensory evaluation system of industrial products in the textile integrated supply chain*, par LU J., RUAN D. et ZHANG G.: Springer, 2007, p. 435-456. (E-service intelligence)
171. [ZIMMERMANN, 1987] ZIMMERMANN H. *Decision making and experts systems*. 1e éd. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1987, 352 p.
172. [ZIMMERMANN, 2000] ZIMMERMANN H.J. An application-oriented view of modeling uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 2000, vol.122, n°2, p. 190-198.

PUBLICATIONS PERSONELLES RELATIVES A L'ETUDE

Publication dans des revues scientifiques internationales

1. **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Determination of relevant process operation setting space for developing multi-functional nonwoven-based products. Textile Research Journal, publication prévue fin 2008.
2. LU J., **DENG X.**, VROMAN P., WU F. et ZHANG G. A fuzzy Multi-objective decision support system for nonwoven products experiment design, par D. RUAN J. M., J. LU, L. MARTINEZ, Singapore: World Scientific, 2008, p. 101-106 (Computational Intelligence in Decision and Control).
3. **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. A fuzzy based criterion for selecting relevant process parameters for the development of nonwoven products. Journal Information and Computing Science, 2006, vol.2, n°2, p. 93-102.

Communication dans des congrès internationaux

1. IEEE World Congress on Computational Intelligence, A fuzzy multi-criteria group decision support system for nonwoven based cosmetic product development evaluation par LU J., **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X., MA J. et ZHANG G. Hong Kong: June 1-6, 2008.
2. ALTEX 2007, Optimization of the operation settings space for developing new multifunctional textile materials using fuzzy technique par **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Roubaix, France: 26-28 September, 2007.
3. 7th World Textile Conference AUTEX, Definition of the operation setting space for designing for designing nonwoven based super absorbent structures par **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Tampere, Finland: June 26-28, 2007.
4. FUTUROTETILES International Conference, A design support system for the

development of future nonwoven-based products integrating expert's knowledge par **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Roubaix, France: November 23-24, 2007.

5. Computational Engineering in Systems Applications, A fuzzy logic based criterion for selecting relevant process parameters for design of nonwoven products par **DENG X.**, VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Beijing, China: October 4-6, 2006.

Communication dans une journée scientifique nationale

Journée scientifique GRAISyHM, Sélection des paramètres pertinents d'un procédé industriel par les techniques floues par DENG X., VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Roubaix, France: 22 mars, 2007.

Poster dans une conférence internationale

Nonwoven Research Academy 2008, An intelligent design support system for developing multifunctional nonwoven-based products par DENG X., VROMAN P., ZENG X. et KOEHL L. Chemnitz, Germany: 9-10 October, 2008.

ANNEXE

Annexe A Série des données Iris

Numéro des données	Variables d'entrée				Classe (variable de sortie)
	x_1	x_2	x_3	x_4	
1	1,4	0,2	3,5	5,1	1
2	1,4	0,2	3,0	4,9	1
3	1,3	0,2	3,2	4,7	1
4	1,5	0,2	3,1	4,6	1
5	1,4	0,2	3,6	5,0	1
6	1,7	0,4	3,9	5,4	1
7	1,4	0,3	3,4	4,6	1
8	1,5	0,2	3,4	5,0	1
9	1,4	0,2	2,9	4,4	1
10	1,5	0,1	3,1	4,9	1
11	1,5	0,2	3,7	5,4	1
12	1,6	0,2	3,4	4,8	1
13	1,4	0,1	3,0	4,8	1
14	1,1	0,1	3,0	4,3	1
15	1,2	0,2	4,0	5,8	1
16	1,5	0,4	4,4	5,7	1
17	1,3	0,4	3,9	5,4	1
18	1,4	0,3	3,5	5,1	1
19	1,7	0,3	3,8	5,7	1
20	1,5	0,3	3,8	5,1	1
21	1,7	0,2	3,4	5,4	1
22	1,5	0,4	3,7	5,1	1
23	1,0	0,2	3,6	4,6	1
24	1,7	0,5	3,3	5,1	1
25	1,9	0,2	3,4	4,8	1
26	1,6	0,2	3,0	5,0	1
27	1,6	0,4	3,4	5,0	1
28	1,5	0,2	3,5	5,2	1
29	1,4	0,2	3,4	5,2	1
30	1,6	0,2	3,2	4,7	1
31	1,6	0,2	3,1	4,8	1
32	1,5	0,4	3,4	5,4	1

Numéro des données	Variables d'entrée				Classe (variable de sortie)
	x_1	x_2	x_3	x_4	
33	1,5	0,1	4,1	5,2	1
34	1,4	0,2	4,2	5,5	1
35	1,5	0,2	3,1	4,9	1
36	1,2	0,2	3,2	5,0	1
37	1,3	0,2	3,5	5,5	1
38	1,4	0,1	3,6	4,9	1
39	1,3	0,2	3,0	4,4	1
40	1,5	0,2	3,4	5,1	1
41	1,3	0,3	3,5	5,0	1
42	1,3	0,3	2,3	4,5	1
43	1,3	0,2	3,2	4,4	1
44	1,6	0,6	3,5	5,0	1
45	1,9	0,4	3,8	5,1	1
46	1,4	0,3	3,0	4,8	1
47	1,6	0,2	3,8	5,1	1
48	1,4	0,2	3,2	4,6	1
49	1,5	0,2	3,7	5,3	1
50	1,4	0,2	3,3	5,0	1
51	4,7	1,4	3,2	7,0	2
52	4,5	1,5	3,2	6,4	2
53	4,9	1,5	3,1	6,9	2
54	4,0	1,3	2,3	5,5	2
55	4,6	1,5	2,8	6,5	2
56	4,5	1,3	2,8	5,7	2
57	4,7	1,6	3,3	6,3	2
58	3,3	1,0	2,4	4,9	2
59	4,6	1,3	2,9	6,6	2
60	3,9	1,4	2,7	5,2	2
61	3,5	1,0	2,0	5,0	2
62	4,2	1,5	3,0	5,9	2
63	4,0	1,0	2,2	6,0	2
64	4,7	1,4	2,9	6,1	2
65	3,6	1,3	2,9	5,6	2
66	4,4	1,4	3,1	6,7	2
67	4,5	1,5	3,0	5,6	2
68	4,1	1,0	2,7	5,8	2
69	4,5	1,5	2,2	6,2	2
70	3,9	1,1	2,5	5,6	2
71	4,8	1,8	3,2	5,9	2
72	4,0	1,3	2,8	6,1	2
73	4,9	1,5	2,5	6,3	2
74	4,7	1,2	2,8	6,1	2

Numéro des données	Variables d'entrée				Classe (variable de sortie)
	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	
75	4,3	1,3	2,9	6,4	2
76	4,4	1,4	3,0	6,6	2
77	4,8	1,4	2,8	6,8	2
78	5,0	1,7	3,0	6,7	2
79	4,5	1,5	2,9	6,0	2
80	3,5	1,0	2,6	5,7	2
81	3,8	1,1	2,4	5,5	2
82	3,7	1,0	2,4	5,5	2
83	3,9	1,2	2,7	5,8	2
84	5,1	1,6	2,7	6,0	2
85	4,5	1,5	3,0	5,4	2
86	4,5	1,6	3,4	6,0	2
87	4,7	1,5	3,1	6,7	2
88	4,4	1,3	2,3	6,3	2
89	4,1	1,3	3,0	5,6	2
90	4,0	1,3	2,5	5,5	2
91	4,4	1,2	2,6	5,5	2
92	4,6	1,4	3,0	6,1	2
93	4,0	1,2	2,6	5,8	2
94	3,3	1,0	2,3	5,0	2
95	4,2	1,3	2,7	5,6	2
96	4,2	1,2	3,0	5,7	2
97	4,2	1,3	2,9	5,7	2
98	4,3	1,3	2,9	6,2	2
99	3,0	1,1	2,5	5,1	2
100	4,1	1,3	2,8	5,7	2
101	6,0	2,5	3,3	6,3	3
102	5,1	1,9	2,7	5,8	3
103	5,9	2,1	3,0	7,1	3
104	5,6	1,8	2,9	6,3	3
105	5,8	2,2	3,0	6,5	3
106	6,6	2,1	3,0	7,6	3
107	4,5	1,7	2,5	4,9	3
108	6,3	1,8	2,9	7,3	3
109	5,8	1,8	2,5	6,7	3
110	6,1	2,5	3,6	7,2	3
111	5,1	2,0	3,2	6,5	3
112	5,3	1,9	2,7	6,4	3
113	5,5	2,1	3,0	6,8	3
114	5,0	2,0	2,5	5,7	3
115	5,1	2,4	2,8	5,8	3
116	5,3	2,3	3,2	6,4	3

Numéro des données	Variables d'entrée				Classe (variable de sortie)
	x_1	x_2	x_3	x_4	
117	5,5	1,8	3,0	6,5	3
118	6,7	2,2	3,8	7,7	3
119	6,9	2,3	2,6	7,7	3
120	5,0	1,5	2,2	6,0	3
121	5,7	2,3	3,2	6,9	3
122	4,9	2,0	2,8	5,6	3
123	6,7	2,0	2,8	7,7	3
124	4,9	1,8	2,7	6,3	3
125	5,7	2,1	3,3	6,7	3
126	6,0	1,8	3,2	7,2	3
127	4,8	1,8	2,8	6,2	3
128	4,9	1,8	3,0	6,1	3
129	5,6	2,1	2,8	6,4	3
130	5,8	1,6	3,0	7,2	3
131	6,1	1,9	2,8	7,4	3
132	6,4	2,0	3,8	7,9	3
133	5,6	2,2	2,8	6,4	3
134	5,1	1,5	2,8	6,3	3
135	5,6	1,4	2,6	6,1	3
136	6,1	2,3	3,0	7,7	3
137	5,6	2,4	3,4	6,3	3
138	5,5	1,8	3,1	6,4	3
139	4,8	1,8	3,0	6,0	3
140	5,4	2,1	3,1	6,9	3
141	5,6	2,4	3,1	6,7	3
142	5,1	2,3	3,1	6,9	3
143	5,1	1,9	2,7	5,8	3
144	5,9	2,3	3,2	6,8	3
145	5,7	2,5	3,3	6,7	3
146	5,2	2,3	3,0	6,7	3
147	5,0	1,9	2,5	6,3	3
148	5,2	2,0	3,0	6,5	3
149	5,4	2,3	3,4	6,2	3
150	5,1	1,8	3,0	5,9	3

Annexe B Série des données du matériau fibreux super-absorbant pour sélectionner les facteurs de conception pertinents

Code des prototypes	Facteurs de conception (variables d'entrée)								Critère de qualité (variable de sortie)
	Vitesse en sortie de carde (m/min)	Vitesse en sortie de l'étaleur-nappeur (m/min)	Vitesse de production (m/min)	Fréquence d'aiguilletage (cp/min)	Profondeur de pénétration (mm)	Etirage de l'aiguilletage (%)	Nombre de couches moyen dans la nappe	Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)	Porosité (%)
1	14	0,84	2,74	240	28	92%	15,9	144	93,20%
2	14	0,84	3,20	240	28	143%	15,9	120	93,07%
3	10	1,04	3,96	300	24	125%	9,10	121	94,23%
4	10	1,04	3,96	445	24	125%	9,10	179	94,41%
5	14	1,05	2,00	300	15	91%	12,3	60	93,13%
6	14	1,05	2,00	300	19	91%	12,3	60	92,45%
7	14	1,05	2,00	300	13	91%	12,3	60	93,74%
8	14	1,05	4,00	450	24	91%	12,3	180	91,12%
9	14	1,05	4,00	450	24	87%	12,3	180	94,15%
10	14	1,05	4,00	550	24	86%	12,3	219	94,11%
11	14	1,05	4,00	550	24	91%	12,3	219	93,19%

Annexe C Série des données du matériau fibreux de protection acoustique pour sélectionner les facteurs de conception pertinents

Code des prototypes	Facteurs de conception							Critères de qualité		
	Fibre thermo-fusible (%)	Type d'aiguille (à feutrer / à fourche)	Jauge d'aiguille (fine / grosse)	Face d'aiguilletage (1 face / 2 faces)	Traitement thermique (oui / non)	Epaisseur (mm)	Densité du matériau (kg/m ³)	Résistance à la compression (%)	Perte élastique (%)	Absorption acoustique (%)
1	30	0	0	1	1	6,5	79	37,1	13,1	12,9
2	30	0	0	1	1	6,6	81	39,1	13,6	16,2
3	30	0	0	1	1	6,4	80	34,8	15,0	15,1
1	30	1	0	1	0	6,6	72	30,7	13,7	15,0
2	30	1	0	1	0	5,8	81	55,0	10,8	16,2
3	30	1	0	1	0	5,0	94	55,9	10,8	18,9
4	30	1	0	1	0	5,7	79	45,7	14,4	18,2
5	30	1	0	1	0	4,7	96	58,8	11,7	19,0
6	30	1	0	1	0	4,1	109	55,0	12,9	19,0
7	30	1	1	1	0	7,4	59	25,9	17,4	12,8
8	30	1	1	1	0	6,6	55	22,5	23,0	13,3
9	30	1	1	1	0	7,0	53	22,2	20,5	10,7
10	30	1	1	1	0	5,7	65	30,3	17,2	16,2
11	30	1	1	1	0	5,9	57	22,6	19,7	13,4
12	30	1	1	1	0	5,7	53	19,7	20,4	13,0
16	0	0	0	0	0	4,9	91	13,3	13,1	39,6
17	0	0	0	1	0	6,0	79	21,8	14,9	19,7
18	0	1	0	0	0	5,2	85	21,4	15,1	21,7
19	0	1	0	1	0	4,9	90	25,0	18,7	23,0
20	0	1	1	1	0	3,8	85	21,4	26,0	22,8
21	0	1	0	0	0	4,8	87	21,3	15,4	26,3
22	0	1	1	0	0	4,2	88	19,0	20,6	26,9
23	0	1	0	1	0	4,8	85	24,4	18,3	22,4
24	0	1	1	1	0	3,7	88	19,6	23,7	24,6

Annexe D Série des données du matériau fibreux super-absorbant pour déterminer l'espace de fonctionnement pertinent

Code de prototype	Facteurs de conception (variables d'entrée)				Critères de qualité (variables de sortie)			
	Profondeur de pénétration (mm)	Etirage de l'aiguilletage (%)	Nombre de couches moyen dans la nappe	Densité d'aiguilletage (cp/cm ²)	Capacité d'absorption (g/g)	Vitesse d'absorption (g/s)	Masse surfacique (g/m ²)	Epaisseur (mm)
1	28	92%	15,9	144	10,5	0,66	275	3,9
2	28	143%	15,9	120	10,2	0,48	263	3,7
3	24	125%	9,1	121	23,7	1,22	132	2,2
4	24	125%	9,1	179	23,7	1,15	122	2,1
5	15	91%	12,3	60	15,4	0,86	206	2,9
6	19	91%	12,3	60	16,3	0,94	212	2,7
7	13	91%	12,3	60	18,4	0,58	205	3,2
8	24	91%	12,3	180	16,8	0,64	195	2,1
9	24	87%	12,3	180	18,3	0,69	198	3,3
10	24	86%	12,3	219	19,7	0,95	183	3,0
11	24	91%	12,3	219	15,3	0,92	198	2,8

Annexe E Série des données du matériau fibreux de protection acoustique pour déterminer l'espace de fonctionnement pertinent

Code des prototypes	Facteurs de conception (variables d'entrée)		Critères de qualité (variables de sortie)		
	Epaisseur (mm)	Densité du matériau (kg/m ³)	Résistance à la Compression (%)	Résilience (%)	Absorption acoustique (%)
1	6,6	72	30,7	13,7	15,0
2	5,8	81	55,0	10,8	16,2
3	5,0	94	55,9	10,8	18,9
4	5,7	79	45,7	14,4	18,2
5	4,7	96	58,8	11,7	19,0
6	4,1	109	55,0	12,9	19,0
7	7,4	59	25,9	17,4	12,8
8	6,6	55	22,5	23,0	13,3
9	7,0	53	22,2	20,5	10,7
10	5,7	65	30,3	17,2	16,2
11	5,9	57	22,6	19,7	13,4
12	5,7	53	19,7	20,4	13,0

Annexe F Résultat de l'évaluation globale pour les prototypes du matériau super absorbant

L'évaluation par expert 1 (Niveau Haut)

Prototype	Critère	Préférence
1	Apparence	Forte satisfaisant
1	Toucher	Satisfaisant
1	Capacité d'absorption	Plus satisfaisant
1	Vitesse d'absorption	Satisfaisant
1	Epaisseur	Satisfaisant
1	Masse surfacique	Absolument satisfaisant
1	Matière première	Forte satisfaisant
1	Coût de fabrication	Plus satisfaisant
1	Impact environnemental	Pas du tout satisfaisant
2	Apparence	Absolument satisfaisant
2	Toucher	Peu satisfaisant
2	Capacité d'absorption	Absolument satisfaisant
2	Vitesse d'absorption	Plus satisfaisant
2	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
2	Masse surfacique	Peu satisfaisant
2	Matière première	Forte satisfaisant
2	Coût de fabrication	Absolument satisfaisant
2	Impact environnemental	Satisfaisant
3	Apparence	Satisfaisant
3	Toucher	Satisfaisant
3	Capacité d'absorption	Satisfaisant
3	Vitesse d'absorption	Peu satisfaisant
3	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
3	Masse surfacique	Pas du tout satisfaisant
3	Matière première	Peu satisfaisant
3	Coût de fabrication	Absolument satisfaisant
3	Impact environnemental	Plus satisfaisant
4	Apparence	Absolument satisfaisant
4	Toucher	Forte satisfaisant
4	Capacité d'absorption	Forte satisfaisant
4	Vitesse d'absorption	Plus satisfaisant
4	Epaisseur	Satisfaisant
4	Masse surfacique	Forte satisfaisant
4	Matière première	Peu satisfaisant
4	Coût de fabrication	Forte satisfaisant
4	Impact environnemental	Absolument satisfaisant
5	Apparence	Peu satisfaisant
5	Toucher	Plus satisfaisant
5	Capacité d'absorption	Pas du tout satisfaisant
5	Vitesse d'absorption	Satisfaisant
5	Epaisseur	Plus satisfaisant
5	Masse surfacique	Pas du tout satisfaisant
5	Matière première	Peu satisfaisant
5	Coût de fabrication	Absolument satisfaisant
5	Impact environnemental	Satisfaisant

L'évaluation par expert 2 (Niveau Haut)

Prototypé	Critère	Préférence
1	Apparence	Forte satisfaisant
1	Toucher	Peu satisfaisant
1	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
1	Vitesse d'absorption	Plus satisfaisant
1	Epaisseur	Plus satisfaisant
1	Masse surfacique	Forte satisfaisant
1	Matière première	Satisfaisant
1	Coût de fabrication	Satisfaisant
1	Impact environnemental	Peu satisfaisant
2	Apparence	Satisfaisant
2	Toucher	Forte satisfaisant
2	Capacité d'absorption	Forte satisfaisant
2	Vitesse d'absorption	Pas du tout satisfaisant
2	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
2	Masse surfacique	Peu satisfaisant
2	Matière première	Peu satisfaisant
2	Coût de fabrication	Peu satisfaisant
2	Impact environnemental	Satisfaisant
3	Apparence	Forte satisfaisant
3	Toucher	Plus satisfaisant
3	Capacité d'absorption	Pas du tout satisfaisant
3	Vitesse d'absorption	Pas du tout satisfaisant
3	Epaisseur	Absolument satisfaisant
3	Masse surfacique	Absolument satisfaisant
3	Matière première	Peu satisfaisant
3	Coût de fabrication	Plus satisfaisant
3	Impact environnemental	Absolument satisfaisant
4	Apparence	Peu satisfaisant
4	Toucher	Satisfaisant
4	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
4	Vitesse d'absorption	Peu satisfaisant
4	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
4	Masse surfacique	Peu satisfaisant
4	Matière première	Plus satisfaisant
4	Coût de fabrication	Satisfaisant
4	Impact environnemental	Forte satisfaisant
5	Apparence	Plus satisfaisant
5	Toucher	Satisfaisant
5	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
5	Vitesse d'absorption	Plus satisfaisant
5	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
5	Masse surfacique	Forte satisfaisant
5	Matière première	Pas du tout satisfaisant
5	Coût de fabrication	Peu satisfaisant
5	Impact environnemental	Satisfaisant

L'évaluation par expert 3 (Niveau Bas)

Prototypé	Critère	Préférence
1	Apparence	Peu satisfaisant
1	Toucher	Plus satisfaisant
1	Capacité d'absorption	Forte satisfaisant
1	Vitesse d'absorption	Pas du tout satisfaisant
1	Epaisseur	Satisfaisant
1	Masse surfacique	Forte satisfaisant
1	Matière première	Peu satisfaisant
1	Coût de fabrication	Forte satisfaisant
1	Impact environnemental	Plus satisfaisant
2	Apparence	Satisfaisant
2	Toucher	Pas du tout satisfaisant
2	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
2	Vitesse d'absorption	Forte satisfaisant
2	Epaisseur	Forte satisfaisant
2	Masse surfacique	Absolument satisfaisant
2	Matière première	Plus satisfaisant
2	Coût de fabrication	Forte satisfaisant
2	Impact environnemental	Peu satisfaisant
3	Apparence	Forte satisfaisant
3	Toucher	Forte satisfaisant
3	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
3	Vitesse d'absorption	Satisfaisant
3	Epaisseur	Peu satisfaisant
3	Masse surfacique	Pas du tout satisfaisant
3	Matière première	Peu satisfaisant
3	Coût de fabrication	Pas du tout satisfaisant
3	Impact environnemental	Pas du tout satisfaisant
4	Apparence	Plus satisfaisant
4	Toucher	Plus satisfaisant
4	Capacité d'absorption	Satisfaisant
4	Vitesse d'absorption	Forte satisfaisant
4	Epaisseur	Satisfaisant
4	Masse surfacique	Satisfaisant
4	Matière première	Satisfaisant
4	Coût de fabrication	Pas du tout satisfaisant
4	Impact environnemental	Satisfaisant
5	Apparence	Absolument satisfaisant
5	Toucher	Absolument satisfaisant
5	Capacité d'absorption	Forte satisfaisant
5	Vitesse d'absorption	Satisfaisant
5	Epaisseur	Plus satisfaisant
5	Masse surfacique	Forte satisfaisant
5	Matière première	Pas du tout satisfaisant
5	Coût de fabrication	Pas du tout satisfaisant
5	Impact environnemental	Absolument satisfaisant

L'évaluation par expert 4 (Niveau Moyen)

Prototype	Critère	Préférence
1	Apparence	Satisfaisant
1	Toucher	Forte satisfaisant
1	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
1	Vitesse d'absorption	Plus satisfaisant
1	Epaisseur	Satisfaisant
1	Masse surfacique	Satisfaisant
1	Matière première	Absolument satisfaisant
1	Coût de fabrication	Plus satisfaisant
1	Impact environnemental	Satisfaisant
2	Apparence	Plus satisfaisant
2	Toucher	Pas du tout satisfaisant
2	Capacité d'absorption	Peu satisfaisant
2	Vitesse d'absorption	Satisfaisant
2	Epaisseur	Peu satisfaisant
2	Masse surfacique	Plus satisfaisant
2	Matière première	Satisfaisant
2	Coût de fabrication	Peu satisfaisant
2	Impact environnemental	Absolument satisfaisant
3	Apparence	Pas du tout satisfaisant
3	Toucher	Absolument satisfaisant
3	Capacité d'absorption	Satisfaisant
3	Vitesse d'absorption	Absolument satisfaisant
3	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
3	Masse surfacique	Peu satisfaisant
3	Matière première	Absolument satisfaisant
3	Coût de fabrication	Absoulment satisfaisant
3	Impact environnemental	Absoulment satisfaisant
4	Apparence	Forte satisfaisant
4	Toucher	Satisfaisant
4	Capacité d'absorption	Pas du tout satisfaisant
4	Vitesse d'absorption	Absoulment satisfaisant
4	Epaisseur	Absoulment satisfaisant
4	Masse surfacique	Absoulment satisfaisant
4	Matière première	Peu satisfaisant
4	Coût de fabrication	Forte satisfaisant
4	Impact environnemental	Pas du tout satisfaisant
5	Apparence	Absoulment satisfaisant
5	Toucher	Forte satisfaisant
5	Capacité d'absorption	Forte satisfaisant
5	Vitesse d'absorption	Absoulment satisfaisant
5	Epaisseur	Plus satisfaisant
5	Masse surfacique	Plus satisfaisant
5	Matière première	Plus satisfaisant
5	Coût de fabrication	Forte satisfaisant
5	Impact environnemental	Pas du tout satisfaisant

L'évaluation par expert 5 (Niveau Moyen)

Prototype	Critère	Préférence
1	Apparence	Forte satisfaisant
1	Toucher	Absolument satisfaisant
1	Capacité d'absorption	Absolument satisfaisant
1	Vitesse d'absorption	Absolument satisfaisant
1	Epaisseur	Plus satisfaisant
1	Masse surfacique	Plus satisfaisant
1	Matière première	Pas du tout satisfaisant
1	Coût de fabrication	Plus satisfaisant
1	Impact environnemental	Forte satisfaisant
2	Apparence	Satisfaisant
2	Toucher	Absolument satisfaisant
2	Capacité d'absorption	Absolument satisfaisant
2	Vitesse d'absorption	Absolument satisfaisant
2	Epaisseur	Satisfaisant
2	Masse surfacique	Satisfaisant
2	Matière première	Plus satisfaisant
2	Coût de fabrication	Forte satisfaisant
2	Impact environnemental	Pas du tout satisfaisant
3	Apparence	Satisfaisant
3	Toucher	Satisfaisant
3	Capacité d'absorption	Absolument satisfaisant
3	Vitesse d'absorption	Absolument satisfaisant
3	Epaisseur	Plus satisfaisant
3	Masse surfacique	Peu satisfaisant
3	Matière première	Forte satisfaisant
3	Coût de fabrication	Plus satisfaisant
3	Impact environnemental	Pas du tout satisfaisant
4	Apparence	Absolument satisfaisant
4	Toucher	Pas du tout satisfaisant
4	Capacité d'absorption	Plus satisfaisant
4	Vitesse d'absorption	Satisfaisant
4	Epaisseur	Plus satisfaisant
4	Masse surfacique	Peu satisfaisant
4	Matière première	Peu satisfaisant
4	Coût de fabrication	Absolument satisfaisant
4	Impact environnemental	Satisfaisant
5	Apparence	Plus satisfaisant
5	Toucher	Forte satisfaisant
5	Capacité d'absorption	Satisfaisant
5	Vitesse d'absorption	Pas du tout satisfaisant
5	Epaisseur	Pas du tout satisfaisant
5	Masse surfacique	Satisfaisant
5	Matière première	Satisfaisant
5	Coût de fabrication	Pas du tout satisfaisant
5	Impact environnemental	Satisfaisant

UNIVERSITE :	L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE
LABORATOIRE :	GEMTEX (Laboratoire GÉnie et Matériaux TEXTile, EA 2461)
TITRE :	Développement d'un outil d'aide à la conception des matériaux fibreux multifonctionnels par les techniques de calcul avancé
Discipline :	Automatique et Informatique industrielle

Résumé

Sous la pression de la compétition internationale de plus en plus intense, le développement de nouveaux produits avec un cycle de conception minimal est un sujet qui touche de près de nombreux industriels. Une conception rapide de produits satisfaisant aux besoins diversifiés des consommateurs est une clé essentielle pour la réussite de l'entreprise.

Dans ce contexte, des outils de « prototypage rapide » ont été développés et utilisés pour prédire la performance du produit et des procédés étudiés. En s'appuyant sur les techniques de modélisation informatique, ces outils permettent de concevoir des prototypes représentatifs proches des critères de qualité prédéfinis dans le cahier des charges fonctionnel avec un nombre limité d'essais et de mesures.

Ce mémoire présente les travaux de recherche réalisés au cours de ma thèse doctorale, inscrits dans le cadre du développement d'un outil d'aide à la conception des matériaux multifonctionnels, permettant de réaliser dans un temps limité des prototypes adaptés aux besoins des clients. Cet outil a pour objectif de mesurer l'influence des facteurs de conception (matière première, paramètres du procédé, et paramètres de structure des matériaux), de déterminer l'espace de fonctionnement pertinent (les intervalles optimaux des facteurs de conception sélectionnés) relatif au procédé de fabrication, et d'évaluer la qualité globale des prototypes fabriqués en utilisant des approches d'aide à la décision multicritère.

Afin de traiter les incertitudes et les imprécisions liées à la mesure des propriétés fonctionnelles, où la qualité s'exprime le plus souvent linguistiquement, ou encore à l'expression incomplète de la connaissance humaine sur les facteurs de conception qui influent sur cette même qualité au cours de la conception des matériaux, nous utilisons non seulement les techniques classiques de traitement de données, comme la classification automatique, mais aussi les techniques intelligentes comme la modélisation floue, l'algorithme génétique et la fusion de données instrumentales et issues de la connaissance humaine. Les critères de robustesse, de capacité d'interprétation et de précision sont conjointement pris en compte dans le développement de ces méthodes.

Mots-clés : Conception des produits, Matériaux multifonctionnels, Sélection de facteurs pertinents, Modélisation, Evaluation de prototypes, Techniques intelligentes