

N°d'ordre : ---

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

Pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITE**Spécialité Productique, Automatique et Informatique Industrielle  
par**Noureddine LIOUANE**  
Maître ès-sciences**CONTRIBUTION A L'ELABORATION D'UN OUTIL D'AIDE A LA  
DECISION POUR L'ORDONNANCEMENT DE PRODUCTION EN  
ENVIRONNEMENT INCERTAIN**

Soutenue le

devant le jury d'examen

Président : **Mr. J.C. GENTINA**

Rapporteurs : **Mr. A. EL-MOUDNI**  
: **Mr. C. TAHON**

Directeurs de thèse : **Mr. P. BORNE**  
: **Mr. S. HAMMADI**

Examineurs : **Mr. E. CRAYE**  
: **Mr. S. MAUCHE**  
: **Mr. M. RAMMAH**

*A la mémoire de Slah LIOUANE.*

*A mes parents Abdellatif & Beya.*

*A mes frères K, N, J, A, L, M, H, F, N & Hend.*

*A ma famille K. S. & Oumaïma.*

# Avant-Propos

La démarche de remercier par écrit est toujours délicate, tant il est difficile d'exprimer en quelques phrases, ce que l'on ressent sans commettre une injustice.

Néanmoins, je voudrais témoigner ma profonde reconnaissance pour tous ceux qui ont contribué à la réalisation du présent travail et plus particulièrement Monsieur Mohamed ANNABI Professeur à l'ESSTT de Tunis, qui m'a enseigné les premiers rudiments de la recherche scientifique et a toujours suivi mes travaux avec intérêt.

Le travail présenté a été effectué au Laboratoire d'Ingénierie de Fibres Textiles (LIFT) de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir en parfaite collaboration avec le Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle (LAIL URA-CNRS 1440) de l'Ecole Centrale de LILLE, sous la direction du Professeur Pierre BORNE, Directeur Scientifique de l'Ecole Centrale de LILLE, Vice-Président d'IEEE/SMC et Vice-Président de l'IMACS.

Qu'il me soit donc permis de le remercier celui-ci de m'avoir accordé sa confiance, j'ai pu tout au long de mes séjours scientifiques au LAIL apprécier sa rigueur scientifique et ses qualités humaines. Ses conseils et ses remarques pertinentes m'ont permis de mener à bien ce travail. Je tiens à lui exprimer toute ma gratitude.

Je tiens à remercier Monsieur Jean-Claude GENTINA, Professeur, Directeur de l'Ecole Centrale de LILLE, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de juger ce travail en dépit de ses multiples responsabilités et pour avoir bien voulu présider le jury de cette thèse.

Je remercie vivement Monsieur Christian TAHON, Professeur à l'université de Valenciennes et Monsieur Abdellah EL-MOUDNI, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Belfort, pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de juger ce travail et d'être les rapporteurs de cette thèse.

Que Monsieur Mohamed El Baker RAMMAH Professeur Directeur de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir, et Directeur du LIFT, soit remercié pour sa participation en tant que membre de jury et pour m'avoir encouragé à mener à terme mes recherches.

Je tiens également à remercier Monsieur Etienne CRAYE, Professeur à l' Ecole Centrale de LILLE, et Monsieur Salah MAOUCHE, Professeur à l'Université des Sciences et Technologies de LILLE, pour l'honneur qu'ils me font en participant à mon jury de thèse.

Je ne saurais oublier de remercier Monsieur Slim HAMMADI, Maître de conférence à l'Ecole Centrale de LILLE, et codirecteur de cette thèse. Ses conseils et ses critiques ont grandement contribué à la réalisation de ce travail.

En fin, Merci.....

Que tous ceux qui veulent bien se reconnaître ici s'y reconnaissent.

# Tables des matières

<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE.....</b>	<b>9</b>
<b>CHAPITRE –I. La logique floue et le raisonnement incertain.....</b>	<b>12</b>
INTRODUCTION.....	13
I-1. De la logique floue au raisonnement incertain.....	14
I-2. Qu'est ce que un système intelligent.....	15
I-3. Concepts de base de la logique floue.....	16
I-3.1. Les variables linguistiques.....	16
I-3.2. La fonction d'appartenance.....	17
I-3.3. Les règles d'inférence.....	19
I-4. L'industrie et la logique floue.....	20
I-4.1. Le contrôle des processus en milieu incertain.....	20
I-4.2. Les systèmes experts et la logique floue.....	22
I-5. Problématique de l'ordonnancement en environnement incertain.....	23
I-5.1. Conception d'un système hybride d'aide à l'ordonnancement.....	24
I-5.2. Qu'est ce qu'un ordonnancement flou ?.....	28
I-6. Conclusions.....	29

# CHAPITRE –II. Problématique de l’ordonnancement.....31

INTRODUCTION.....	31
II-1. Organisation du système de gestion de la production.....	32
II-2. Qu’est ce qu’un ordonnancement de la production ?.....	34
II-2.1. Classification des problèmes d’ordonnancement.....	35
II-2.2. La production flexible.....	35
II-3. Complexité de l’ordonnancement.....	36
II-4. Comment perçoit-on la résolution du problème d’ordonnancement ?.....	37
II-4.1. Les méthodes exactes.....	37
II-4.2. Les méthodes approchées.....	37
II-4.2.1. Les méthodes basées sur des heuristiques.....	37
II-4.2.2. Les méthodes basées sur des métaheuristiques.....	38
II-4.2.3. Les méthodes basées sur les connaissances.....	38
II-4.3. Le recuit simulé et l’ordonnancement.....	38
II-4.4. Les algorithmes génétiques et l’ordonnancement.....	40
II-4.4.1. Structure générale d’un algorithme génétique.....	42
II-4.4.2. Codage d’un ordonnancement par le chromosome.....	43
II-5. L’ordonnancement et l’intelligence artificielle.....	44
II-5.1. Acquisition des connaissances.....	44
II-5.2. Représentation des connaissances.....	46
II-5.2.1. Les systèmes logiques.....	46
II-5.2.2. Les systèmes basés sur des règles.....	47
II-5.2.3. Les systèmes basés sur des frames.....	48
II-5.2.4. Les systèmes de représentation multi-connaissances.....	48
II-5.3. Le raisonnement temporel.....	49
II-5.4. Mécanismes de contrôle des connaissances.....	49
II-5.5. Ordonnancement réactif en temps réel.....	50
II-6. Conclusions.....	51

# **CHAPITRE –III. Modèle d’ordonnancement en milieu incertain.....54**

INTRODUCTION.....	54
III-1. Problématique.....	53
III-2. Modèle d’ordonnancement basé sur la théorie des sous-ensemble flous.....	57
III-2.1. Processus de fuzzification.....	60
III-2.1.1. La fuzzification.....	60
III-2.1.1.1. Fuzzification du temps de production.....	61
III-2.1.1.2. Caractérisation floue de la durée d’une opération.....	63
III-2.1.1.3. Fuzzification de l’activité des machines.....	64
III-2.1.1.4. Caractérisation floue de l’activité statique d’une machine.....	65
III-2.1.2. L’inférence.....	66
III-2.1.3. La défuzzification.....	68
III-2.2. La base de règles.....	73
III-2.2.1. Les règles fixes.....	73
III-2.2.2. Les règles vives.....	73
III-2.2.3. Caractéristique dynamique d’une opération.....	74
III-2-2-4. Activité dynamique d’une machine.....	75
III-2.3. Les heuristiques.....	75
III-2-4. Le mécanisme d’ordonnancement.....	77
III-2.5. Admissibilité d’un ordonnancement.....	82
III-2-5.1. Caractérisation globale d’un ordonnancement.....	82
III-2.5.2. Fonction critère d’un ordonnancement.....	83
III-3. Exemple d’illustration.....	84
III-4. Conclusions.....	87

**CHAPITRE –IV. Etude de la robustesse d'un ordonnancement... ...89**

**INTRODUCTION.....89**

**IV-1. Les données objectifo-subjectives pour la caractérisation des différentes ressources de production.....89**

**IV-1.1. Algorithme d'analyse des données subjectives de l'expert.....91**

**IV-1.2. Influence des variations des données subjectives sur l'ordonnancement.....96**

**IV-2. Le processus d'inférence et l'ordonnancement généré par le M.O.F.....100**

**IV-2.1. Les méthodes d'inférences et leurs effets sur l'estimation de la durée d'une opération.....101**

**IV-2.2. Influence du processus d'inférence sur l'ordonnancement généré par le M.O.F...105**

**VI-3. Conclusions.....108**

**Conclusion générale.....110**

**Bibliographie.....114**

**Annexes.....121**

Annexe 1, Annexe 2,

# **Introduction générale**

Dans le contexte actuel, les entreprises doivent assurer une production en quantité, en qualité, à un coût minimum et dans des délais raisonnables, alors que la demande est de plus en plus variée, exigeante et souvent incertaine. Pour les entreprises industrielles, les enjeux de la gestion de production sont vitaux.

Ils nécessitent des ateliers de production complexes où doivent être pris en considération l'ordonnancement des ordres de fabrication désigné en abréviation par (O.F.s) ainsi que les incertitudes humaines, matérielles et de la production qui perturbent la planification de la production.

Ceci est particulièrement mis en évidence dans l'industrie manufacturière où les responsables s'orientent vers la conception de produits personnalisés à fabriquer et à livrer au plus juste possible tout en respectant une versatilité de plus en plus grande du consommateur. Les gammes de montage et/ou d'assemblage dépendent souvent des types d'implantations et de la structure d'ateliers caractéristiques de la politique de sa direction générale.

En revanche la majorité des systèmes de production dispose souvent d'un ensemble d'informations toujours entachées d'incertitudes et/ou d'imprécisions. C'est la raison pour laquelle, il est important de pouvoir exprimer des informations non sûres et imprécises dans un système piloté à partir d'un ensemble de règles et/ou de connaissances.

Plusieurs théories ont été présentées pour modéliser le concept d'incertitude et/ou d'imprécision, notamment la plus ancienne est celle de la théorie des probabilités, ainsi que la théorie des ensembles flous présentée par ZADEH L. de l'Université de

California-Berkeley dans les années soixante. Quant à la théorie des possibilités/nécessités, issue de celle des ensembles flous, elle a été étudiée par Dubois et Prade vers les années 80; elle présente l'avantage de modéliser dans un cadre unifié l'incertitude et l'imprécision.

Tenant compte de l'imprécision et de l'ignorance, la logique floue a été proposée comme méthode rationnelle de manipulation de l'incertain et du qualitatif, présentant un bon compromis entre la souplesse d'emploi et la puissance de représentation, elle permet la construction de modèles simples et efficaces dans les problèmes de prise de décision, de manipulation de l'information, de commande, de classification et de gestion de la production.

C'est ce dernier point qui nous intéresse pour l'application de la logique floue aux problèmes d'ordonnancement dans les ateliers de production de type job-shop flexible. Ainsi que la façon d'intégrer dans un même modèle d'ordonnancement les connaissances d'origines différentes acquises dans le domaine de la gestion de production (bureau d'étude, Ingénieurs, chef de production, etc.).

Le problème est la conception d'un modèle d'aide à la décision, basé sur l'application de la théorie des ensembles flous, qui tienne compte des différents aléas de fonctionnement d'un atelier de type job-shop flexible afin d'améliorer la réactivité du système de production. Les sources des aléas sont de type ressources Humaines, ressources Matérielles ou de type Informationnel.

Dans le premier chapitre nous présentons une introduction à la logique floue et au raisonnement incertain et nous montrons d'une part comment intégrer des différentes connaissances dans un même modèle grâce au concept de fonction d'appartenance et d'autre part comment élaborer un ensemble de règles basées sur l'expertise des responsables de la production.

Le deuxième chapitre met en relief la problématique de la gestion d'atelier dans le contexte industriel et plus particulièrement les problèmes d'ordonnancement et l'apport de l'intelligence artificielle pour leur résolution. On y présente quelques réalisations logicielles pour le développement d'un ordonnancement dans un contexte industriel.

Dans le troisième chapitre on présente une description détaillée du problème d'ordonnancement des ateliers de production de type job-shop flexible et une méthodologie de résolution de ce type de problèmes. Cette dernière basée sur l'application des différents concepts de la logique floue, se présente sous forme d'un modèle dit « Modèle d'Ordonnancement Flou » (MOF) qui tient compte d'une part d'un ensemble de contraintes de production (Gamme de fabrication, date au plus tôt, date au plus tard,...) et d'autre part de l'intégration des connaissances issues d'expertises de d'origines différentes (statistiques, opinions, estimations...).

En fin le quatrième chapitre traite une étude de la robustesse de l'ordonnancement proposé par le MOF vis à vis d'une part des erreurs de prévisions de l'expert et d'autre part vis à vis du processus d'inférence et de défuzzification adopté.

## **Chapitre –I**

# **La logique floue & le raisonnement incertain**

## **INTRODUCTION**

L'opérateur humain, son expertise, l'analogie et l'intuition jouent toujours un rôle prépondérant dans le pilotage, la conduite et la prise de décision dans un système de production se caractérisant par un environnement technologique, humain et organisationnel incertain. Néanmoins dans certains cas ils provoquent des aléas de fonctionnement et peuvent conduire à des erreurs de prise de décision dont les effets sont particulièrement néfastes.

Ces insuffisances sont toujours liées à l'ignorance, l'incertitude, l'hésitation et le manque d'expérience dans certains cas de prises de décision. Aussi ces insuffisances sont dues d'une part en grande partie au manque de connaissance de théories modélisant l'incertitude, l'ignorance et l'imprécision dues aux interprétations subjectives de l'opérateur humain et d'autre part au mode de pensée de l'être humain qui est fondé généralement sur un raisonnement empirique et une évaluation qualitative.

Dans la suite on rappellera en premier temps les différents outils de modélisation d'une information incertaine et imprécise par le concept de la logique floue. On décrira la définition et les caractéristiques formelles d'un système intelligent ainsi que la différence entre un système intelligent utilisant un système expert et un autre utilisant la logique floue pour le raisonnement. Ensuite une description du domaine d'application des systèmes intelligents basés sur la logique floue sera donnée. Enfin on présentera la problématique de l'ordonnement de la production en environnement incertain ainsi que l'apport de la logique floue pour sa résolution.

## I-1. De la logique floue au raisonnement incertain

La théorie des ensembles flous peut être vue comme étant une partie de l'intelligence artificielle en général. En 1948, Alain Turing a établi les concepts d'une nouvelle ère, c'est l'ère de la machine intelligente qui a soulevé des problèmes qui restaient non résolus en grande partie jusqu'à nos jours. Ce nouveau concept est très influencé par le développement rapide de l'ordinateur représentant un système logique programmable, et permettant de résoudre des tâches lourdes par des outils algorithmiques de programmation. Ceci a permis l'automatisation de la pensée humaine en vue de résoudre certains problèmes qui sont bien définis, c'est à dire obéissant à des conditions logiques où la réponse est dans un espace binaire de type  $\{0,1\}$  ;  $\{\text{vrai, faux}\}$  ou  $\{\text{oui, non}\}$ .

Cependant, dans la vie pratique, on ne peut pas toujours prendre une décision stricte en face d'une situation donnée, dans le domaine de la productique par exemple. Aujourd'hui la question qui se pose est *« va t' on satisfaire une commande client urgente sans trop perturber la production ? »*.

Les prévisions des experts de la production ne permettent pas en général de répondre que *« probablement oui »*. En fait nous avons toujours un risque d'être « faux » plus petit que d'être « vrai », mais pas une confirmation concrète et rassurante et ceci est du aux aléas de fonctionnement qui peuvent survenir au cours de la production. On qualifie alors cette information d'incertaine.

La question qui se pose alors est comment permettre à un système, qualifié d'intelligent, de prendre en compte l'information incertaine et comment la traiter pour construire un raisonnement permettant d'aboutir à une meilleure conclusion pour prendre une telle décision. Et la réponse sera l'intégration d'une logique de traitement de l'incertain, dite la logique floue, dans un système intelligent, dit système expert, basé sur des connaissances et des règles.

## I-2. Qu'est ce que un système intelligent ?

Marvin Minsky, un des fondateurs de l'intelligence artificielle propose la définition suivante :

*« ... c'est la science de faire les machines effectuent des tâches nécessitant de l'intelligence si elles sont réalisées par des hommes ».*

De façon similaire, Lotfi ZADEH, automaticien de réputation internationale et professeur à l'université Berkeley en Californie (USA), a présenté en 1965 les concepts et les principes de base de la théorie des ensembles flous pour pouvoir représenter une information incertaine et a décrit l'âme de cette théorie comme étant « ... la construction de la machine intelligente ». IL a proposé récemment le terme de QMI (Quotient Machine Intelligente ) pour accroître la « consommation » des produits intelligents dans les systèmes industriels.

Depuis les années 80, et suite aux performances acquises par les ordinateurs et l'informatique, un nouveau concept est apparu dit « l'intelligence artificielle » et ceci dans le but de reproduire et même de dépasser les performances de l'expertise humaine. Et la proposition de ce dénommé « Intelligence Artificielle » (IA) fait penser éventuellement que les systèmes à base de l'IA sont aussi intelligents que l'homme. Mais ceci n'est que grossièrement vrai, c'est à dire qu'on n'est pas arrivé à mettre au point un système universel qui peut choisir son mode d'action et de réaction envers une situation donnée pour résoudre un problème quelconque, sauf si les données d'entrées/sorties sont suffisamment précises et si le modèle du système abordé n'est pas trop complexe.

De ce fait pour permettre à un système la manipulation de données incertaines, plusieurs théories ont vu le jour à savoir :

- la théorie des probabilités,
- la théorie des incertitudes,
- la théorie des ensembles flous,
- la théorie des possibilité-nécessités, etc.

Dans ce qui suit la théorie des ensembles flous sera choisie en vu de la résolution des problèmes d'ordonnancement des ateliers de production de type Job-Shop en milieu incertain.

On pourra penser éventuellement que ce type de problèmes peut être résolu par l'application de la logique classique et la théorie des probabilités. Alors pourquoi introduit on donc la logique floue qui semblait une dénomination contradictoire et comment une logique peut elle être floue. En réalité la logique n'est pas elle-même floue mais elle est simplement basée sur des données floues et incertaines, et c'est le cas de l'ordonnancement des ateliers de production se caractérisant par un environnement incertain. Cette incertitude est due essentiellement aux différents aléas de fonctionnement du système de production qui peuvent être d'origine humaine, matérielle et/ou organisationnelle.

Certainement la logique floue n'est pas la solution merveilleuse pour la résolution de tous les problèmes qu'on pourrait rencontrer dans le domaine de la gestion de production, mais elle présente un potentiel considérable dans la modélisation de l'incertain et ceci grâce au concept de fonction d'appartenance qui associe à un élément précis un coefficient de certitude ou de confiance, parfois estimé de façon subjective, caractérisant l'appartenance de cet élément à un ensemble donné.

### **I-3. Concepts de base de la logique floue**

On distingue usuellement trois concepts de base à savoir :

#### **I-3.1 Les variables linguistiques**

Les variables linguistiques constituent un codage pour la qualification d'un ensemble de grandeurs physiques sous forme de termes linguistiques et ce selon le type de la variable à coder. Par exemple les termes Bonne, Mauvaise, Moyenne peuvent qualifier l'aptitude de l'homme pour réaliser une opération donnée. Alors que Cher, Normal, Pas\_Cher peuvent qualifier quant à eux le coût de l'opération à réaliser par l'homme. Alors dans la logique floue il est nécessaire de coder les variables d'Entrées/Sorties par des termes linguistiques pour l'élaboration d'un ensemble de règles d'action et de réaction.

### I-3.2. La fonction d'appartenance

La fonction d'appartenance donne une pondération ou un coefficient de confiance à une variable, qualifiée d'incertaine, caractérisant son appartenance à un ensemble de variables linguistiques donné. Elle est désignée par  $\mu_E(x)$ . L'argument  $x$  se rapporte à la variable incertaine, tandis que l'indice  $E$  indique l'ensemble de variables linguistiques concerné.

Lorsqu'il n'y a pas de confusion possible, on peut omettre soit l'argument, soit l'indice soit tous les deux.

Souvent, on utilise plusieurs formes pour la description de la fonction d'appartenance, et le choix d'une forme dépend du domaine d'application et du degré admissible de perte d'information. Le choix et la caractérisation de la forme de la fonction d'appartenance sont généralement fondés sur l'expérience et le domaine d'application.

Les formes les plus utilisées dans la pratique sont : Triangulaires, Trapézoïdales, du type Cloche.

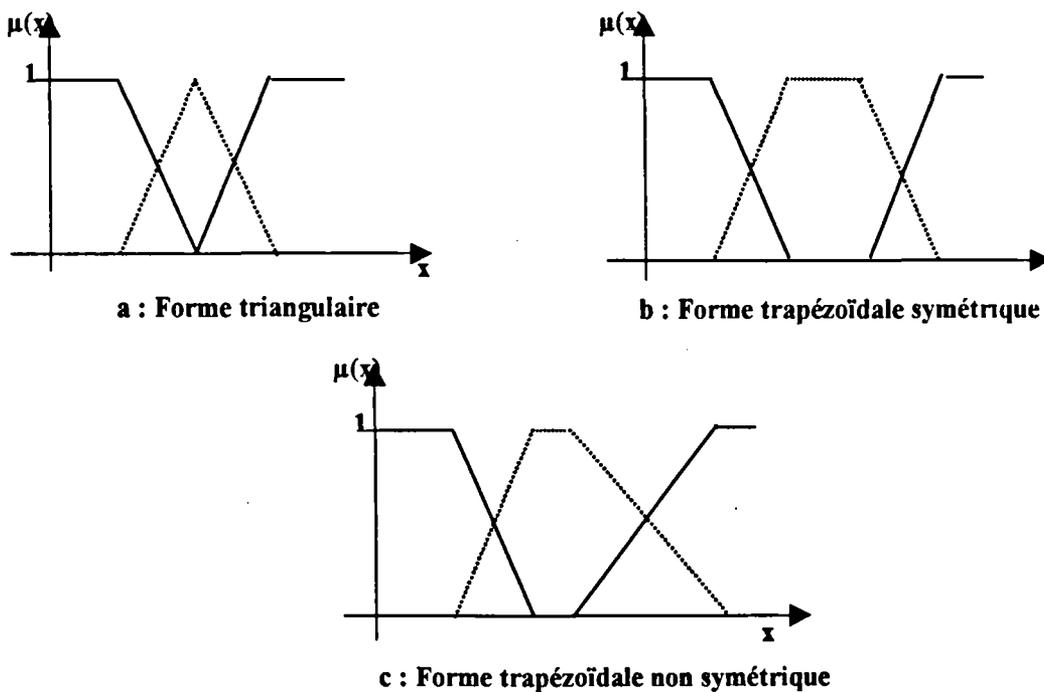
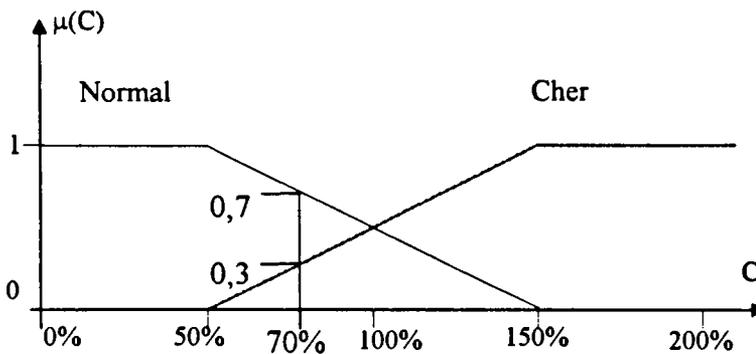


Fig.L1. Formes usuelles de fonctions d'appartenance

**Exemple de fonction d'appartenance :**

Comme exemple pour les fonctions d'appartenance, on présente l'application à la modélisation et la caractérisation du coût d'une action à réaliser.

Dans le cas le plus simple, on peut distinguer deux variables linguistiques «Normal» et «Cher» caractérisant la variable linguistique «coût C». Elles forment deux ensembles flous (fig.I.2). Ainsi, un coût moins de 70% de la normale appartient avec un facteur d'appartenance  $\mu=0,7$  à l'ensemble «Normal» et avec  $\mu=0,3$  à l'ensemble «Cher». Explicitement on peut écrire  $\mu_{\text{Normal}}(C=70\%)=0,7$  et  $\mu_{\text{Cher}}(C=30\%)=0,3$ . Evidemment, le choix des points caractérisant l'allure trapézoïdale de la fonction d'appartenance est assez arbitraire et doit tenir compte des circonstances particulières.



**Fig.I.2. Fonctions d'appartenance avec deux ensembles pour la variable linguistique «coût C».**

Souvent, il s'avère nécessaire d'introduire une subdivision plus fine par exemple avec quatre valeurs «Bon\_marché», «Normal», «Cher» et «Très\_cher» pour la variable linguistique «coût C», formant ainsi quatre ensembles comme le montre la figure I.3. Le coût de 70% appartient alors avec  $\mu = 0,1$  à l'ensemble «Bon\_marché» et avec  $\mu = 0,9$  à l'ensemble «Normal». Evidemment, cette valeur de 70% appartient ni à l'ensemble «Cher» ni à l'ensemble «Très\_cher».

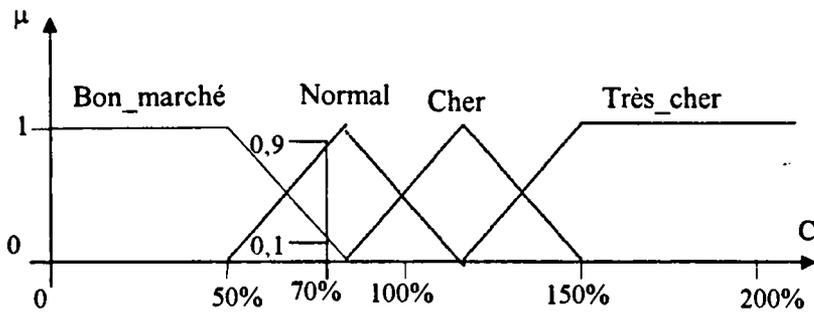


Fig L3 Fonctions d'appartenance avec quatre ensembles pour la variable linguistique «coût C».

### I-3.3. Les règles d'inférence

En général, plusieurs valeurs de variables linguistiques, convenablement définies par des fonctions d'appartenance, sont liées entre elles par des règles, afin de tirer des conclusions. De ce fait, pour la description du processus de raisonnement et d'évaluation d'une variable floue en vue de tirer une conclusion et réaliser une action, un ensemble de règles est donné. Une règle est décrite sous la forme suivante :

**SI Condition<sub>1</sub>, ET Condition<sub>2</sub>, ..., ET condition<sub>m</sub> ALORS Action**

Cette forme se présente essentiellement pour des problèmes d'action et de réaction et la prise de décision conduit à l'exécution d'une certaine opération.

Les règles peuvent alors être exprimées sous la forme générale :

**SI condition<sub>1</sub>, ALORS opération<sub>1</sub>, OU**

**SI condition<sub>2</sub>, ALORS opération<sub>2</sub>, OU**

- 
- 

**SI condition<sub>m</sub>, ALORS opération<sub>m</sub>,**

On retrouve donc la description d'un procédé par la création d'un ensemble de règles régissant son fonctionnement. Les conditions peuvent dépendre d'une ou plusieurs variables. Dans ce cas, les variables sont liées entre elles par des opérateurs de la logique floue de forme ET ou OU.

A chaque variable linguistique est attribué une fonction d'appartenance, tenant compte des ensembles flous formés par ces variables. En général, il faut aussi introduire des fonctions d'appartenance pour les opérations, surtout si ces dernières sont exprimées par des variables floues. Par exemple, l'opération «patienter un peu» est une opération floue. Par contre, l'opération «exécuter l'opération » est une opération déterministe. Les inférences avec plusieurs règles sont caractérisées par le fait qu'en général plusieurs règles sont (plus ou moins) simultanément vérifiées. L'opération qui doit alors être effectuée doit tenir compte des différentes conditions et s'obtient par les règles de calcul de la logique floue. Alors le mécanisme d'inférence constitue une phase d'application des règles sur les données incertaines pour aboutir à une conclusion, et on peut le qualifier de processeur flou.

#### **I-4. L'industrie et la logique floue**

Le domaine d'application industrielle de la logique floue est étendu essentiellement à deux catégories de problèmes :

- le contrôle des processus,
- les systèmes experts.

##### **I-4.1. Le contrôle des processus en milieu incertain :**

En vue de palier aux limitations dues aux incertitudes des modèles classiques aux équations différentielles, de nombreuses applications basées sur la théorie des ensembles flous ont vu le jour en Europe, pour des systèmes parfois très complexes, tel que le contrôle flou à deux règles pour la régulation de ralenti d'une automobile en activant les organes de freinage du véhicule, réalisé par Peugeot Citroën. De façon similaire et grâce au chercheur japonais M.Sugeno, la logique floue a été introduite au Japon dans les années 80 où des sociétés japonaises ont exploité les avantages techniques et commerciaux offerts par l'application de la technique de la commande floue à savoir :

- facilité d'implémentation ;
- solution efficace pour des problèmes complexes ;
- intégration de l'expertise humaine sous forme de règles simples et de bon sens ;

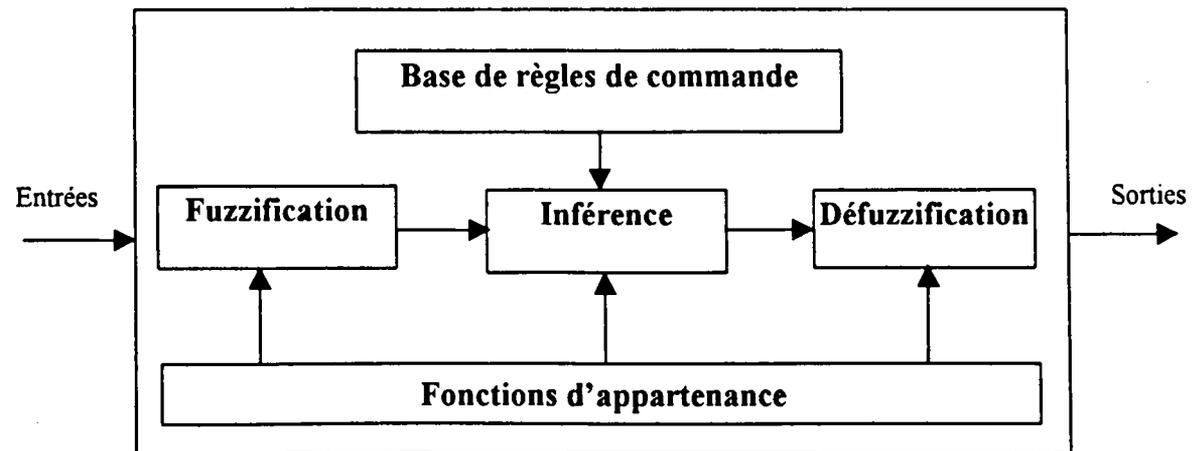
- robustesse de la logique floue vis à vis des incertitudes...

Dans ces applications la logique floue est utilisée comme une technique puissante pour représenter une base de données permettant de dépasser les détails inutiles et de manipuler des données incertaines. Cependant la puissance de ces outils réside dans l'utilisation des capteurs et des actionneurs en interaction avec un processeur flou adoptant la logique floue comme raisonnement pour décider d'un événement.

Usuellement la structure conventionnelle d'une commande floue est composée essentiellement de quatre modules indissociables, à savoir :

- Un module de fuzzification, pour l'acquisition des variables qualifiées d'incertaines en vue de les traiter par le module d'inférence.
- Un module d'inférence, pour le traitement des données qualifiées d'incertaines issues d'une phase de fuzzification, et ce en vue d'une conclusion globale pour la prise de décision.
- Une base de règles représentant un ensemble de règles de bon sens et traduisant l'expertise humaine dans la commande des systèmes.
- Un module de défuzzification des données issues du module d'inférence dans le but de calculer la valeur adéquate pour l'action à réaliser sur le processus à commander.

La figure I.4 présente la structure conventionnelle d'une telle commande floue.



**Fig.I.4. Structure conventionnelle d'une commande floue.**

## II-4.2 Les systèmes experts et la logique floue :

Les systèmes experts classiques sont des logiciels permettant la simulation et l'automatisation du raisonnement de l'expert pour la résolution d'un problème donné et permettre généralement de le remplacer par exemple dans un milieu où aucune personne ne doit pénétrer tel que l'intérieur d'un réacteur nucléaire où des corps radioactifs doivent être manipulés ou des zones dangereuses, fermées et interdites à l'accès humain. En général ces systèmes évoluent dans un milieu où il y a beaucoup d'incertitudes et des informations incertaines.

Un système expert classique est typiquement fondé sur trois entités (Fig. I-5.) :

- une base des règles,
- une base des faits, dit aussi une mémoire d'actions et
- un moteur d'inférence.

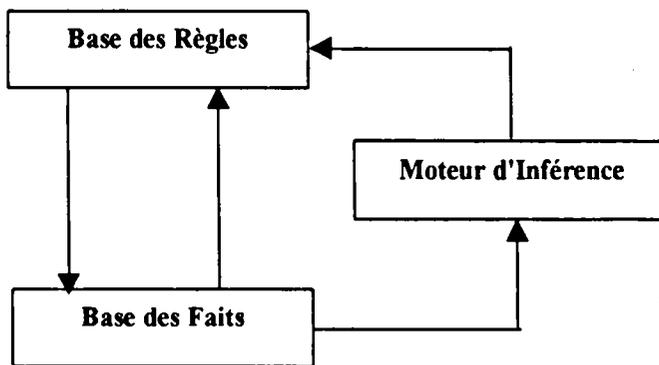


Fig.I-5. Structure typique d' S.E

Le moteur d'inférence en interaction avec les données d'un problème spécifique, exploite la base des règles représentant les connaissances, et la base des faits pour aboutir à une décision puis une action.

Dans le mécanisme de déduction, inférence, on utilise principalement le chaînage avant et ceci permet l'enchaînement des règles en passant systématiquement des prémisses aux conclusions.

Alors qu'un système expert utilisant la logique floue est un système à base des connaissances qui manipule des variables imprécises et incertaines fuzzifiées, il utilise les notions de fonctions d'appartenances, de règles floues pour le raisonnement et un processus d'inférence pour raisonner sur des données incertaines et ce pour aboutir à une conclusion permettant une prise de décision.

Un système expert flou se compose de trois étapes :

1- Etape de fuzzification : elle consiste en une définition des variables d'entrées qualifiées de floues par des fonctions mathématiques, désignées par fonctions d'appartenances, représentant le domaine d'action de ces variables et le degré de satisfaction des variables d'entrées.

2- Etape d'inférence : c'est l'étape de traitement des données incertaines du problème pour aboutir à une décision et ce selon une base de règles et un mécanisme d'inférence approprié.

Dans le cas de l'ordonnancement des ateliers de production, cette base de règles, est décrite sous forme de règles simples de type :

**« SI condition Alors Action »**

Cet ensemble de règles faciles à exprimer, car elles sont proches du langage naturel, décrit la stratégie et les connaissances des experts de la production. Ainsi que l'ensemble des définitions du domaine de l'ordonnancement. En effet cette étape constitue la coordination des règles pour aboutir à un contexte relatif à celui introduit par l'expert.

3- Etape de défuzzification : selon le mécanisme d'inférence adopté cette étape permet la description numérique des résultats pour l'exploitation et/ou l'action, c'est l'étape d'exploitation des résultats fournis par le système expert flou.

## **I-5. Problématique de l'ordonnancement en environnement incertain**

Depuis plusieurs années et suite à l'avancement rapide dans l'automatisation des systèmes de production, la taille des problèmes d'ordonnancement ne cesse de croître et

divers algorithmes d'ordonnancement ont été établis, chacun ayant pour objectif de proposer une solution tenant compte d'un ou de plusieurs types de contraintes. Par ailleurs, on ne peut pas oublier que l'ensemble des informations disponibles pour la construction d'un ordonnancement d'un atelier de type Job-Shop est toujours entaché d'incertitudes et/ou d'imprécisions. C'est la raison pour laquelle, d'une part, il est important de pouvoir exprimer des informations non parfaites et incertaines dans un système piloté à partir d'un ensemble de règles et/ou de connaissances, et d'autre part de permettre l'intégration des connaissances acquises par les différents acteurs de la production ( Bureau d'étude, Ingénieurs, Chef de production, etc.) dans le modèle d'ordonnancement.

### **I-5.1. Conception d'un système hybride d'aide à l'ordonnancement :**

Les travaux développés au sein de l'équipe Ordonnancement des Systèmes complexes de L.A.I.L.-E.C.L et de LAMIH à valenciennes dans le cadre du projet4 GRAISyHM (Groupement de Recherche en Automatisation Intégrée et Système Hommes/Machine), ont pour objectif la conception d'un système hybride d'aide à l'ordonnancement constituant un environnement intégré permettant l'élaboration d'un ensemble d'ordonnements admissibles, selon plusieurs responsables de la production de formations hétérogènes, de sélectionner parmi cet ensemble ceux qui correspondent aux souhaits du responsable de l'atelier selon divers critères de performances (qualité des produits réalisés, en-cours raisonnables, retard minimal, charges des machines...).

Le système envisagé est caractérisé par :

- La coopération de nouvelles méthodes d'optimisation et d'apprentissage pour la résolution des problèmes d'ordonnancement : les Algorithmes Génétiques (AGs) et leurs extensions, les Algorithmes à Stratégie d'Evolution (ASE), les réseaux de Hopfields, la programmation sous contraintes, la logique floue...
- L'exploitation de plusieurs modèles de représentation des connaissances, permettant de tenir compte de connaissances moins structurées issues d'acteur de la production de formations hétérogènes (Ingénieurs en simulation, chef de

production, opérateurs,...), et ce par l'utilisation de la logique floue, l'approche multicritères, les systèmes à base des connaissances...

Le modèle conceptuel proposé par l'équipe est représenté par la figure I-6.

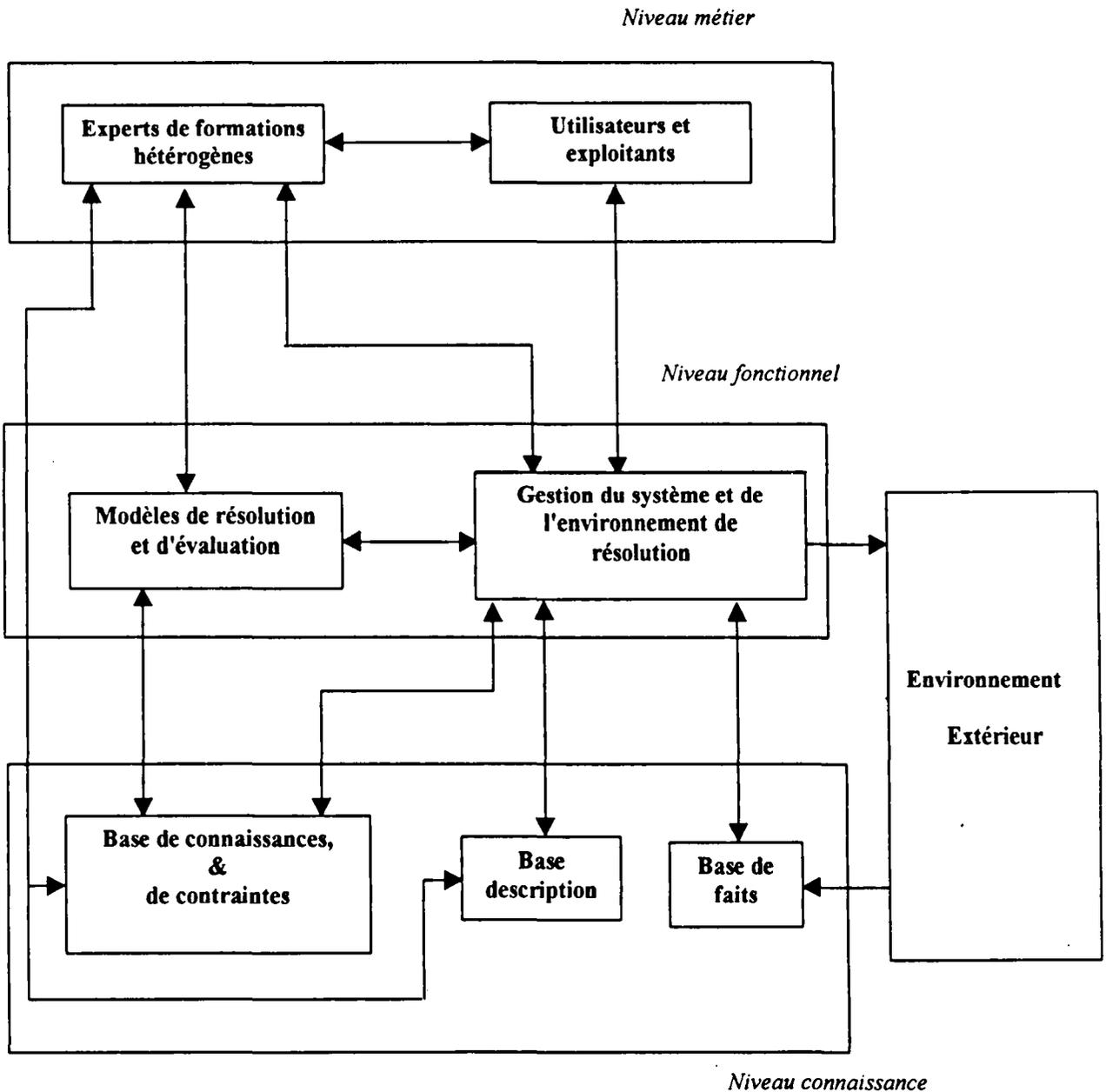


Fig.I-6. Architecture du système d'aide à l'ordonnancement

- Le niveau "Métier" correspondant aux divers intervenants : les experts qui participent à l'élaboration, la création et la gestion des bases de connaissances, aux

- choix des modèles de pilotage ainsi que les utilisateurs du système d'aide à l'ordonnancement.
  
- Le niveau "Fonctionnel" constitué par :
  - Un module "Modèle de résolution et d'évaluation", regroupant l'ensemble des modèles de résolution et d'exploitation de connaissances ainsi que la caractérisation et l'évaluation au sens des responsables de production, des solutions proposées. Il englobe plusieurs techniques de résolution des problèmes d'ordonnancement (partage des ressources, goulots d'étranglement, optimisation,...). Les techniques peuvent être de type analytique, heuristiques, métaheuristique,....
  
  - Un module "Gestion du système et de l'environnement de résolution" : il contrôle l'activation des mécanismes précédents, les accès et l'exploitation des différents bases du niveau connaissance. Il est construit autour d'un système interactif et un tableau de bord pour analyser la situation encours et adopter la stratégie de pilotage proposée par les responsables de la production.
  
- Le niveau "connaissance" comportant :
  - Une base de "Règles & de contraintes" spécifiques à l'application exprimant les modèles de connaissances " non procédurales" sur le domaine d'ordonnancement et le système applicatif.
  
  - Une base "Description" : c'est le modèle descriptif représentant les différentes données relatives aux éléments caractéristiques du domaine et le système applicatif.
  
  - Une base de faits : c'est une base de données dynamique qui permet d'enregistrer les événements significatifs de l'évolution du processus de prise de la décision (Base des faits "Décision") et du système applicatif (Base des faits "Application").

Le système d'aide à l'ordonnancement proposé par le projet 4 GRAISyHM (Fig. I-6.) fait apparaître l'interaction entre le niveau métiers, le niveau fonctionnel et le niveau connaissances. La réussite de ces interactions peut être obtenue par la mise en œuvre d'un ensemble d'interfaces bien adaptées à chaque niveau du modèle. On distingue :

- Les interfaces experts : elles représentent l'ensemble des supports nécessaire aux experts pour bien mener et gérer les modules des niveaux fonctionnel et connaissance.
- Les interfaces utilisateurs : elles constituent l'outil de dialogue entre les opérateurs et les modules fonctionnels. Elles assurent durant l'exploitation du système, la gestion des communications, tant au niveau informationnel (analyse, évaluation,...) qu'au niveau des actions exercées vers les modules fonctionnels.

Vu que les informations conditionnant l'environnement de la production sont, dans la majorité des cas, entachées d'erreurs et d'incertitudes et en vue d'implanter le modèle du système d'aide à l'ordonnancement proposé dans le projet 4 GRAISyHM, un modèle d'ordonnancement basé sur l'application de la logique floue (MOF) est proposé dans le chapitre III. Ce modèle tient compte d'un ensemble de connaissances de disciplines différentes et fait intervenir des statistiques, des opinions, des règles pratiques d'ordonnancement,....

L'intérêt de l'application de la logique floue pour la résolution des problèmes d'ordonnancement réside dans sa capacité à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré la disponibilité des connaissances incertaines et imprécises. Aussi, tenant compte de l'imprécision et de l'ignorance, la logique floue a été proposée comme méthode rationnelle de manipulation de l'incertain et du qualitatif. Elle permet la construction d'un modèle efficace dans les problèmes de prise de décision, de manipulation de l'information, de commande, de classification et de gestion de la production.

### **I-5.2. Qu'est ce qu'un ordonnancement flou ?**

Un ordonnancement flou est un ordonnancement construit par l'application de la logique floue. Il tient compte d'une part de l'incertitude et de l'imprécision de l'environnement de production et d'autre part de l'expertise et des connaissances acquises par les différents acteurs de la production [Bel, 88].

- L'expertise théorique très formalisée que détient les responsables du bureau d'étude, quant à la gestion du temps et des ressources, généralement c'est l'expertise objective.
- L'expertise empirique que détient l'ingénieur qui teste des règles de priorité en simulation, ou qui estime des temps par des outils statistiques, expertise de type subjective.
- L'expertise concrète que détient le chef de l'atelier qui contrôle les méthodes de production et maîtrise les contraintes technologiques et humaines à respecter, expertise de type subjective.

La logique floue présente, grâce au concept de fonction d'appartenance, un bon compromis entre la souplesse d'emploi et la puissance de représentation. Elle permet donc, comme on va le voir dans le chapitre 3, la modélisation de l'incertitude et de l'imprécision. Elle permet aussi l'intégration dans un seul modèle plusieurs types d'expertises de nature différentes [Liou, 97]. Cette intégration est possible grâce, d'une part, au concept de fonction d'appartenance qui peut caractériser les ressources informationnelles et matérielles constituant le système de production et d'autre part l'élaboration d'un ensemble de règles représentant les connaissances acquises par les différents intervenants de la production

## **I-6. Conclusion :**

L'intégration des concepts de la théorie des ensembles flous dans les systèmes à base de connaissances et plus précisément les systèmes d'ordonnement de la production est de grand intérêt, vu la souplesse d'emploi et la capacité de représenter certains types de connaissances de façon plus fidèle, plus nuancée que la logique classique. Aussi l'expérience montre qu'un système expert utilisant des règles floues permet de travailler sur une base de règles beaucoup plus restreinte qu'un système expert classique, et autorise la propagation de l'incertitude par un simple chaînage de l'ensemble des règles.

Dans la suite nous décrivons les différentes méthodes de résolution des problèmes d'ordonnement et quelques réalisations logicielles des systèmes d'ordonnement basés sur les connaissances.

## **Chapitre –II**

# **Problématique de l'ordonnancement**

## **INTRODUCTION**

Dans la fonction production, on distingue généralement trois entités ayant de fortes corrélations, les produits, les moyens de production et l'organisation de la production.

- Les produits, sont les produits finis, les composants, les produits semi-finis et les matières premières.

- Les moyens, ils permettent la manutention et/ou la transformation des matières premières, des produits semi-finis et des composants, en produits finis. Ils correspondent aux machines, hommes et moyens de production.

- L'organisation, c'est la fonction de gestion de la production, elle consiste à la synchronisation entre les produits, les moyens et les informations de production pour satisfaire au mieux les contraintes de production. Il s'agit de diriger chaque composant du système de production vers le poste de travail adéquat et de permettre la disponibilité de l'information juste pour les différents acteurs de la production. Ces contraintes de production nous font comprendre que les problèmes posés par les systèmes industriels sont très complexes et ne cessent de croître, néanmoins avec le développement de l'outil informatique des exploitations remarquables ont vu le jour dans la gestion de production assistée par ordinateur (G.P.A.O.).

## II-1. Organisation du système de gestion de la production

Usuellement un système de gestion de la production peut être vu comme un ensemble de fonctions et de procédures de gestion assurant la synchronisation entre les différentes ressources de production. On distingue cinq fonctions essentielles, organisées en étapes successives de l'élaboration de la décision [Doumeingt 90].

La figure II.1 présente un modèle de gestion d'un système de production.

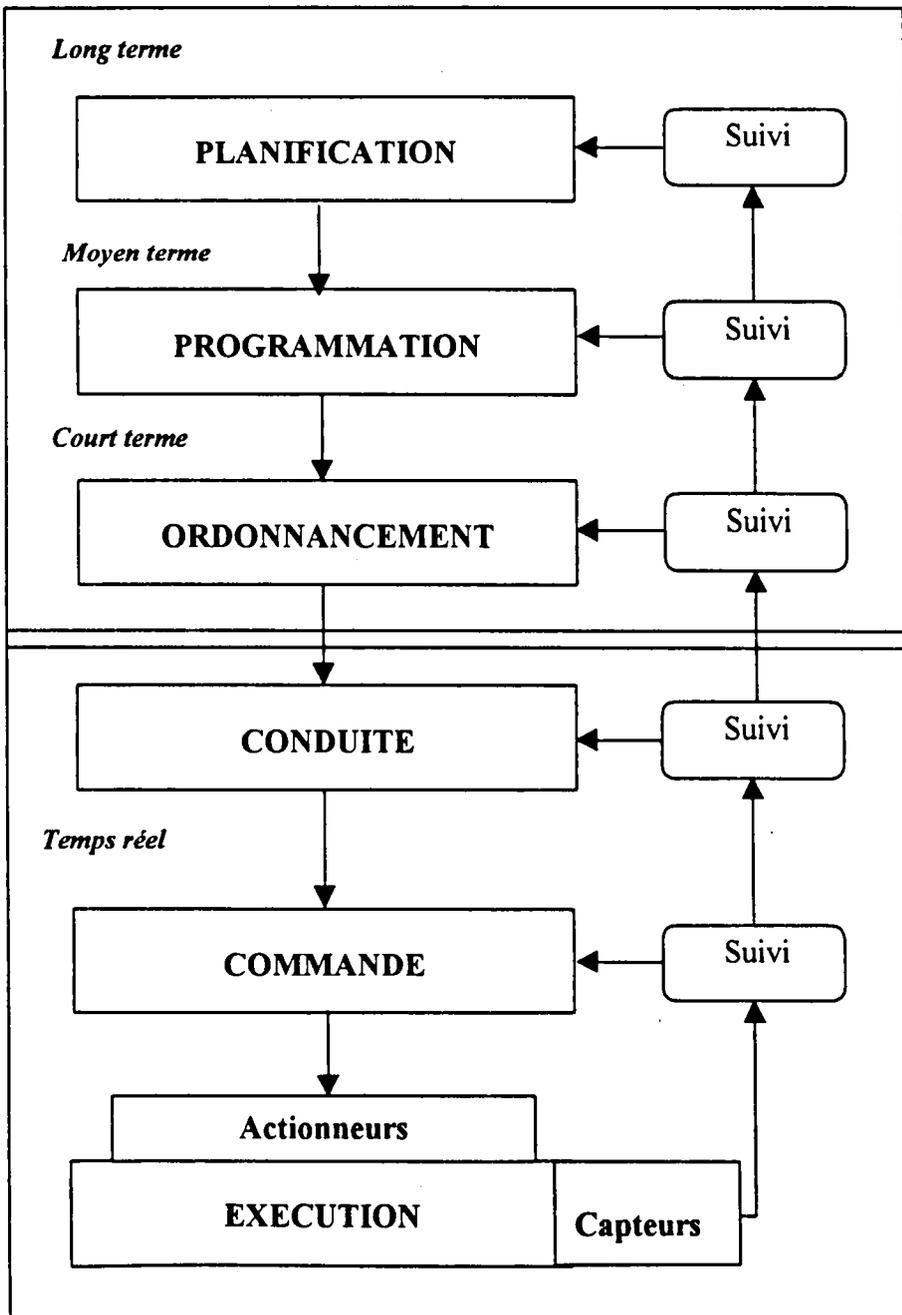


Fig II.1 Modèle de gestion d'un système de production

- **La planification** : Elle définit le plan directeur de production (PDP) réalisé généralement par les techniques MRP (Manufacturing Requirement Planing), où un compromis entre les objectifs fixés sur un horizon fini est visé. Ces objectifs sont de type commercial, financier et de production. Il s'agit d'établir, sur un horizon temporel fini, les groupes de pièces à produire pour bien respecter les commandes fermes et prévisionnelles.

- **La programmation** vise, à partir du PDP, à établir un programme prévisionnel de production. Elle tient compte généralement de la charge des ressources de production, des besoins bruts et des prévisions pour calculer les besoins nets en fonction des encours de fabrication et des stocks.

- **L'ordonnancement** gère en fonction de l'état des postes de travail (occupation, libération,...) la charge du système de production. Il alloue à chaque opération de la gamme de fabrication de chaque produit, les ressources nécessaires à son exécution, ainsi que la date de début de l'exécution correspondante. Cette allocation d'opérations-ressources est réalisée en tenant compte des contraintes temporelles imposées par la planification, des charges et de la disponibilité des ressources imposées par la programmation, des contraintes de succession des opérations imposées par la gamme de fabrication, et d'une fonction coût de l'ordonnancement à maximiser ou à minimiser (retard, temps global, nombre de retard,...).

Les besoins actuels en flexibilité ont conduit à délaisser la solution d'un seul ordonnancement qui rend le système de production très sensible à la moindre apparition d'un aléa de fonctionnement, et à opter pour un ensemble d'ordonnements possibles pour permettre une commutation en cas d'une défaillance de l'ordonnancement en cours de réalisation (paragraphe III-2.5) permettant d'absorber les aléas de fonctionnement (rupture de stocks, machine en panne, commande urgente,...).

- **La conduite** est chargée de la réalisation effective du programme de production prévu. Elle doit régler, en temps réel, les problèmes non résolus par le niveau

prévisionnel en tenant compte de l'ensemble des contraintes de fabrication et doit prendre des décisions rapides en cas d'aléas de fonctionnement.

- **La commande** joue le rôle d'interface entre la partie organisationnelle et le système physique de production. Elle traduit les ordres de fabrication en un ensemble d'instructions exécutables par le système physique de production.

## **II-2. Qu'est ce que l'ordonnancement de la production**

La recherche en ordonnancement avait été abordée dans la littérature depuis les années cinquante par R.W. Conway et W.L. Maxwell dans la théorie de l'ordonnancement (Theory of scheduling), et il a été défini par Baker comme :

*« ... l'allocation dans le temps des ressources de production pour faire certains travaux ».*

Alors l'ordonnancement constitue une fonction de grande importance dans le domaine de la gestion des opérations dans le temps. La problématique de l'ordonnancement peut être illustrée dans le domaine manufacturier.

Par exemple un Job est un terme utilisé pour désigner une seule entité ou un ensemble d'entités nécessitant le passage sur un ensemble de machines et le passage sur une machine est dit opération. Un Job est lié usuellement à un produit et à une quantité.

Un Job est toujours attaché à une date au plus tôt de lancement en production, une date de fin au plus tard d'exécution dite aussi date de livraison souhaitée et une durée d'exécution. Ces dernières constituent une spécification formelle de chaque produit à fabriquer.

Les ressources de production sont typiquement les outils, les unités de production, les matériaux et les personnels qui interviennent dans la production. Ces derniers constituent une spécification formelle de chaque Job à réaliser.

### **II-2.1. Classification des problèmes d'ordonnancement**

Dans la pratique industrielle de l'ordonnancement des ateliers de production on distingue généralement plusieurs types de classifications du problème d'ordonnancement selon la nature des contraintes entre les opérations, à savoir :

- La production continue «Flow-Shop », où les opérations élémentaires d'un même produit sont liées par un même ordre total, et ce pour tout l'ensemble des produits.
  
- La production discontinue «Job-Shop », où les opérations élémentaires d'un même produit sont liées par un ordre total, non nécessairement le même pour tous les produits.
  
- La production flexible discontinue «Job-Shop Flexible », où les opérations élémentaires d'un même produit sont liées par un ordre total, non nécessairement le même pour tous les produits, et chaque opération élémentaire est susceptible d'être réalisée sur plusieurs machines avec des temps différents.
  
- La production libre «Open-Shop », où les opérations pour tous les produits sont indépendantes et n'ont pas d'ordre.

On s'intéresse dans la suite aux problèmes d'ordonnancement de type Job-Shop Flexible.

### **II-2.2. La production flexible**

Les tendances actuelles de la production obligent les systèmes de gestion de la production à être de plus en plus flexibles. Ils doivent réagir de façon efficace devant la grande variabilité de la demande en production et des aléas de fonctionnement. Ceci nécessite une grande flexibilité de réalisation des différentes opérations sur l'ensemble des machines disponibles pour la production, ce qui a donné naissance aux concepts d'ateliers flexibles et d'ordonnements flexibles.

Les ateliers flexibles ont été conçus pour la production en petites et moyennes séries diversifiées, cas dans lesquels les chaînes de fabrication spécialisées ne sont plus très efficaces.

Un atelier flexible est composé d'un ensemble de postes de travail (machine outils, poste de contrôle, poste d'assemblage,...), et d'un système de transport inter-postes automatique pour le routage des pièces au sein de l'atelier.

Un poste de travail peut réaliser plusieurs types d'opérations relatives à des produits différents, avec des temps différents, par un système de reconfiguration et de réglage rapides. Le système de transport utilisé pour ce type de production (navettes, convoyeur en anneau,...) peut accéder à n'importe quel poste de travail pour le routage des pièces entre les différents postes.

La définition de l'ordonnancement pour ce type d'ateliers est donnée au paragraphe III-1.

### **II-3. Complexité de l'ordonnancement :**

On distingue généralement deux types de complexités pour les problèmes d'ordonnancement à savoir :

#### **- La complexité algorithmique :**

La complexité d'un algorithme renseigne sur le temps nécessaire et l'occupation de mémoire pour l'exécution d'un algorithme par un outil informatique. La complexité des algorithmes d'ordonnancement dépend essentiellement de l'état de l'art et d'avancement de la Recherche Opérationnelle.

#### **- La complexité du problème d'ordonnancement :**

Les problèmes d'ordonnancement sont connus généralement comme des problèmes NP-difficile (Non Polynomial difficile), c.à.d. qu'il n'existe pas généralement d'algorithme de résolution d'ordre polynomial ou il existe mais pas en un temps raisonnable.

## **II-4. Comment perçoit-on la résolution du problème d'ordonnancement ?**

La méthode de résolution d'un problème d'ordonnancement dépend en grande partie du type de la production concernée, (Flow-Shop, Job-Shop,...) et de l'approche adoptée pour la résolution. Généralement, deux classes de méthodes de résolution des problèmes d'ordonnancement de la production sont envisagées :

**II-4.1. Les méthodes dites exactes**, développées dans le contexte de la recherche opérationnelle, où la recherche d'une solution est basée sur une approche optimale, et dans la plus part des cas un seul paramètre est optimisé. On trouve dans cette catégorie, la programmation linéaire, la programmation dynamique, les procédures par séparation et évolution «branch and bound ».

Ces méthodes sont limitées surtout dans le domaine d'application en temps réel, cependant ils est possible de les utiliser pour l'optimisation de l'ordonnancement hors ligne pour des problèmes de taille raisonnable.

**II-4.2 Les méthodes approchées** : Elles sont utilisées généralement pour la résolution des problèmes d'ordonnancement pour lesquels on ne trouve pas de solution optimale en un temps raisonnable ou faute de disponibilité d'algorithmes de résolution. Les méthodes approchées ne garantissent pas l'optimum mais elles permettent de trouver la bonne solution accessible. Dans cette catégorie on trouve plusieurs approches :

### **II-4.2.1. Les méthodes basées sur des heuristiques :**

Les heuristiques se présentent comme un ensemble de connaissances compilées, fruits de l'expérience, qui sont généralement vraies sans être démontrables. Dans le cas de l'ordonnancement de la production flexible, les heuristiques se présentent comme un ensemble de règles simples et de bon sens ( SPT, Deadline, Slack Time, FIFO, Random,...) permettant de minimiser un ou plusieurs critères. Une bonne heuristique doit avoir les caractéristiques suivantes [Hammadi, 91] :

- effort raisonnable de calcul pour la résolution,
- solution proche en moyenne de l'optimum,
- faible risque d'avoir une mauvaise solution,
- principe simple et interprétation aisée de la stratégie,
- solution convainquante et justifiée par l'expertise humaine.

#### **II-4.2.2. Les méthodes basées sur des métaheuristiques :**

Elles se présentent comme des outils qui offrent un excellent rapport entre la qualité des solutions obtenues, la facilité d'implémentation et le temps de calcul nécessaire. On trouve dans cette catégorie les algorithmes génétiques, les réseaux de neurones, la méthode tabou, le recuit simulé, la logique floue, etc. qui forment une sorte de lien entre plusieurs disciplines différentes et l'ordonnancement. Cette famille de méthodes constitue les techniques avancées appliquées à l'ordonnancement.

#### **II-4.2.3. Les méthodes basées sur les connaissances :**

Dans cette catégorie on applique les concepts de l'intelligence artificielle pour la résolution des problèmes d'ordonnancement (paragraphe II-5.). L'outil de la manipulation sera un système expert (SE) adapté à l'ordonnancement des ateliers de production.

Le système expert exploite d'une part un ensemble de connaissances intégrées dans une base des faits et un ensemble de règles intégrées dans une base de règles, et d'autre part un moteur d'inférence qui traite les connaissances à travers l'ensemble des règles pour la construction de l'ordonnancement.

#### **II-4.3. Le recuit simulé et l'ordonnancement :**

En 1953, Metropolis [Met, 53] propose un algorithme pour la simulation de l'évolution de l'état d'un solide en fonction de la température. Cet état, représentant une configuration de solide, est caractérisé par une énergie  $E$  et une disposition particulière des

particules du solide. Lorsque la température décroît progressivement, l'énergie des particules qui forment le solide décroît jusqu'à atteindre l'équilibre thermique.

Alors une analogie est réalisée [Van, 87] pour l'application de l'algorithme de Metropolis, connu sous le Recuit Simulé (en anglais *simulated annealing*), pour les problèmes d'optimisation combinatoire. Le tableau suivant présente l'analogie entre la simulation thermodynamique et l'optimisation combinatoire.

<b>Simulation thermodynamique</b>	<b>Optimisation combinatoire</b>
- Etat du système	- Solution admissible
- Energie	- Coût
- Changement d'état	- Solution voisine
- Température	- Paramètre de contrôle
- Etat stable (gelé)	- Solution approché

L'idée de base utilisée est le principe du choix aléatoire permettant de trouver un minimum global d'une fonction coût associé à un problème donné. Alors le principe du recuit simulé est le suivant :

- Soit  $P(\delta E)$  la probabilité d'un accroissement en énergie  $\delta E$  à la température  $T$ ,  
$$P(\delta E) = \text{Exp}(-\delta E / K * T)$$
, avec  $K$  constante de Boltzmann.
- Effectuer une perturbation du système.
- Si l'énergie décroît alors le système se dirige vers le nouvel état obtenu.
- Si l'énergie augmente alors l'état est accepté avec une probabilité  $P(\delta E)$ .

L'algorithme général du recuit simulé peut être formulé de la façon suivante :

- 1- Sélectionner une solution initiale  $S_0$ ,
- 2- Sélectionner une température initiale  $T = T_0$ ,
- 3- Sélectionner un taux de décroissance  $\alpha$  de la température  $T$ ,
- 4- Tant que le critère d'arrêt n'est pas valide Faire
  - Tant que l'équilibre à  $T$  n'est pas atteint Faire
    - Sélectionner au hasard une solution  $S$  dans le voisinage de  $S_0$
    - $\delta = f(S) - f(S_0)$
    - Si  $\delta < 0$  Alors  $S_0 = S$
    - Sinon générer au hasard un nombre  $x \in [0,1]$
    - Si  $x < \text{Exp}(-\delta / T)$  Alors  $S_0 = S$
- Fin Tant que
- Décroître  $T$ :  $T = \alpha * T$
- Fin Tant que.

L'analogie entre les problèmes d'ordonnancement, le placement des tâches et le recuit simulé, peut être décrite de la façon suivante :

Recuit simulé	Ordonnancement
Energie	Fonction coût
Etat du système	Affectation Opérations - Machines
Température	Paramètre de contrôle

#### **II-4.4. Les algorithmes génétiques et l'ordonnancement :**

Les algorithmes génétiques (AGs) constituent une exploitation intelligente d'une exploration aléatoire et présentent une analogie entre la structure génétique décrite par un chromosome (représentant un individu d'une population) et la structure complexe par un vecteur, éventuellement par une matrice. Cette structure complexe, par le biais d'une fonction

coût "fitness", tente à modéliser des configurations industrielles, telles que les problèmes d'ordonnement, pour une éventuelle optimisation ou amélioration.

Les concepts de base des algorithmes génétiques sont :

- Les chromosomes : ils constituent un codage du problème étudié par une chaîne sous forme d'un vecteur ou d'une structure informatique bien appropriée au problème. On trouve le codage par vecteur, par une liste chaînée, par une matrice,.... L'état du chromosome à un instant donné représente une solution du problème codé par les AGs.
- Une fonction coût "fitness" est associée à chaque individu de la population, elle constitue une fonction objectif qui associe une valeur réelle à chaque état atteint par le chromosome après une étape de sélection et de reproduction.
- La sélection constitue une étape primordiale pour la reproduction, elle choisit parmi l'ensemble des individus de la population ceux qui se caractérisent par une bonne fonction coût : 'les élites'. Ainsi elle calcule la probabilité d'être sélectionné de chacun des individus pour une étape de reproduction.
- La reproduction par héritage est un croisement entre deux individus choisis parmi ceux sélectionnés. Cette phase constitue une étape de recréation de la population par amélioration de la fonction coût associée à chaque individu.
- L'évaluation c'est le calcul et l'affectation à chaque individu généré par héritage ses performances et son coût.
- Le remplacement représente la reconstitution de la population tout en favorisant les plus performants et les meilleurs.

#### II-4.4.1. Structure générale d'un algorithme génétique.

Le principe général des algorithmes génétiques est construit autour du filtrage du hasard et peut être vu comme suit :

- 1- Coder le problème par le concept de chromosome  $C$ , (Vecteur, Liste, Matrice,...).  
Le chromosome  $C$  représente une solution réalisable du problème.
- 2- Définir la fonction objectif  $f(C)$ , coût, associée à chaque chromosome (créature, individu).
- 3- Générer aléatoirement un ensemble d'individus constituant la population initiale noté  $S_0 = \{ C_{1,0}, C_{2,0}, \dots, C_{n,0} \}$ ,  $n$  = nombre d'individus constituant la population initiale.
- 4- Evaluer chaque individu par le biais de la fonction objectif associée, notée  $f(C_{n,0})$
- 5- TANT QUE L'objectif n'est pas atteint Faire
  - 5-1. Construire l'ensemble des individus valides pour la reproduction  $S_k = \{ C_{1,k}, C_{2,k}, \dots, C_{n,k} \}$ ,  $k$  = nombre d'itérations  
Le critère de sélection est la fonction objectif  $f(C_{n,k})$ .
  - 5-2. Appliquer les opérateurs génétiques pour la reproduction de la nouvelle génération tout en favorisant les meilleurs.
  - 5-3. Evaluer chaque individu de la nouvelle génération par la fonction objectif.
  - 5-4. Reconstituer la nouvelle génération.

Fin TANT QUE

Le problème majeur rencontré par l'application des algorithmes génétiques est la modélisation du problème étudié par le concept de chromosome et la définition de la fonction objectif multi-critère.

**II-4.4.2.Codage d'un ordonnancement par le chromosome :**

Le codage par chromosome d'un ordonnancement consiste à modéliser la solution du problème par une structure de données informatique représentant le plan de production tout en tenant compte des contraintes de précédences, des contraintes temporelles et de ressources.

Plusieurs représentations par chromosomes de la solution d'ordonnancement ont été présentées dans la littérature [Mesg, 96].

On distingue la représentation directe où le chromosome représente implicitement la solution de l'ordonnancement [Ghe, 94], la représentation indirecte indépendante du problème où le chromosome représente une solution de l'ordonnancement indépendamment des données du problème et la représentation indirecte spécifique au problème où le chromosome contient un ensemble d'informations spécifique à un problème donné telle que le temps d'exécution d'une opération, la date de début d'exécution, la machine correspondante,...[Mesg, 96].

Le codage le plus approprié et riche du point de vue informationnelle, à notre sens pour la modélisation de l'ordonnancement en Job-Shop est celui proposé par [Mesg, 97], qui d'une part représente, clairement par une structure matricielle les contraintes de précédences, les contraintes temporelles sous forme date de début d'exécution de l'opération, l'affectation des machines aux opérations, et d'autre part présente une grande flexibilité pour la phase de sélection, reproduction et évaluation.

La structure matricielle proposée est la suivante :

	OP1	OP2	OP3	OP <sub>i</sub>
Prod.1	(M <sub>k2</sub> , T <sub>k2</sub> )	(M <sub>k1</sub> , T <sub>k1</sub> )	(M <sub>k1</sub> , T <sub>k1</sub> )	(M <sub>km</sub> , T <sub>km</sub> )
Prod.2	(M <sub>k8</sub> , T <sub>k8</sub> )	(M <sub>k3</sub> , T <sub>k3</sub> )	(M <sub>k2</sub> , T <sub>k2</sub> )	.....
.....	(M <sub>k2</sub> , T <sub>k2</sub> )	.....	.....	.....
Prod.j	(M <sub>k2</sub> , T <sub>k2</sub> )	.....	.....	.....

$M_{km}$  : représente la machine  $M$  de rang  $k_m$  qui exécute l'opération  $Op_i$  de rang  $i$  (colonne) relative au produit  $Prod.j$ , (ligne)

$T_{k2}$  : représente la date de début d'exécution de  $Op_1$  sur la machine  $M_{k2}$

On remarque une grande ressemblance entre le Recuit Simulé et les Algorithmes génétiques, et les deux modèles de résolution présentent la structure générale d'un choix aléatoire : le tirage aléatoire d'une modification est remplacé par les deux opérateurs de croisement et de mutation. La différence entre les deux modèles c'est que le recuit simulé manipule un individu, alors que l'algorithme génétique manipule un ensemble d'individus dit population.

## **II-5. L'ordonnancement et l'intelligence artificielle**

Un système intelligent pour l'ordonnancement doit être basé essentiellement sur un ensemble de connaissances traduisant l'expérience acquise par l'homme dans le système sujet de l'ordonnancement et un ensemble d'outils fiables pour la manipulation de ces connaissances en vue de prendre une décision d'amélioration de l'ordonnancement.

Dans la suite une attention sera donnée à la représentation formelle des connaissances et les techniques généralement utilisées par une variété restreintes de systèmes d'ordonnancement qualifiés d'intelligents.

### **II-5.1. Acquisition des connaissances :**

Usuellement, les techniques d'acquisition des connaissances incluent les interviews, les protocoles d'analyse et les techniques d'apprentissage et tout dépend du degré de coopération de l'expert.

Dans le domaine de l'intelligence artificielle et particulièrement pour les systèmes à base des connaissances, la méthode d'acquisition des connaissances est connu sous le nom de protocole d'extraction de connaissances. Alors extraire les connaissances revient à dire

transformer le savoir-faire de l'expert sous forme d'un modèle logico-mathématique pour une exploitation

informatique. Les principales techniques d'extraction des connaissances sont classées en deux classes [Olson 87] :

- **Les techniques directes** : les connaissances verbales de l'expert sont recueillies. On trouve dans cette catégorie l'interview, le questionnaire, l'analyse de protocoles, etc.
- **Les techniques indirectes** : l'expert utilise de manière implicite certaines connaissances qu'il est capable de restituer directement, ces techniques visent alors à collecter ces connaissances. On trouve pour cette catégorie, l'évaluation multidimensionnelle, l'analyse de grille de classification.

Cependant les problèmes d'ordonnancement industriel, sont souvent très complexes et ne cessent de croître en complexité et ce même en la présence de l'expert qui raisonne selon une expertise acquise dans le domaine de la production, de la recherche opérationnelle,....

L'application des modèles de simulation peut construire un outil d'aide à l'acquisition des connaissances et peut proposer des solutions appuyer par les experts de domaine.

On pense que cette technique sera convenable dans des situations où des objectifs, même antagonistes, proposés par l'expert sont validés par simulation ou la possibilité de trouver un modèle de prédiction de l'effet de variation des paramètres de production sur le comportement et les performances du système. Dans ce cas on propose aux responsables de la production un outil d'aide à la décision par simulation du modèle de prédiction trouvé.

Un autre problème rencontré par le système de prise de décision est l'incapacité de trouver un processus mental pour modifier un ordonnancement en cas d'aléas de fonctionnement. Pour ces raisons un des objectifs de l'implantation des systèmes experts pour l'ordonnancement de la production était l'analyse de l'ordonnancement actuel pour trouver un ensemble de règles qui paraissent capables d'aboutir à des résultats valables et intuitivement acceptables par le responsable de la production.

L'acquisition des connaissances par automate et les méthodes assistées par des protocoles peuvent être utilisées quand il est possible de développer un modèle du système étudié sans ambiguïté, tel qu'il est possible d'énumérer, à n'importe quel instant, tous les choix que peut décider le responsable de la production.

Une approche similaire à la précédente a été faite dans « the Furnace Scheduling Advisory System (FSAS) », dont l'idée est : Comme aucune interaction avec le futur utilisateur du système d'aide à la décision proposé n'est évidente, la décision se crée par l'inférence des règles de base de l'ordonnancement découlant de la description du processus confirmé par le futur utilisateur [Litt, 88].

Malgré que les connaissances constituent une clé pour bien mener son ordonnancement, dans la bibliographie on a remarqué que peu de références traitent les mécanismes d'acquisition et de caractérisation automatique des connaissances.

Usuellement la plupart des systèmes d'ordonnancement acquièrent leurs connaissances de leurs unités de prise de décisions et l'architecture d'un système d'aide à la décision pour résoudre les problèmes d'ordonnancement dépend en grande partie de la nature de la production et du problème posé.

## **II-5.2. Représentation des connaissances**

Il y a une dizaine d'années que l'application des systèmes à base des connaissances et plus précisément l'intelligence artificielle et les systèmes experts ont vu le jour et ont donné lieu à des réalisations logicielles et des exploitations industrielles.

Dans ce qui suit, les systèmes à bases des connaissances, sont classés en plusieurs catégories selon le premier formalisme qu'ils adoptent.

### **II-5.2.1. Système logique :**

Les systèmes de cette catégorie sont basés sur la logique, ils utilisent des prévisions pour la description du problème et exploitent des fonctions pour assister la prise de décision. La logique adoptée dans SONIA [Collinot, 88], est qu'un ordonnancement est vu comme

un ensemble de ressources, des ordres de fabrication et des opérations auxquels différents types de contraintes sont attachés. Les ressources individuelles sont groupées pour construire des ressources combinées. Les tables de temps composées de réservations de contraintes sont associées aux ressources de production. Des nouvelles contraintes peuvent être déduites des autres par un système de propagation de contraintes.

Comme SONIA, le système SAM ( Shop Activity Manager), [Bowen, 89], utilise l'ordonnancement prévisionnel et dynamique, permettant une bonne planification et des réponses presque en temps réel et ce par le feed-back du système (rétrocontrôle). Les informations relatives à l'atelier et à la réalité de l'ordonnancement ainsi que la description des travaux sont représentées par des prédicats.

Généralement les systèmes d'ordonnancement basés sur la logique n'exploitent pas convenablement les heuristiques et ce à cause de la séparation entre le modèle de représentation et le processus physique de production ainsi que les contraintes de base et ceux qui en dérivent par propagation de contraintes.

#### **II-5.2.2. Les systèmes basés sur des règles :**

Quelques systèmes d'ordonnancement dépendent fortement des règles, même ceux de connaissances peuvent être partiellement représentés différemment. Le système de Kerr et Ebsary utilise une base de données relationnelle pour représenter les informations relatives aux ordres, aux opérations, aux alternatives et au statut de centre actif, et de la même façon FSAS utilise une base de données pour enregistrer les informations relatives aux différentes ressources du procédé et à l'information temporelle. Un ensemble de règles permet la génération et l'évaluation de performances de l'ordonnancement. Un système, SCHEDULE [Lamatsch, 88], est capable de résoudre plusieurs problèmes d'ordonnements, sa base de données consiste en un algorithme principal, contenant des procédures pour résoudre une trentaine de problèmes d'ordonnement et génère les règles d'ordonnement selon le problème posé.

Motivé par la croissance incessante des règles d'ordonnement et de leur complexité S.M. Alexander a présenté une méthodologie pour un système expert assistant la sélection des règles appropriées pour atteindre les objectifs fixés [Alexander, 87].

### **II-5.2.3. Les systèmes basés sur des frames :**

Les frames se présentent sous forme d'objets reposant sur une représentation hiérarchique des connaissances, à la fois déclarative et procédurale.

La modélisation du système ISIS (Intelligent Scheduling and Information System ) [Fox, 82] est basée sur la Représentation Schématique du Langage (RSL). ISIS peut être considéré comme un système multicouches pour modéliser l'ordonnancement de la production dans RSL. La hiérarchie des abstractions qui peut être faite, par la nature des systèmes basés sur les frames d'ISIS, permet de fournir un modèle du problème pendant la décomposition des connaissances en des entités raisonnables qu'on peut gérer sans difficultés.

De plus dès que les frames décrivent les propriétés générales ou attendues des entités, le système peut signaler une situation anormale en cas d'absence d'une valeur ou la présence d'une valeur non appropriée.

### **II-5.2.4. Systèmes de représentation multi-connaissances**

Quelques systèmes adoptent la représentation basée sur les frames pour la modélisation de l'environnement de la production et une approche basée sur les règles pour exprimer les contraintes et les règles de gestion. SOJA (Système d'Ordonnancement Journalier d'Atelier), [Lepape, 85], aussi est un système à base de la représentation multi-connaissances, il utilise les graphes et les frames pour la représentation de l'environnement de production, le chemin critique est utilisé pour la représentation des ordonnancements partiels, et le système examine le graphe et les ressources nécessaires pour décider quelles règles seront activées ultérieurement. Les frames sont utilisées pour représenter les détails de l'atelier et les règles d'ordonnancement. Conçu comme un système d'ordonnancement à court terme tenant compte de plusieurs contraintes de fonctionnement de l'atelier à savoir la capacité des zones de stockage, le déplacement entre les stocks, etc. SOJA construit progressivement et propose un ordonnancement admissible sous contraintes de production en manipulant des inégalités temporelles selon une approche de cumul de contraintes.

D'une autre façon OPAL, [Bensana, 88], utilise la représentation multi-connaissances où la description de l'atelier et des contraintes de production sont transportées à l'extérieure

du module principal du logiciel de l'ordonnancement et ce à travers un ensemble d'objets structurés reliés par l'héritage. La description progressive de l'ordonnancement est faite par application de la théorie des graphes. Les connaissances empiriques sur la priorité de déclenchement des règles d'ordonnancement et leurs influences sur les objectifs de la production sont implantées sous forme de règles de type : « **Si Condition Alors Action** » où la théorie des ensembles flous est appliquée.

Dans le chapitre suivant on présentera une méthodologie d'ordonnancement d'une production flexible basée sur une représentation multi-connaissance où on exploite la logique floue comme un modèle de représentation des connaissances ainsi que l'application d'un ensemble de stratégies d'ordonnancement exprimées par les différents responsables de production (Bureau d'étude, Chef de production, Ingénieur de statistique,...).

### **II-5.3. Le raisonnement temporel :**

Dès que le système à ordonnancer prend des décisions dont la référence est temporelle, le raisonnement sur le temps constitue une technique de grande importance pour construire un ordonnancement basé sur les connaissances.

Le système OPAL traite l'ordonnancement partiel des opérations et les contraintes temporelles par propagation des dates de fin et de début des opérations sur tout le graphe représentant les contraintes de précédences des opérations. On assigne une fenêtre à chaque opération qui spécifie l'intervalle du temps où l'opération devra avoir lieu et suivant la largeur de cette fenêtre un processus de raisonnement peut arbitrer le conflit entre deux opérations. Dans ISIS et OPIS on représente le temps comme un intervalle et les relations entre intervalles comme des durées.

### **II-5.4. Mécanismes de contrôle des connaissances :**

La majorité des systèmes basés sur les connaissances, considèrent le problème d'ordonnancement comme une recherche d'un processus de séquençement et d'allocation des ressources dans le temps pour atteindre les objectifs fixés par la production sous un ensemble de contraintes.

Le mécanisme de contrôle de tels systèmes comprend des stratégies de recherches qui sont appliquées aux différents stades de la construction de l'ordonnancement. Pour le contrôle un processus de raisonnement en retour arrière est déclenché dans le système implanté pour l'ordonnancement de la production. Si un événement apparaît une recherche est déclenchée avec un retour à la base des règles pour la collection de toutes les règles dont la partie conditionnelle est satisfaite.

Une stratégie de résolution de conflits est alors appelée pour écarter toutes les règles sauf une qui déclenchera la décision finale.

### II-5.5 Ordonnancement réactif en temps réel :

Un système d'ordonnancement réactif est un système capable de réviser un ordonnancement rapidement et efficacement en réponse d'un événement inattendu et ce sous des contraintes sévères de temps. L'ordonnancement temps réel est une opération très complexe vu le volume d'informations à traiter et l'influence directe des perturbations et aléas au cours de la production.

Un bon ordonnancement à un instant  $t$  n'est pas, dans la majorité des cas, le meilleur à l'instant  $t+1$ . La figure suivante présente l'aspect temps réel d'un système d'ordonnancement réactive.

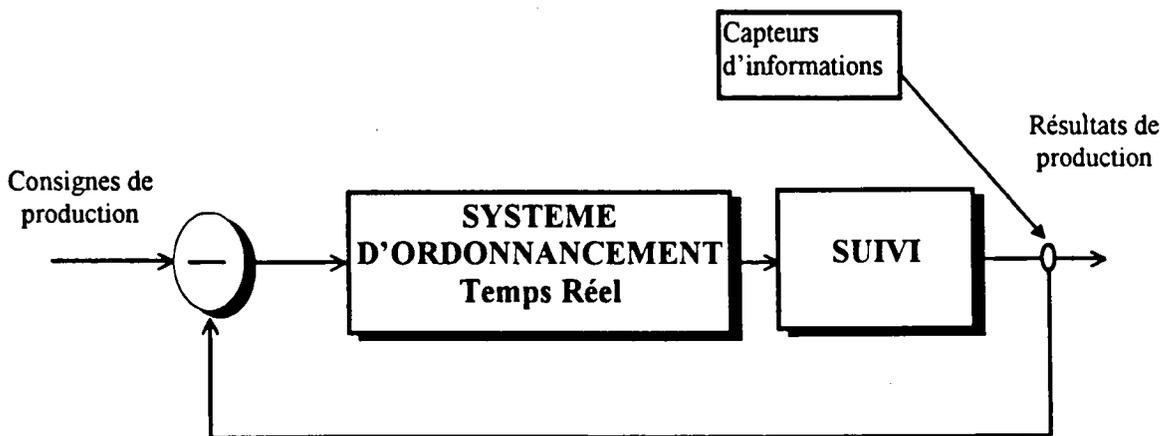


Fig.II.2 Aspect temps réel d'un système d'ordonnancement

## **II-6. Conclusions :**

Pour faire face à la concurrence du marché, les approches classiques de l'ordonnancement industriel ont été la génération en temps réel de l'ordonnancement basé sur l'état d'avancement de la production. Cependant, ces approches traditionnelles sont loin de satisfaire cette nécessité, en plus elles ne sont pas toutes exploitables pour la génération en temps réel de l'ordonnancement et ce pour les raisons suivantes :

- Les modèles sont fortement simplifiés et les résultats obtenus sont inexploitable et loin de la réalité de production.
- Les approches algorithmiques ont souvent l'objectif d'optimiser d'un seul critère et se compliquent pour le cas de multi-critères ou de multi-objectifs.
- Certaines contraintes ne sont pas strictes au sens du responsable de la production mais elles sont plutôt flexibles ou élastiques ( c.à.d floues).
- Le processus d'ordonnancement fait souvent intervenir des prises de décisions basées soit sur des heuristiques soit sur l'historique de la production concernée. Généralement ces dernières sont non intégrables dans les modèles de résolutions mathématiques.
- Les ateliers de production, sujet de l'ordonnancement, sont caractérisés par un environnement incertain.

Usuellement ces insuffisances donnent de l'intérêt aux systèmes d'ordonnancement basé sur les connaissances et plus précisément les connaissances qualifiées d'incertaines.

La logique floue se présente comme un outil assurant un bon compromis entre la souplesse de l'emploi et la puissance de représentation des données incertaines, floues. On pense que son application pour l'ordonnancement de la production s'avère nécessaire.

Dans la suite on décrit une nouvelle méthodologie d'ordonnancement, basée d'une part sur l'application des différents concepts de la théorie des ensembles flous et de l'ordonnancement, et d'autre part sur l'intégration, dans un même modèle d'ordonnancement, des différentes connaissances dont les origines sont :

- L'expertise théorique très formalisée que détiennent les responsables du bureau d'étude, quant à la gestion du temps et des ressources, généralement c'est l'expertise de type objective.
  
- L'expertise empirique que détient l'ingénieur qui teste des règles de priorité en simulation, où il estime des temps par des outils statistiques, c'est l'expertise de type subjective.
  
- L'expertise concrète que détient le chef de l'atelier qui contrôle les méthodes de production et maîtrise les contraintes technologiques et humaines à respecter, c'est une expertise de type subjectif.

## **Chapitre –III**

# **Modèle d'ordonnancement en milieu incertain**

## **INTRODUCTION**

L'élaboration d'un ordonnancement prévisionnel est une tâche de grande importance dans la prise de décision en milieu industriel incertain. C'est un thème où la théorie n'a pas apporté de modèle général de résolution, et ceci est dû essentiellement d'une part à la grande diversité des cas pratiques et d'autre part au manque d'outils performants pour la résolution des problèmes NP\_difficiles d'ordonnancement, ce qui interdit en général la résolution de ce type de problèmes par des méthodes exactes qui sont en général de complexité exponentielle. De la même façon, les méthodes approchées n'ont pas proposé de modèle général valable pour la résolution de l'ordonnancement en intégrant des connaissances incertaines de disciplines différentes.

On propose dans la suite une méthodologie pour la construction d'un ensemble d'ordonnements admissibles au sens des différents acteurs de la production (Bureau d'études, Ingénieurs, Chef de production, etc.). Cette méthodologie tient compte d'une part d'un ensemble de données incertaines par la caractérisation floue des différentes ressources de production Hommes, Machines, Informations (HMI) et d'autre part d'un ensemble de règles et de méthodes d'ordonnancement exprimant l'expertise acquise dans le domaine de production.

La méthodologie est basée essentiellement sur un modèle d'ordonnancement flou (MOF), représentant un système d'ordonnancement basé sur l'application de la logique floue et l'intégration d'un ensemble de connaissances d'ordre théorique et pratique et de nature hétérogènes dont les origines sont les différents responsables de production (statistiques, prévision, opinion, etc.).

### III-1. Problématique :

Dans la suite nous allons nous intéresser au problème du Job-Shop flexible qui représente une extension du modèle du Job-Shop classique, en fait il représente deux problèmes : le problème d'affectation linéaire et le problème de l'ordonnement.

Soit  $\{P_j\}$  [ $j=1..J$ ] un ensemble de produits à réaliser sur un ensemble de machines  $\{M_k\}$  [ $k=1..K$ ] disponibles pour la fabrication des produits. Chaque produit  $P_j$  nécessite un ensemble d'opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  [ $i=1..I$ ] à réaliser selon un ordre bien défini spécifiant la gamme de fabrication  $G_j$  associée à ce produit.

Alors pour chaque produit  $P_j$  les données suivantes sont fournies :

- une gamme de fabrication (une séquence opératoire)  $G_j$  précisant l'ordre de passage du produit  $P_j$  sur l'ensemble des machines ainsi que le nombre d'opérations relatives au produit,
- un ensemble d'opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  se caractérisant par un ensemble de durées de réalisation  $\{pt_{i,j,k}\}$  et un ensemble de termes linguistiques  $\mathfrak{L}_{pt} = \{\text{Courte, Moyenne, Longue}\}$ , représenté par des fonctions d'appartenance au sens de la logique floue. Une durée  $pt_{i,j,k}$  d'une opération  $O_{i,j,k}$  dépend de la machine  $M_k$  choisie et ne sera fixée que lors de l'affectation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$ ,
- un ensemble de machines  $\{M_k\}$  est disponible pour la réalisation des différentes opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  et se caractérisant par un ensemble d'activités statiques floues  $\{ASF_k\}$  et un ensemble de termes linguistiques  $\mathfrak{L}_M = \{\text{Rapide, Normale, Lente}\}$ , représenté par des fonctions d'appartenance au sens de la logique floue,
- l'affectation des opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  aux différentes machines  $\{M_k\}$  n'est pas donnée a priori,

- chaque machine  $M_k$  de performance  $ASF_k$  (Activité Statique Floue) ne peut réaliser qu'une seule opération  $O_{i,j,k}$  à la fois avec une durée  $pt_{i,j,k}$  et la préemption n'est pas autorisée,
- une date au plus tôt  $r_j$  précisant la date estimée de disponibilité du produit  $P_j$  pour la fabrication,
- une date au plus tard  $d_j$  souhaitable pour laquelle on estime finir la fabrication du produit  $P_j$ .
- $r_{i,j,k}$  et  $d_{i,j,k}$  correspondent respectivement à la date de début au plus tôt et la date de fin au plus tard de l'opération  $O_{i,j,k}$ .
- il s'agit de proposer un processus global  $S_g$  d'affectation des ressources disponibles  $\{M_k\}$  aux différentes opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  en tenant compte des performances de l'ensemble de machines  $\{ASF_k\}$  et en respectant les contraintes de gammes  $\{G_j\}$  de l'ensemble des produits  $\{P_j\}$  et les contraintes temporelles  $\{\{pt_{i,j,k}\}, \{r_j\}, \{d_j\}\}$  tout en intégrant un ensemble de connaissances de nature hétérogène issues des responsables de production ( cf paragraphe I-6. ) et en minimisant certains critères (nombre de produits en retard, moyenne des retards,...).

L'horizon temporel HT du processus d'ordonnancement  $S_g$  sera :

$$\forall j \in [1..J], HT \cong [ \min (r_j), \max (d_j) ]$$

Si on note  $S_j$  le processus d'ordonnancement relatif à chaque produit  $P_j$ , la séquence globale  $S_g$  admissible sera  $S_g = S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_j \forall j = [1..J]$ , et sera caractérisée par :

$$\text{pour tout } j = [1..J] \text{ et } \forall i, k \in S_j / d_j - r_j - \sum_{\forall i,k} pt_{i,j,k} \cong 0$$

et

$$\forall i, j, k \in S_g = S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_j / \\ \max(d_j) - \min(r_j) \cong \max(d_{i,j,k}) - \min(r_{i,j,k})$$

En environnement industriel incertain la date de début au plus tôt  $r_{i,j,k}$  et la date de fin au plus tard  $d_{i,j,k}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  ne sont pas connues d'une façon précise.

Cela est du essentiellement aux différentes incertitudes et imprécisions de prévision des temps de réalisation des différentes opérations  $\{pt_{i,j,k}\}$ , aux performances des machines  $\{M_k\}$  disponibles pour la production et aux différents aléas de fonctionnement qui peuvent survenir au cour de la production.

En conséquence, le problème est de proposer un modèle d'ordonnancement capable de tenir compte des différentes ressources de production et de leurs performances (Homme, Machine, Information) ainsi que de l'intégration des différentes connaissances issues de sources hétérogènes (Bureau d'étude, Ingénieurs, Chef de production, ...).

La logique floue présente un bon compromis entre la souplesse d'emploi et la puissance de représentation de l'incertitude et de l'imprécision, et son intégration dans le système d'ordonnancement s'avère nécessaire.

### III-2. Modèle d'ordonnancement basé sur la théorie des sous-ensembles flous

Basé sur les concepts de la théorie des sous-ensembles flous et les techniques de l'ordonnancement d'un atelier de production de type JOB-SHOP, un modèle d'ordonnancement flou peut être vu comme un ensemble de procédures assurant :

- La caractérisation des différentes ressources de production, (HMI) par un ensemble de termes linguistiques et de fonctions d'appartenance au sens de la logique floue (cf paragraphe I-3.). Cette caractérisation intègre les connaissances des différents responsables de la production (Bureau d'étude, Ingénieurs, Techniciens, etc.).

Les formes utilisées pour les fonctions d'appartenances dans la suite sont trapézoïdales ou triangulaires.

**Exemple :** Le rendement des ouvriers peut être caractérisé par les termes linguistiques suivants {Bon, Normal, Mauvais} et les fonctions d'appartenance suivantes :

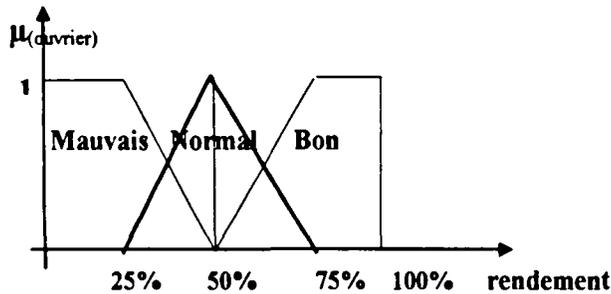


Fig.III-1.: Fonctions d'appartenance du rendement des ouvriers

Si le rendement d'un ouvrier est de 40% alors il est caractérisé par :

$$\mu_{(\text{ouvrier})} . \text{Mauvais} = 0,4 \text{ et } \mu_{(\text{ouvrier})} . \text{Normal} = 0.6$$

- Un échange d'informations entre le modèle d'ordonnement et son environnement informationnel et décisionnel ; ceci nécessite des procédures de conversion des variables d'Entrées/Sorties. Numérique/Linguistique et Linguistique/Numérique.
- La définition d'un ensemble de règles traduisant les heuristiques d'affectation des machines aux différentes opérations et l'expertise de l'opérateur dans le domaine de l'ordonnement et de la conduite et ceci afin de construire progressivement un plan de travail. Les heuristiques d'ordonnement visent à résoudre les problèmes de conflits ainsi que l'optimisation d'un ensemble de critères (coût, délais,...).
- Un mécanisme de construction d'ordonnement qui constitue un processus d'affectation d'opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  aux machines  $\{M_k\}$  qui tient compte des contraintes temporelles ( $pt_{i,j,k}$ ,  $r_j$ ,  $d_j, \dots$ ), de la charge des machines et des contraintes de précédences. Ce mécanisme doit nous permettre d'adopter une stratégie de pilotage du système de production en construisant progressivement un ensemble d'ordonnements admissibles.

- Une analyse de la crédibilité de l'ensemble d'ordonnements admissibles, au sens des responsables de la production, afin de proposer l'ordonnement le plus crédible. La crédibilité dans ce contexte est une fonction coût dépendant des performances de l'ordonnement, (moyenne des retards, écart type, nombre de retard, etc.).

La figure III-2. présente le Modèle d'Ordonnancement Flou noté MOF.

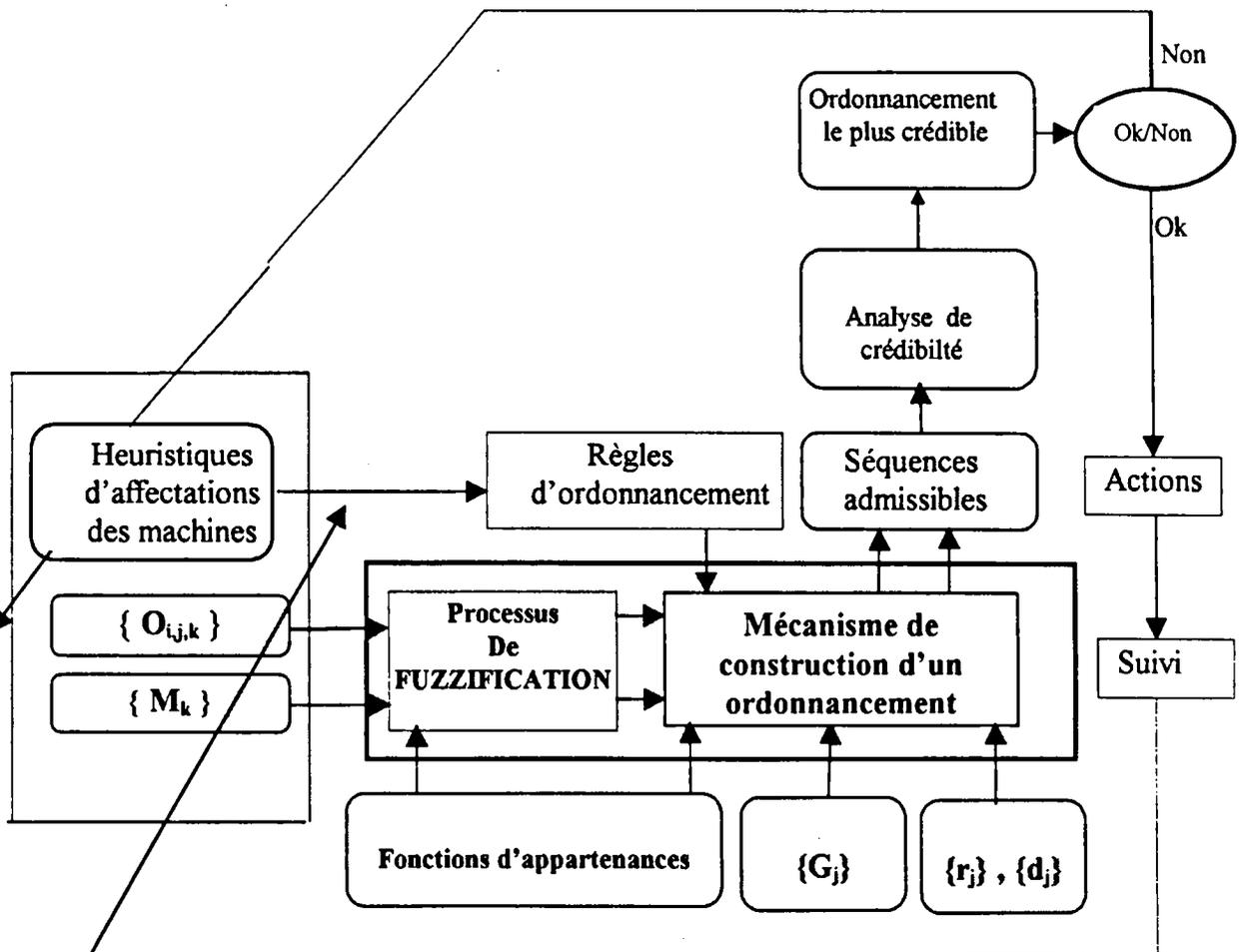


Fig.III.2. Modèle d'ordonnancement flou MOF

Le modèle est composé essentiellement d'un ensemble de «Boîtes» en interaction traduisant l'approche proposée pour la construction d'un ordonnancement crédible. Ces « Boîtes » seront détaillées dans les paragraphes suivants.

III-2-1. Processus de fuzzification :

Le processus de fuzzification (Fig.III.3) d'une part a pour but, grâce aux concepts de fonctions d'appartenances (cf paragraphe I-3.2.), de fuzzifier la durée  $pt_{i,j,k}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  ainsi que l'activité statique  $ASF_k$  de chaque machine  $M_k$  disponible pour la production et d'autre part, grâce à un mécanisme pour l'inférence d'un ensemble de règles de jugements, il tient compte de l'interaction entre la durée  $pt_{i,j,k}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  et l'activité statique  $ASF_k$  de chaque machine  $M_k$  susceptible de la réaliser. Enfin il transforme, grâce à une phase de défuzzification la résultante de l'inférence en une durée estimée  $Fpt_{i,j,k}$  associée à chaque opération  $O_{i,j,k}$ .

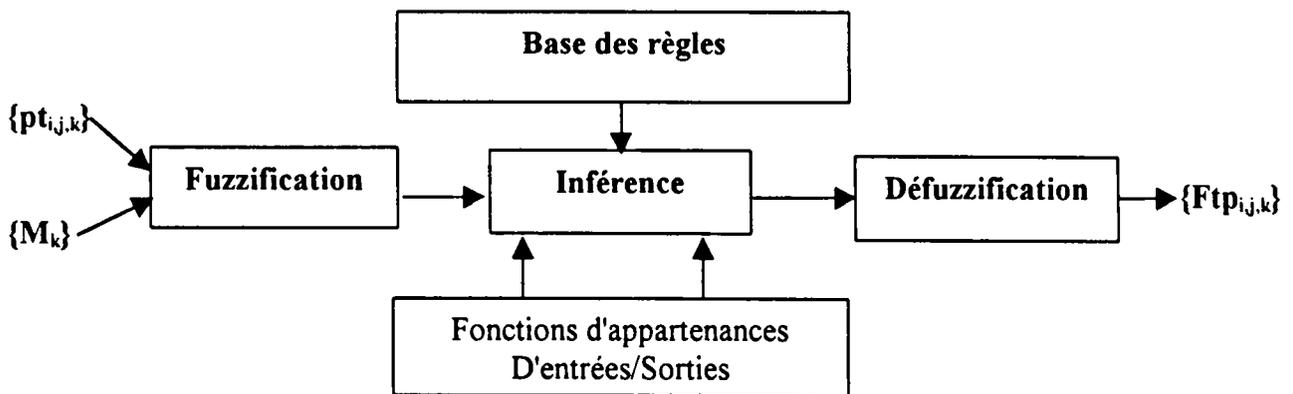


Fig.III-3. Processus de fuzzification

III-2.1.1. Fuzzification : Une boîte de fuzzification jouant le rôle d'un convertisseur Numérique/Linguistique. La fuzzification consiste à convertir les caractéristiques et/ou les performances objectives et subjectives des différentes ressources (HMI) disponibles dans le système de production en termes linguistiques définis par des fonctions d'appartenance égale à 1 si l'information recueillie est certaine et comprise entre 0 et 1 suivant le degré de certitude de celle ci (Fig.III.4).

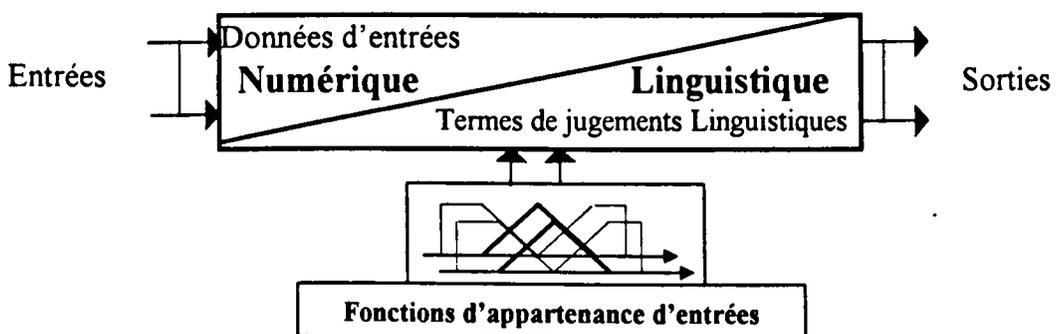


Fig.III-4. Procédure de fuzzification

Deux termes sont visés par la fuzzification à savoir la durée  $pt_{i,j,k}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  sur chaque machine  $M_k$  et un ensemble d'indices de performance caractérisant les machines  $\{M_k\}$  disponibles pour la réalisation de l'ensembles d'opérations  $\{O_{i,j,k}\}$ .

### III.2.1.1.1. Fuzzification du temps de production :

Pour la fuzzification de la durée  $pt_{i,j,k}$  de réalisation d'une opération  $O_{i,j,k}$  sur une machine disponible  $M_k$ , on définit 3 termes linguistiques {Courte, Moyenne, Longue} et chaque terme présente une classe d'évaluation

Classe Courte durée	$V_1 = [pt_1^{\min}, pt_1^{\max}]$
Classe Moyenne durée	$V_2 = [pt_2^{\min}, pt_2^{\max}]$
Classe Longue durée	$V_3 = [pt_3^{\min}, pt_3^{\max}]$

La fonction d'appartenance adoptée pour la caractérisation de la durée de réalisation d'une opération  $O_{i,j,k}$  sur une machine  $M_k$  est de forme trapézoïdale. (Fig III.5)

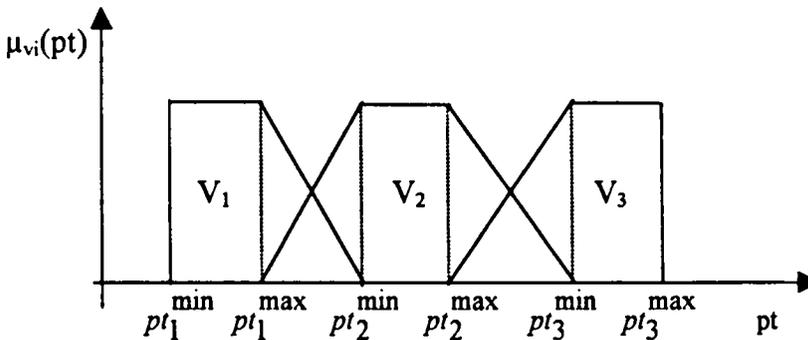


Fig.III.5. Classes de caractérisation floue d'une durée pt

Ainsi chaque opération  $O_{i,j,k}$  sur chaque machine  $M_k$  doit avoir une durée  $pt_{i,j,k}$  telle que :

$$pt_1^{\min} \leq pt_{i,j,k} \leq pt_3^{\max}$$

Si on désigne par  $\mu_n(pt_{i,j,k})$  le degré d'appartenance de  $pt_{i,j,k}$  à une classe  $V_n$  on aura :

$$\forall i, j, k, \mu_n(pt_{i,j,k}) = \begin{cases} 1 & \text{si } pt_{i,j,k} \in V_n \\ 0 & \text{si } pt_{i,j,k} \notin V_n \end{cases}$$

On qualifie de floue et incertaine une durée  $pt_{i,j,k}$  telle que :

$$\forall pt_{i,j,k} \in [pt_1^{\min}, pt_3^{\max}] \text{ et } pt_{i,j,k} \in \overline{V1} \cup \overline{V2} \cup \overline{V3}$$

Ceci veut dire que :

$$\forall i, j, k \text{ Si } pt_{i,j,k} \in ]pt_n^{\max}, pt_{n+1}^{\min}] \text{ Alors } pt_{i,j,k} \text{ est qualifié d'incertain et flou}$$

L'appartenance d'une durée floue  $pt_{i,j,k}$  à une classe  $V_n$  sera définie par :

$$\mu_n(pt_{i,j,k}) = \frac{d(pt_{i,j,k}, V_n)}{d(V_n, V_{n+1})} = \frac{pt_{n+1}^{\min} - pt_{i,j,k}}{pt_{n+1}^{\min} - pt_n^{\max}}$$

Avec :

$$\begin{cases} d(pt_{i,j,k}, V_n) & \text{distance de } pt_{i,j,k} \text{ à } V_n \\ d(V_n, V_{n+1}) & \text{distance de } V_n \text{ à } V_{n+1} \end{cases}$$

Finalement le degré d'appartenance  $\mu_n(pt_{i,j,k})$  d'une durée  $pt_{i,j,k} \forall i,j,k$  à une classe  $V_n$  sera définie  $\forall n$  par :

$$\forall i, j, k, \mu_n(pt_{i,j,k}) = \begin{cases} 1 & \forall pt_{i,j,k} \in V_n \\ 1 - \frac{|pt_{i,j,k} - pt_n^{\max}|}{|pt_{n+1}^{\min} - pt_n^{\max}|} & \forall pt_{i,j,k} \text{ qualifiée d'incertaine} \\ 0 & \forall pt_{i,j,k} \notin V_n \end{cases}$$

D'autre part, pour les fonctions d'appartenance choisies, la certitude s'exprime par le fait que pour  $pt_{i,j,k}$  donnés on a :

$$\sum_{\forall n} \mu_n(pt_{i,j,k}) = 1 \quad \forall pt_{i,j,k} \in [pt_1^{\min}, pt_3^{\max}]$$

Et la nuance ne se présente que pour deux classes adjacentes :

$$\forall pt_{i,j,k} \in [pt_1^{\min}, pt_3^{\max}], \forall n \in \{1,2,3\} \exists n_0 / \mu_{n_0}(pt_{i,j,k}) = 0$$

Exemple :

$$\text{Si } \mu_n(pt_{i,j,k}) \neq 0 \text{ Alors } \mu_{n+1}(pt_{i,j,k}) = \frac{|pt_{i,j,k} - pt_n^{\max}|}{|pt_{n+1}^{\min} - pt_n^{\max}|}$$

$$\text{et } \mu_{n+2}(pt_{i,j,k}) = 0$$

### III-2.1.1.2. Caractérisation floue de la durée d'une opération :

Ce type de caractéristiques est lié au temps opératoire  $pt_{i,j,k}$  prévu pour la réalisation d'une opération  $O_{i,j,k}$  sur une machine  $M_k$  et les termes linguistiques de jugement sont de type {Courte, Moyenne, Longue }.

En vue de l'intégration de connaissances issues d'origines différentes dans un même modèle la fonction d'appartenance utilisée pour la caractérisation de la durée  $pt_{i,j,k}$  d'une opération  $O_{i,j,k}$  est celle explicitée dans le paragraphe III-2.1.1.1. dont elle permet la représentation de plusieurs données de type Recherche opérationnelle, Statistique et Expertise. La fonction d'appartenance du temps opératoire  $pt_{i,j,k}$  d'une opération  $O_{i,j,k}$  sur une machine  $M_k$  est donnée par la figure III-6.

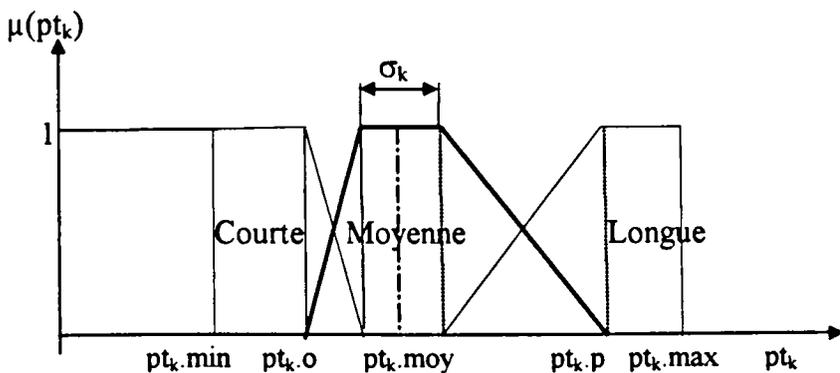


Fig.III-6. Fuzzification du temps opératoire d'une opération

$pt_k.min$  = temps opératoire minimum de réalisation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  (statistique).

$pt_{k.moy}$  = temps opératoire moyen de réalisation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  (statistique).

$pt_{k.max}$  = temps opératoire maximal de réalisation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  (statistique).

$\sigma_k$  = écart type (statistique).

$pt_{k.o}$  = temps opératoire optimiste de réalisation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  (expertise).

$pt_{k.p}$  = temps opératoire pessimiste de réalisation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  (expertise).

$pt_{k.min}$ ,  $pt_{k.max}$ ,  $pt_{k.moy}$ , et  $\sigma_k$  constituent un ensemble d'informations qui renseigne sur l'historique de réalisation de l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$ .

$$\begin{aligned}
 pt_{k.min} &= \min( pt_{i,j,k} ) \quad \forall \quad O_{i,j,k} \text{ réalisée sur } M_k \\
 pt_{k.max} &= \max( pt_{i,j,k} ) \quad \forall \quad O_{i,j,k} \text{ réalisée sur } M_k \\
 pt_{k.moy} &= \text{moy} (pt_{i,j,k}) \quad \text{de tout les } O_{i,j,k} \text{ réalisées sur } M_k
 \end{aligned}$$

$pt_{k.o}$  et  $pt_{k.p}$  sont liées à l'expertise, l'analogie et l'intuition des responsables de production et renseignent sur l'état actuel de fonctionnement de l'atelier de production

### III-2.1.1.3. Fuzzification de l'activité des machines :

Le même raisonnement s'applique pour la fuzzification statique de l'activité des machines. On a défini trois classes de performances des machines :

Classe Machine Rapide	$W_1 = [ASF_1^{\min}, ASF_1^{\max}]$
Classe Machine Normale	$W_2 = [ASF_2^{\min}, ASF_2^{\max}]$
Classe Machine Lente	$W_3 = [ASF_3^{\min}, ASF_3^{\max}]$

L'activité statique d'une machine ASF est définie comme le temps machine d'une activité (opération) sur une pièce normale. Cette caractéristique est liée aux performances technologiques de la machine et à son état de fonctionnement. La forme utilisée pour la caractérisation floue de l'activité statique d'une machine est donnée par la figure III-7.

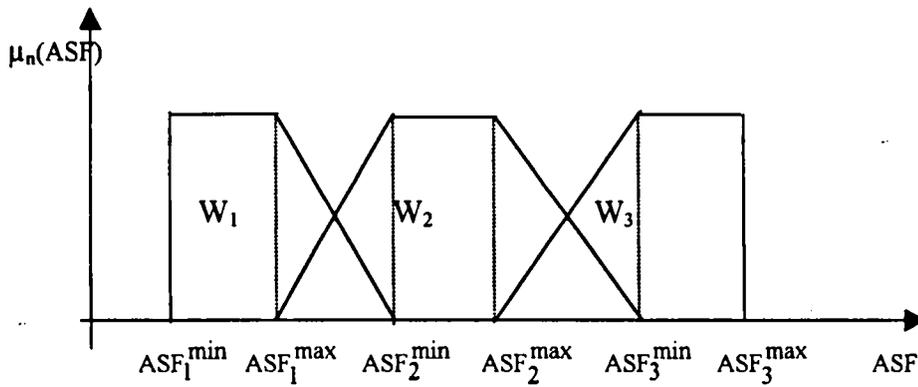


Fig.III.7. Classes de caractérisation floue d'une ASF

La certitude de l'activité d'une machine  $M_k$  disponible pour la réalisation d'une opération  $O_{i,j,k}$  sera :

$$\forall k, \mu_n(ASF_k) = \begin{cases} 1 & \forall ASF_k \in W_n \\ 1 - \frac{|ASF_k - ASF_n^{\max}|}{|ASF_{n+1}^{\min} - ASF_n^{\max}|} & \forall ASF_k \text{ qualifiée d'incertaine} \\ 0 & \forall ASF_k \notin W_n \end{cases}$$

et :

$$\text{Si } \mu_n(ASF_k) \neq 0 \text{ Alors } \mu_{n+1}(ASF_k) = \frac{|ASF_k - ASF_n^{\max}|}{|ASF_{n+1}^{\min} - ASF_n^{\max}|} \text{ et } \mu_{n+2}(ASF_k) = 0$$

#### III-2.1.1.4. Caractérisation floue de l'activité statique ASF d'une machine :

La fuzzification de l'activité statique  $ASF_k$  d'une machine est définie par le temps machine nécessaire pour la réalisation d'une opération  $O_{i,j,k}$ . On distingue, suivant la technologie utilisée, trois termes linguistiques flous pour la caractériser

**{Rapide, Normale, Lente}.**

La fonction d'appartenance représentant  $ASF_k$  d'une machine  $M_k$  exploite la forme donnée dans le paragraphe III-2.1.1.3. et est représentée par la figure III.8.

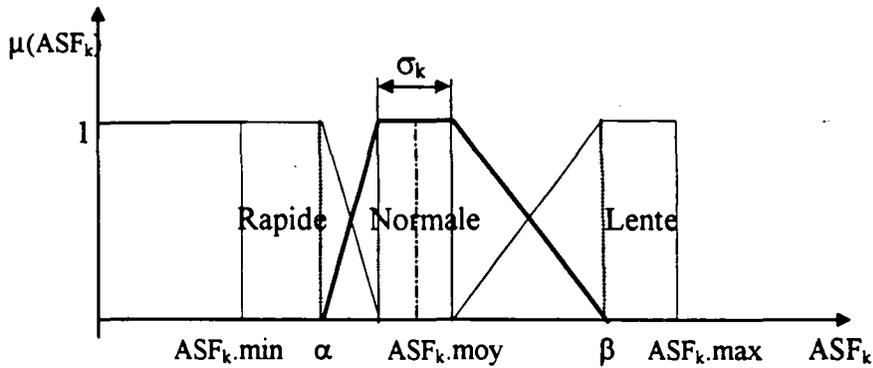


Fig.III-8. Fuzzification du temps opératoire d'une opération

- $ASF_{k.min}$  = activité statique minimale des machines rapides,
- $ASF_{k.moy}$  = activité statique moyenne des machines (statistique),
- $ASF_{k.max}$  = activité statique maximale des machines lentes.
- $\sigma_k$  = écart type (statistique).
- $\alpha$  et  $\beta$  sont deux éléments donnés par l'expert pour préciser les limites des ensembles Rapide et Lente.

Par exemple :

- $\alpha = (ASF_{k.moy} - ASF_{k.min})/2$
- $\beta = (ASF_{k.max} - ASF_{k.moy})/2$

**III-2.1.2. Inférence :** Une boîte d'inférence permet le traitement des informations issues de la phase des fuzzification à travers une base de connaissances représentée par un ensembles de fonctions d'appartenances et une base de règles, dans le but de tenir compte de l'interaction, au sens des responsables de la production, entre la durée  $pt_{i,j,k}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  et l'état actuel de la machine  $M_k$  adéquate pour sa réalisation. La base de connaissances contient l'ensemble des connaissances de caractérisation des différentes ressources de production ( HMI ) issues de plusieurs disciplines de la production (Bureau d'Etude, Ingénierie de production, Chef de production. etc).

L'architecture de la procédure d'inférence est donnée par la figure III-9

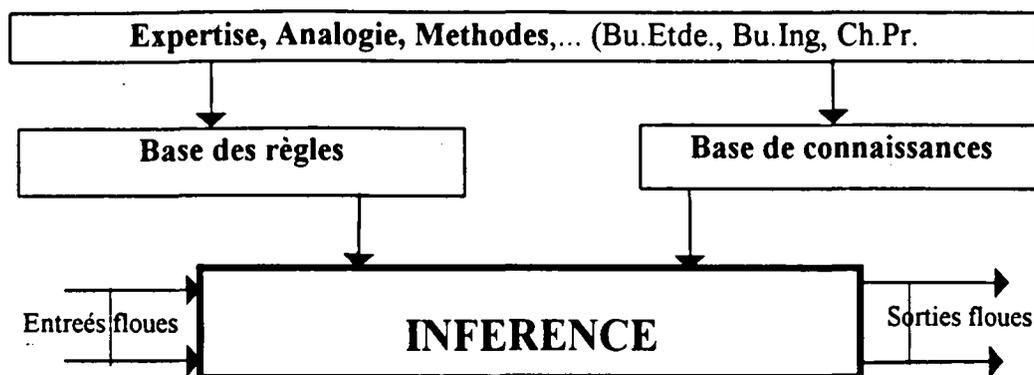


Fig.III-9. Procédure d'inférence

Durant cette phase les responsables de la production doivent définir l'interaction entre l'espace du temps de production  $V$  défini dans le paragraphe III-2.1.1.1. et celui de l'activité des machines  $W$  défini dans le paragraphe III-2.1.1.3. pour estimer une durée résultante floue  $F_{pt_{i,j,k}}$  de production de chaque opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  d'activité statique  $ASF_k$ . Cette interaction sera réalisée par le développement d'un ensemble de règles simples de bon sens sous forme :

$$\forall i,j,k \quad \text{Si } pt_{i,j,k} \in V_x \text{ ET } ASF_k \in W_y \text{ Alors } F_{pt_{i,j,k}} \in V_z$$

Où  $V_z$  représente le terme linguistique résultant de l'interaction entre  $V_x$  et  $W_y$ .

Exemple :

Durée \ ASF	W1	W2	W3
V1	V1	V2	V3
V2	V2	V2	V3
V3	V3	V3	V3

Cet ensemble de règles traduit l'expertise humaine dans le domaine de la conduite de la production ainsi que l'opinion des différents acteurs de la production. La table d'inférence suivante doit être construite pour enclencher le processus d'inférence. Elle correspond à :

Durée \ ASF	Rapide	Normale	Lente
Courte	Courte	Moyenne	Longue
Moyenne	Moyenne	Moyenne	Longue
Longue	Longue	Longue	Longue

Ainsi chaque case de la table d'inférence correspond à l'expertise, l'analogie et l'intuition humaine dans le domaine de la production et d'autre part représente l'interaction entre V et W.

Le processus d'inférence sera noté.

$$V_x \otimes W_y \equiv V_z$$

**III-2.1.3. La défuzzification :** Une boîte de défuzzification permet une conversion Linguistique/Numérique. Tenant compte d'une part de l'ensemble des données qualifiées d'incertaines et de règles issues de la production et d'autre part du mécanisme d'inférence utilisé, la procédure de défuzzification transforme le domaine d'application de la sortie, durée  $pt_{i,j,k}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  sur chaque machine  $M_k$  en une durée estimée  $Fpt_{i,j,k}$  qui tient compte du temps de production  $pt_{i,j,k}$  et de l'indice de performance  $ASF_k$  de la machine  $M_k$ . L'architecture générale de la procédure de défuzzification est donnée par la figure III-10.

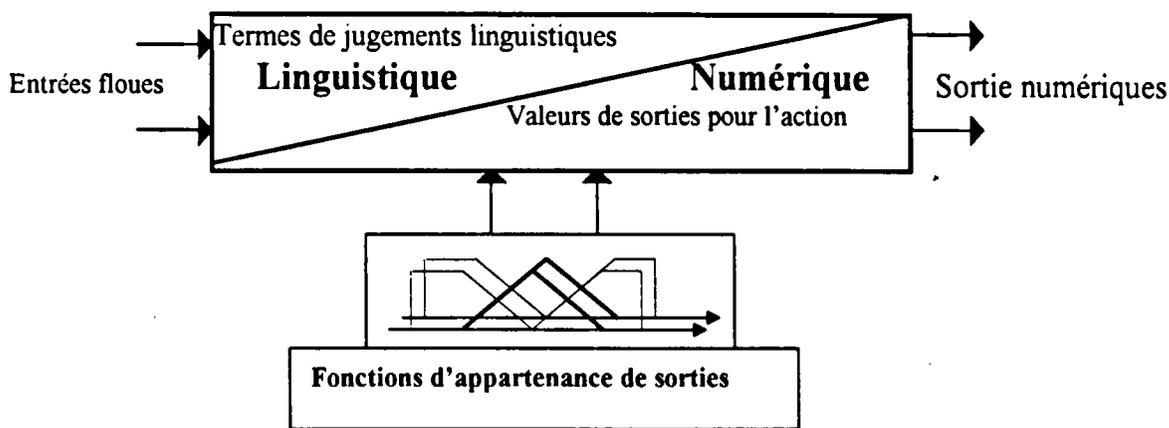


Fig.III-10. Procédure de défuzzification

Le processus de défuzzification peut être modélisé comme suit :

$\forall i, j, k \in N,$

$\forall x \in \mathcal{E}_{pt} = \{\text{Courte, Moyenne, Longue}\}, \forall y \in \mathcal{E}_M = \{\text{Rapide, Normale, Lente}\}$

Soit

$\mu_x^{pt}$  la fonction d'appartenance caractérisant la durée  $pt_{i,j,k}$   
de chaque opération  $O_{i,j,k}$

$\mu_y^{ASF}$  la fonction d'appartenance caractérisant l'ensemble des machines  $\{M_k\}$

Comme  $V_x$  est borné  $\exists f_{x,y}$  une fonction linéaire de transformation  $V_x \otimes W_y \equiv Vz$

telle que  $f_{x,y}(Fpt_{i,j,k}) = a_{x,y} * Fpt_{i,j,k} + b_{x,y}$

et

$$Fpt_{i,j,k} = \sum_{\substack{\forall x \in \mathcal{E}_{pt} \\ \forall y \in \mathcal{E}_M}} \mu_x^{pt} * \mu_y^{ASF} * Cg_z$$

où  $Cg_z = \frac{pt_x^{max} - pt_x^{min}}{2}$  désigne le centre de gravité de la classe  $V_z$

Exemple de cacul :

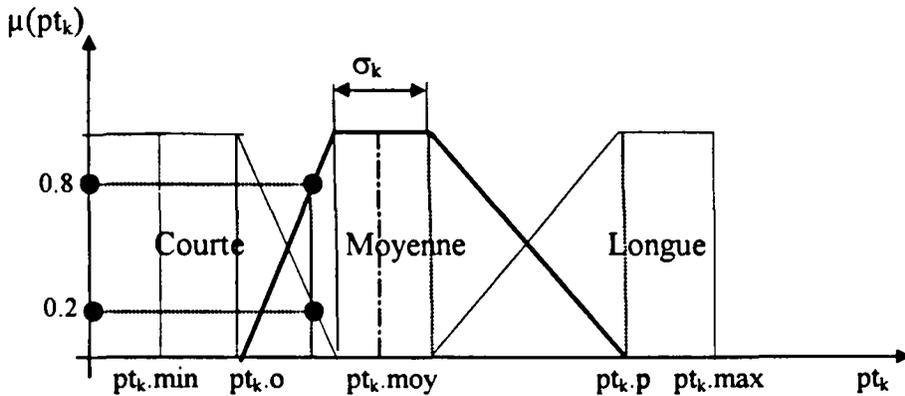


Fig.III-11. Fuzzification du temps opératoire des opérations

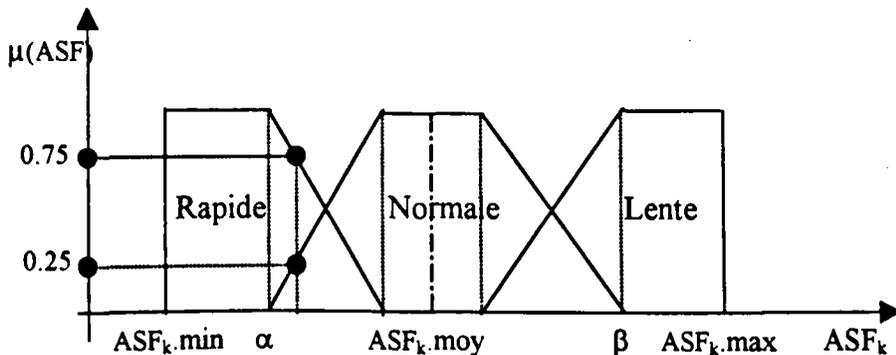


Fig.III.12. Classes de caractérisation floue des ASF

Soit la table d'inférence suivante qui décrit le processus d'inférence :

Durée \ ASF	Rapide	Normale	Lente
Courte	Courte	Moyenne	--
Moyenne	Moyenne	Moyenne	--
Longue	--	--	--

$$F_{pt} = \left( \mu_{Courte}^{pt} \mu_{Normale}^{ASF} + \mu_{Moyenne}^{pt} \mu_{Rapide}^{ASF} + \mu_{Moyenne}^{pt} \mu_{Normale}^{ASF} \right) C_{gMoyenne} + \left( \mu_{Courte}^{pt} \mu_{Rapide}^{ASF} \right) C_{gCourte}$$

$$F_{pt} = (0.2 * 0.25 + 0.8 * 0.75 + 0.8 * 0.25) C_{gMoyenne} + (0.2 * 0.75) C_{gCourte}$$

$$F_{pt} = (0.05 + 0.60 + 0.2) C_{gMoyenne} + 0.15 C_{gCourte} = 0.85 C_{gMoyenne} + 0.15 C_{gCourte}$$

Plusieurs mécanismes d'inférence et de défuzzification peuvent exister pour la réalisation de la fonction de transformation  $f_{x,y}$  pour l'estimation de la durée  $F_{pt_{i,j,k}}$  de chaque opération  $O_{i,j,k}$  sur chaque machine  $M_k$  susceptible de la réaliser à savoir :

- méthode d'inférence max-min,
- méthode d'inférence max-prod,
- méthode d'inférence somme-prod.

La figure suivante présente l'évolution de la durée estimée  $F_{pt}$  en fonction du temps prévisionnel pour une  $ASF = 3$  et avec des caractérisations floues de la forme :

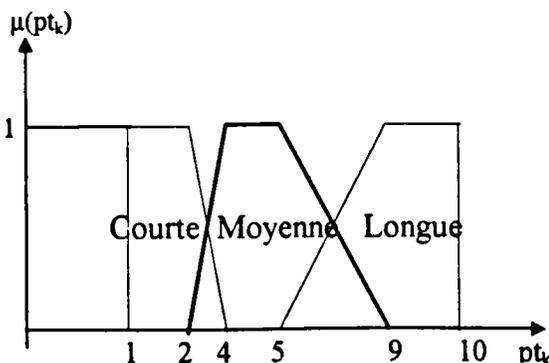


Fig.13. μ(pt)

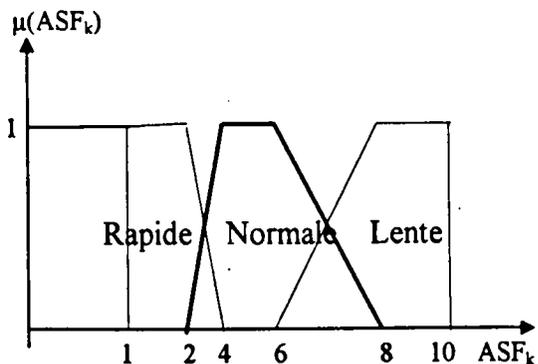


Fig.14. μ(ASF)

La simulation des processus d'inférence inscrit ci dessus a donné les résultats suivants :

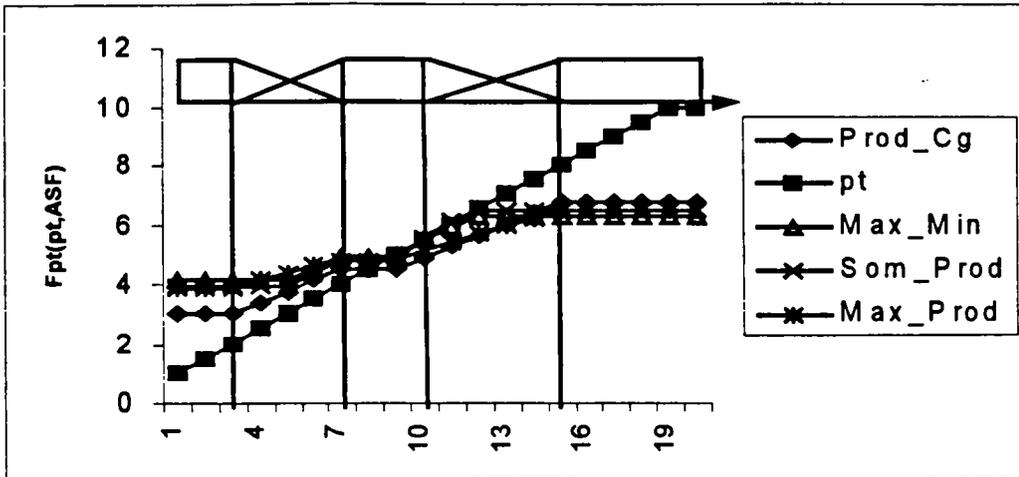


Fig.15. Evolution de  $F_{pt} = f(pt)$  pour  $ASF = 3$  et les règles données en III.2.1.2.

On remarque que la méthode d'inférence et de défuzzification donnée dans le paragraphe III-2.1.3. suit une variation linéaire sur tous les intervalles qualifiés de flous, alors que les méthodes Max\_min et Max\_prod présentent des saturations dans les mêmes intervalles.

Selon le processus d'inférence et de défuzzification adopté la figure suivante présente le domaine de l'évolution de  $F_{pt}$  en fonction du temps de production  $pt$  et de l'activité statique d'une machine ASF et ce selon le processus de d'inférence et de défuzzification adopté.

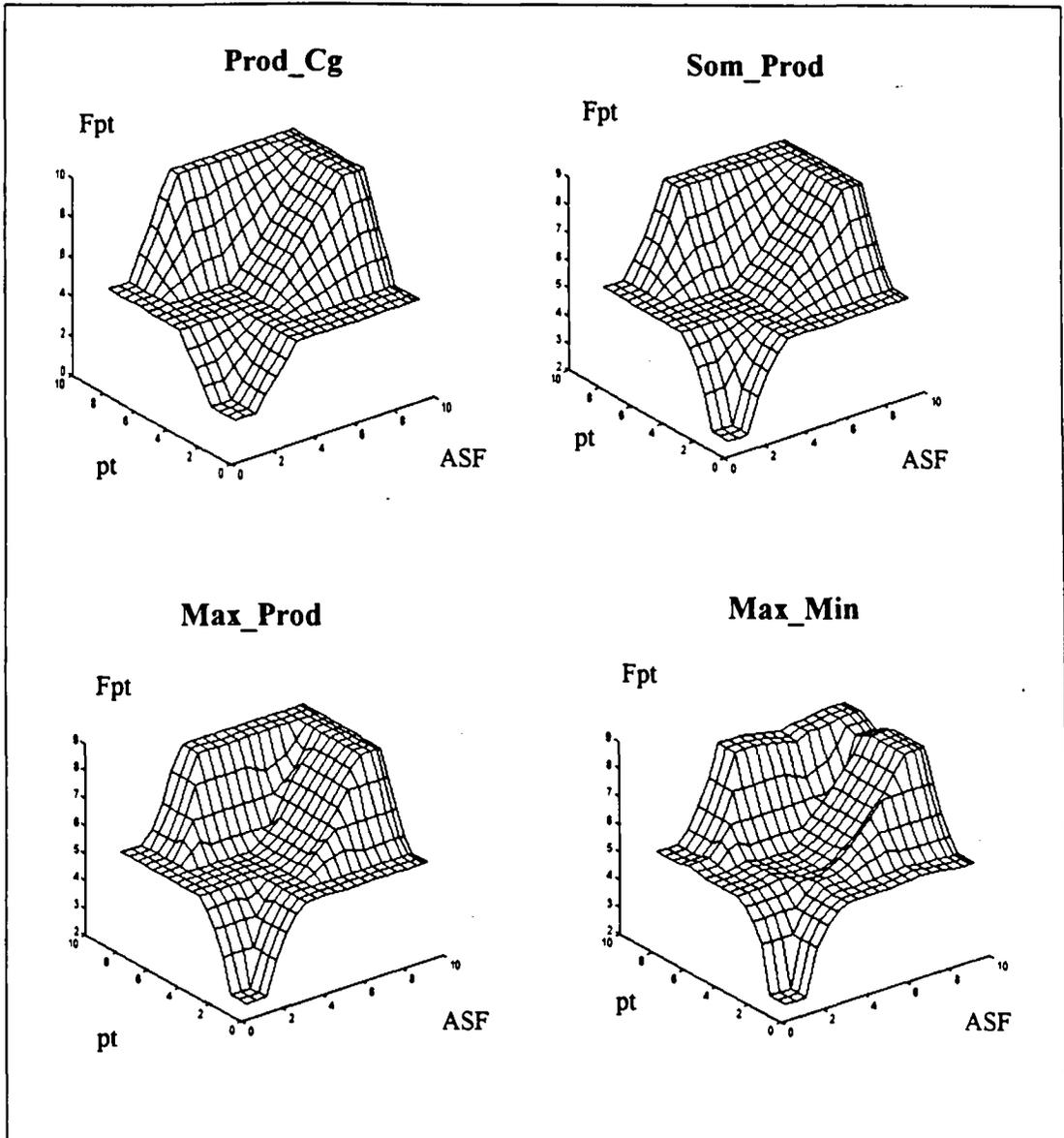


Fig.16.  $F_{pt} = f(pt, ASF)$  pour les règles données en III.2.1.2.

On remarque que les formes de la réponse  $F_{pt}$  se ressemblent pour l'ensembles des méthodes d'inférence et de défuzzification, seulement la méthode proposée dans le paragraphe III-2.1.3. présente l'avantage d'être linéaire, donc elle est rapide lors de l'exécution et elle est facile à implanter soit d'une façon logicielle soit d'une façon matérielle pour être utilisée comme processeur flou.

**III-2.2. La base de règles :** Comme tout autre système à base de règles, un modèle d'ordonnancement flou d'un atelier Job Shop est basé sur une base de connaissances et de règles de traitement de ces connaissances. Les règles d'ordonnancement sont exprimées d'une façon vague par des termes linguistiques définissant les connaissances et les jugements de l'expertise humaine. Elles visent à construire progressivement un plan de travail tout en respectant aux mieux les contraintes spécifiques des gammes  $\{G_j\}$  et les contraintes temporelles relatives à l'ensembles des produits  $\{ \{r_j\}, \{d_j\} \}$ . On distingue deux types de règles décrites dans les paragraphes suivantes.

**III-2.2.1. Les règles fixes :** Ces règles sont basées sur des paramètres fixes et exprimées d'une façon vague ( $d_j, G_j, r_j$ , nombre de produits à réaliser, machines disponibles...).

**Exemple:**

SI  $O_{i,j,k}$  est avant  $O_{i+1,j,k}$  Alors  $O_{i,j,k}$  doit être exécutée avant  $O_{i+1,j,k}$

(respect des contraintes de précédence)

SI  $M_k$  est disponible Alors appliquer la stratégie priorité au premier arrivé

(règle FIFO)

etc.

**III-2.2.2. Les règles vives :** exprimées d'une façon vague elles se basent sur l'évolution temporelle de l'ordonnancement (le nombre d'opérations restant à réaliser, les marges temporelles de chaque produit,...). On distingue selon l'état d'avancement de la construction de l'ordonnancement deux informations nécessaires pour ordonnancer et affecter une opération  $O_{i,j,k}$  à une machine  $M_k$ . La première est une caractéristique dynamique liée aux différentes opérations et est relative à l'état d'avancement de la réalisation de l'ensemble des opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  disponibles pour la production des différents produits  $\{P_j\}$ . Alors chaque opération  $\{O_{i,j,k}\}$  disponible est caractérisée par son degré d'urgence visant à satisfaire aux mieux la date au plus tard  $d_j$  de chaque produit. La deuxième est une caractéristique dynamique des machines et vise à minimiser les goulots au pied de chaque machine  $M_k$  et à répartir aux mieux la charge de l'ensemble des machines  $\{M_k\}$ .

**Exemple:**

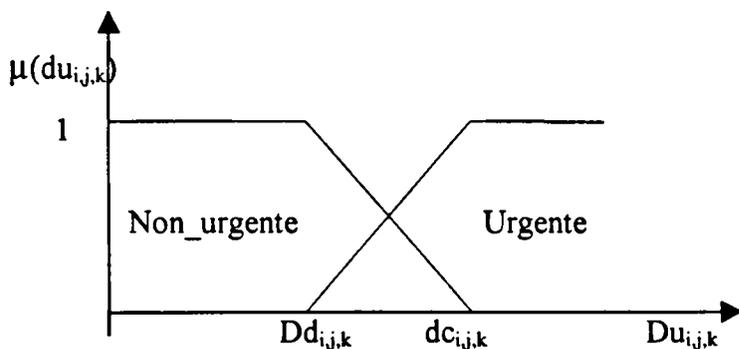
SI  $M_k$  est rapide ET  $O_{i,j,k}$  est urgente Alors  $O_{i,j,k}$  est exécutée sur  $M_k$   
 (respect de la date d'exigibilité)

SI  $M_k$  est chargée Alors la priorité est à la règle SPT  
 (minimiser les goulots)

etc...

**III-2.2.3. Caractéristique dynamique d'une opération :**

Ces caractéristiques représentent le degré d'urgence pour réaliser une opération  $O_{i,j,k}$  relative à un produit  $P_j$  donné. Le degré d'urgence  $Du_{i,j,k}$  d'une opération  $O_{i,j,k}$  est lié directement à ses antécédents et à sa date au plus tard  $d_{i,j,k}$  de réalisation sur la machine  $M_k$ , il est caractérisé par les termes de jugement { Urgent, Non\_urgent }. La fonction d'appartenance du degré d'urgence d'une opération  $O_{i,j,k}$  relative à une machine  $M_k$  est donnée par la figure III-12.



**Fig.III-12. Fuzzification du degré d'urgence d'une opération  $O_{i,j,k}$**

- $Dd_{i,j,k}$  = date de disponibilité de l'opération  $O_{i,j,k}$  relative à un produit  $P_j$  sur la machine  $M_k$
- $dc_{i,j,k}$  = date au plus tard critique de réalisation d'une opération  $O_{i,j,k}$  relative à un produit  $P_j$  sur la machine  $M_k$ . Date à partir de laquelle le retard n'est plus acceptable.

Pour tout produit  $P_j$  Si  $O_{i,j,k}$  est disponible à l'instant  $t$  devant  $M_k$  Alors

$$Du_{i,j,k} = d_j - t - Fpt_{i,j,k}$$

### III-2.2.4. Activité dynamique d'une machine

L'activité dynamique d'une machine  $FDAM_k$  est définie par l'évolution temporelle de la charge de la machine, elle nous renseigne sur son degré de sollicitation et caractérise son état de charge, elle est définie comme la somme temporelle de l'ensemble des opérations de la file d'attente de la machine  $M_k$ . On distingue deux termes linguistiques caractérisant l'activité dynamique des machines : { Chargée, Non\_Chargée}.

La fonction d'appartenance modélisant l'activité dynamique d'une machine, sa charge en fonction de l'état de l'ordonnancement, est donnée par la figure III-13.

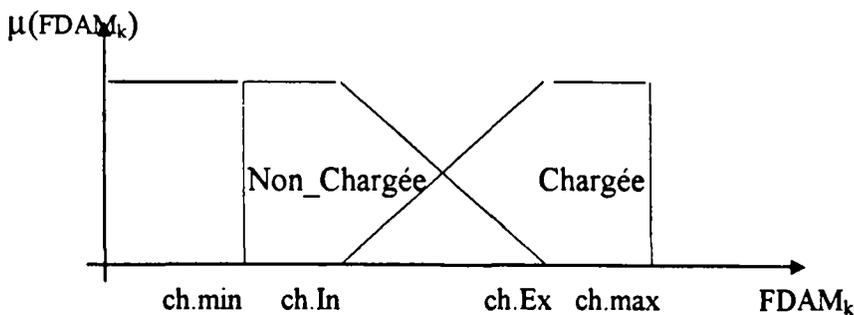


Fig.III-13. Fuzzification de l'activité dynamique d'une machine

- \* ch.In. : charge insuffisante, ceci veut dire que la machine est peu sollicitée,
- \* ch.Ex. : charge exagérée, ce ci veut dire que la machine est trop sollicitée et elle peut présenter un goulot d'étranglement dans la production,
- \* ch.min : charge minimale acceptable pour la machine, veut dire que la machine est sous exploitée et donc non rentable,
- \*ch.max : charge maximale de la machine, veut dire qu'avec cette charge on peut plus respecter les délais des produits de la file d'attente.

$$\text{Pour tout } M_k, FDAM_k = \sum_{\forall i, j} Fpt_{i, j, k} \quad \forall O_{i, j, k} \text{ au pied de } M_k$$

### III.2.3. Les heuristiques :

Pour construire progressivement un ordonnancement, un mécanisme de classement des opérations prêtes pour l'exécution sur les machines disponibles est déclenché. Ce mécanisme d'affectation machine opération, tenant compte à chaque instant des caractéristiques

dynamiques  $\{Du_{i,j,k}\}$  de l'ensemble des opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  et de l'activité dynamique  $\{FDAM_k\}$  de l'ensemble de machines  $\{M_k\}$ , tend à choisir, selon la stratégie des règles d'ordonnancement, une opération parmi celles qui sont prêtes pour l'ordonnancement. Donc les heuristiques d'ordonnements permettent de simuler certaines règles de priorité pour résoudre les problèmes de conflits opérations-machines. Ces règles sont généralement basées sur une information contenue dans l'opération à réaliser, dans l'ordre de fabrication, dans la file d'attente, etc.

Plusieurs types de règles de priorité ont été proposées [Conway, 1962], dont leurs applications dépendent du cas pratique envisagé.

Les règles de références qui peuvent être implantées dans le MOF sont :

- **SPT** : (Short Processing Time), à chaque point de décision la priorité est donnée à l'opération ayant la plus courte durée d'exécution.
- **EDD** : (Earliest Due Date), à chaque point de décision la priorité est donnée à l'opération ayant la date au plus tard la plus petite relative au produit.
- **ST** : (Slack time) , à chaque point de décision, l'opération ayant la plus petite marge temporelle est prioritaire. Faute de disponibilité des ressources de production cette marge peut devenir négative.
- **OCR** : (Operation Critical Ratio), à chaque point de décision , la priorité est donnée à l'opération dont le ratio critique (rapport entre le temps encore disponible avant la fin planifiée initialement de l'opération et le temps estimé nécessaire pour la terminer)est le plus faible, ce dernier temps comprenant éventuellement celui de la file d'attente de la machine).
- **ODD** : (Minimum Modified Operation Due-Date), priorité à l'opération ayant la plus petite date au plus tard modifiée, etc.

### III-2.4. Le mécanisme d'ordonnancement

Le mécanisme d'ordonnancement a pour objectif d'affecter l'ensemble des ressources de production aux différentes opérations à réaliser et de décider des instants de début d'exécution des opérations et ceci en respectant un ensemble de contraintes qui s'imposent au système de production et en satisfaisant au mieux un ensemble d'objectifs constituant une fonction coût de l'ordonnancement.

Une opération  $O_{i,j,k}$  nécessite, pour son exécution, l'emploi de ressources. On distingue deux types de ressources : les ressources renouvelables et les ressources consommables. Les ressources renouvelables, représentées par  $\{M_k\}$  sont celles qui peuvent être réutilisées. Les machines, les robots, les ressources de transport, sont disponibles après utilisation. Les ressources consommables sont les matières premières et de l'énergie, etc. Dans la suite on considère que les ressources consommables sont toujours disponibles : en effet, leur disponibilité est assurée par la planification, l'horizon de l'ordonnancement n'étant pas suffisant pour permettre l'arrivée d'une ressource consommable commandée au cours de la même période.

L'exécution de l'ensemble des opérations  $\{O_{i,j,k}\}$  s'effectue grâce à un ensemble de ressources renouvelables  $\{M_k\}$  qui sont les machines.

Nous désignons par  $Fpt_{i,j,k}$  une durée calculée au sens de la logique floue, nécessaire pour exécuter l'opération  $O_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  (cf paragraphe III-2.1).

Alors résoudre un problème d'ordonnancement, c'est choisir pour chaque opération  $O_{i,j,k}$  une machine  $M_k \in \{M\}$  et une date de début  $r_{i,j,k}$  de telle sorte qu'on respecte les contraintes technologiques représentées par l'ensemble des gammes de fabrication  $\{G_j\}$  relatives à l'ensemble des produits  $\{P_j\}$  disponibles pour la production et au mieux les contraintes temporelles  $\{r_j, d_j\}$ . La formulation de l'ensemble de contraintes à respecter est donnée comme suit :

- (i)  $r_{i,j,k} + Fpt_{i,j,k} \leq r_{i+1,j,k}$ , ce qui signifie que l'opération  $O_{i,j,k}$  se termine au plus tard lorsque  $O_{i+1,j,k}$  commence ;
- (ii) Si  $O_{i,j,k} \equiv O_{i',j',k}$  Alors  $[r_{i,j,k}, r_{i,j,k} + Fpt_{i,j,k}] \cap [r_{i',j',k}, r_{i',j',k} + Fpt_{i',j',k}] = \emptyset$ .

Cela signifie que si deux opérations utilisent la même machine, les périodes d'occupation de la machine par ces opérations sont disjointes.

Notons que, dans les problèmes que l'on rencontre dans l'industrie, les opérations ne sont généralement pas interruptibles et une opération commencée sur une machine ne quittera cette machine qu'une fois terminée.

(iii)  $r_{1,j,k} \geq r_j$  une telle contrainte indique que la première opération relative à un produit  $P_j$  ne peut pas débiter avant la date de disponibilité du produit.

L'algorithme d'ordonnancement est composé de trois phases :

**Phase 1-** Construire l'ensemble des opérations  $O_{i,j,k}$  disponibles  $Do$  pour l'ordonnancement à la date courante  $D.Court$ . Une opération  $O_{i,j,k}$  n'est disponible à une date courante  $D.Court$  que si tous ses prédécesseurs dans la gamme  $G_j$  sont ordonnancés et  $D.court \geq r_{i,j,k}$

```

/* P : Ensemble total des opérations à ordonnancer  $P = NDo \cup Do \cup Ro$  */
/* NDo : Ensemble des opérations non encore ordonnancées à la date courante  $D.Court$  */
/* Do : Ensemble des opérations prêtes à ordonnancer à la date courante  $D.Court$  */
/* Ro : Ensemble des opérations déjà ordonnancées à la date courante  $D.Court$  */
/* D.Court : Date courante */
/* D.Fin : Date de fin d'une opération  $O_{i,j,k}$  égale à  $r_{i,j,k} + F_{pt_{i,j,k}}$  */
/* Etat : Etat de l'opération  $O_{i,j,k}$  Si Etat = 0 Alors  $O_{i,j,k}$  n'est pas prête à ordonnancer */
/* Si Etat = 1 Alors  $O_{i,j,k}$  est prête à ordonnancer */
/* Si Etat = 2 Alors  $O_{i,j,k}$  a été déjà ordonnancée */
    
```

**Début**

$D \leftarrow D.Court$

Pour chaque opération  $O_{i,j,k} \in P \quad \forall i,j,k$

Si  $O_{i-1,j,k}.Etat < 2$  Alors Insérer  $O_{i,j,k}$  dans  $NDo$

Si  $O_{i-1,j,k}.Etat = 2$  Alors Insérer  $O_{i,j,k}$  dans Do  
 Eliminer  $O_{i,j,k}$  de NDo  
 Si  $D \geq O_{i,j,k}.D.Fin$  Alors Insérer  $O_{i,j,k}$  dans Ro  
 Eliminer  $O_{i,j,k}$  de Do

**Finpour.**

$$P = NDo \cup Do \cup Ro$$

**Fin.**

**Phase 2** - Construire l'ensemble des machines disponibles pour la production à la date courante D.Court.

/\*  $M$  : Ensemble total des machines disponibles pour la production  $M = MD \cup MND$  \*/  
 /\*  $MD$  : Ensemble des machines disponibles à la date courante D.Court \*/  
 /\*  $MND$  : Ensemble des machines non disponibles à la date courante D.Court \*/  
 /\*  $M.Etat$  : Etat de la machine  $M_k$  Si  $M.Etat = 0$  Alors  $M_k$  n'est pas disponible \*/  
 /\* Si  $M.Etat = 1$  Alors  $M_k$  est disponible \*/  
 /\*  $D.Court$  : Date courante \*/  
 /\*  $M_k.Dl$  : date de libération de la machine  $M_k$  \*/

**Début**

$D \leftarrow D.Court$  ;

Pour chaque machine  $M_k \in M \quad \forall k \in N$

Si  $D.Court \geq M_k.Dl$  Alors Insérer  $M_k$  dans  $MD$

Sinon Insérer  $M_k$  dans  $MND$  ;

Finpour ;

$$M = MND \cup MD ;$$

**Fin.**

**Phase 3** - Affecter à chaque opération disponible à la date courante D.Court la machine disponible susceptible de sa réalisation en appliquant un ensemble d'heuristiques et des règles (cf paragraphe III.2.2.) :

**Règle1** : Si  $\text{Card}(\text{Do}) = 1$  et  $\text{Card}(\text{MD}) = 1$  Alors  $O_{i,j,k}$  est à ordonnancer sur la machine  $M_k \in \text{MD}$ .

**Règle2** : Si  $\text{Card}(\text{Do}) > 1$  et  $\text{Card}(\text{MD}) = 1$  Alors appliquer la stratégie de décision proposée par l'expert. La stratégie de décision est une heuristique parmi l'ensemble d'heuristiques données dans le paragraphe III-2.3.

**Exemple :**

Supposant qu'à la date courante  $D.\text{Court} = 3$ , que  $\text{MD} = M_2$  et  $\text{Do} = \{ O_{2,1,2}, O_{2,2,2} \}$ .

Soient  $F_{pt_{2,1,2}} = 2,5$  et  $F_{pt_{2,2,2}} = 3$  les durées floues générées par le processus de fuzzification, (cf paragraphe III-2.1), pour les deux opérations  $O_{2,1,2}$  et  $O_{2,2,2}$  et  $d_1 = 10$ ,  $d_2 = 9$ .

Si la stratégie de décision proposée par l'expert de production est celle de l'heuristique ST (Slack Time) Alors  $O_{2,2,2}$  sera ordonnancée sur  $M_2$  car

$$(d_2 - D.\text{Court} - F_{pt_{2,2,2}}) = 9 - 3 - 3 = 3 < (d_1 - D.\text{Court} - F_{pt_{2,1,2}}) = 10 - 3 - 2,5 = 5,5.$$

**Règle3** : Si  $\text{Card}(\text{Do}) = 1$  et  $\text{Card}(\text{MD}) > 1$  Alors  $O_{i,j,k}$  est affectée à la machine  $M_k$  la plus rapide  $\forall M_k \in \text{MD}$ , et  $O_{i,j,k}$  sera ordonnancée sur la machine  $M_k$  choisie.

**Règle4** : Si  $\text{Card}(\text{Do}) > 1$  et  $\text{Card}(\text{MD}) > 1$  Alors appliquer la stratégie MDF (Minimum Date de Fin)

$O_{i,j,k}$  élue pour l'exécution sera caractérisée par le  $\min(d_{i,j,k}) \forall O_{i,j,k} \in \text{Do}$  et  $\forall M_k \in \text{MD}$

La stratégie MDF vise à minimiser la date de fin de l'opération à ordonnancer, ce qui veut dire affecter à la machine  $M_k$  l'opération  $O_{i,j,k}$  de telle sorte qu'elle puisse se libérer le plus tôt possible.

**Exemple :**

Supposant qu'à la date courante  $D.\text{Court} = 5$ , que  $\text{MD} = \{M_2, M_3\}$  et  $\text{Do} = \{ O_{3,1,2}, O_{3,1,3}, O_{3,2,2}, O_{3,2,3} \}$ .

Soit  $(F_{pt_{3,1,2}}, F_{pt_{3,1,3}}, F_{pt_{3,2,2}}, F_{pt_{3,2,3}}) = (2,5, 3, 3,5, 4)$  les durées floues générées par le processus de fuzzification pour les opérations  $O_{3,1,2}, O_{3,1,3}, O_{3,2,2}, O_{3,2,3}$ .

Dans ce cas le  $\min(d_{3,1,2}, d_{3,1,3}, d_{3,2,2}, d_{3,2,3}) = \min(7.5, 8, 8.5, 9) = 7.5$  et  $O_{3,1,2}$  sera ordonnancer sur  $M_2$ .

**Règles** :  $\forall O_{i,j,k} \in Do$  Si  $O_{i,j,k}$  est urgente Alors  $O_{i,j,k}$  est affectée et ordonnancée sur la machine la plus rapide,  $\forall M_k \in MND \cup MD$ , chercher  $M_k$  qui minimise la date de fin de réalisation de  $O_{i,j,k}$ . La date de fin d'une opération  $O_{i,j,k}$  est calculée de la manière suivante :

$$D.Fin = \min ( \min(D.court + Fpt_{i,j,k}) \forall M_k \in MD , \min(M_k.Dl + Fpt_{i,j,k}) \forall M_k \in MND )$$

$$\forall M_k \text{ susceptible de réaliser } O_{i,j,k}$$

où  $M_k.Dl$  représente la date de libération de la machine  $M_k \forall M_k \in MND$ .

**Règle6** :  $\forall M_k \in MD$  Si  $M_k$  est chargée Alors appliquer la stratégie SPT.

$$O_{i,j,k} \text{ élue pour l'exécution sera caractériser par le } \min(Fpt_{i,j,k}) \forall O_{i,j,k} \in Do$$

L'algorithme d'ordonnancement proposé est basé essentiellement sur l'expertise des responsables de production. D'une part il tient compte de l'interaction entre les durées prévisionnelles proposées par le bureau d'étude, les performances des machines disponibles pour la production et de l'opinion du chef de production pour caractériser les ressources de production et l'expression de leurs états optimiste et pessimiste. D'autre part c'est au responsable de production de choisir quelle est la règle de décision à activer pour résoudre les problèmes de conflits opération-machine afin de chercher un compromis entre plusieurs critères à satisfaire (minimiser le nombre des retards, la moyenne des retard,  $C_{max}, \dots$ ).

Dans la suite on propose un critère pour qualifier un ordonnancement généré par le MOF. Ce critère est basé sur des données statistiques relative à un ordonnancement donné (moyenne des retard, écart type des retard, le ratrd maximale admissible pour un ordonnancement).

### III-2.5. Admissibilité d'un ordonnancement

Selon plusieurs stratégies d'ordonnancement traduisant l'expertise et suivant le type d'atelier à planifier, des heuristiques sont appliquées visant à minimiser soit les temps de réalisation de l'ensemble des produits soit l'ensemble des retards associés à chaque produit.

Ces règles d'ordonnancement (SPT, FIFO, Deadline, Slack Time,...) sont appliquées afin de minimiser certains critères ( nbre de retards, goulots, retards...) et de proposer un ensemble d'ordonnements flou admissibles.

L'étude de l'admissibilité et de la crédibilité pour le choix de la solution de l'ordonnancement est faite à travers la caractérisation des ordonnancements proposés selon une fonction globale de caractérisation  $\mu(g)$  et une fonction critère  $C_{(ord)}$  d'évaluation de l'ordonnancement choisie.

#### III-2.5.1. Caractérisation globale d'un ordonnancement :

Elle consiste à caractériser la somme des retards relatifs aux temps de fabrication de l'ensemble des produits par des termes linguistiques de jugement exprimés par {Bon, Mauvais}.

La fonction caractéristique  $\mu(g)$  modélisant la qualité de l'ensemble d'ordonnements relatif aux différents produits sur un horizon fini est donnée par la figure III-14.

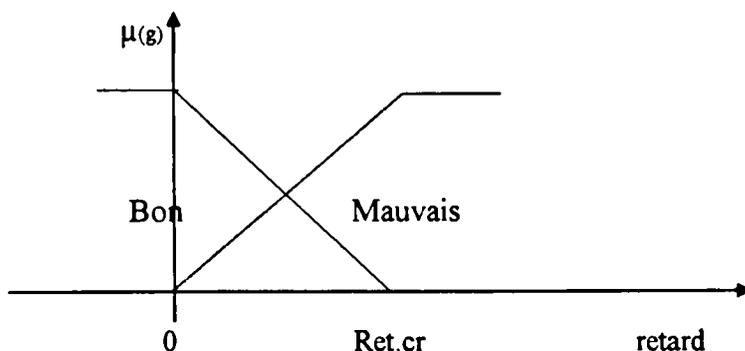


Fig.III-14. Fonction caractéristique d'un ordonnancement global

- Ret.cr. : Retard global critique d'un ordonnancement admissible à partir du quel il sera rejeté. Il est défini par le responsable de la production.

### III-2.5.2. Fonction critère d'un ordonnancement

Chaque ordonnancement flou admissible est caractérisé par une fonction critère ( $C_{(ord)}$ ) représentant son admissibilité et sa crédibilité. Les deux critères proposés pour étudier l'admissibilité et la crédibilité des ordonnancements sont la moyenne ( $m_{(ord)}$ ) et l'écart type ( $\sigma_{(ord)}$ ) des retards associés à l'ensemble des produits à réaliser.

La fonction critère ( $C_{(ord)}$ ) proposée d'un ordonnancement flou admissible est donnée par la figure III-15.

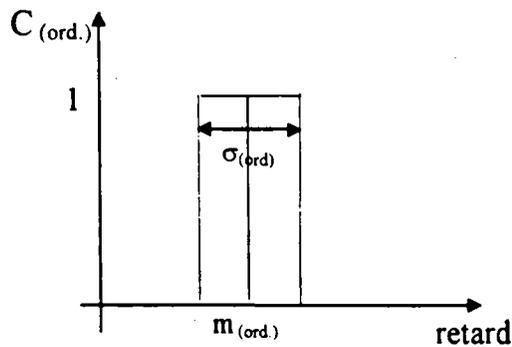


Fig.III-15. Fonction critère d'un ordonnancement flou admissible

L'ensemble d'ordonnancement global est caractérisé par une fonction de caractérisation traduisant son admissibilité vis à vis du critère Ret.cr et sa fonction caractéristique est donnée par la figure III-14.

L'association de la fonction critère ( $C_{(ord)}$ ) et de la fonction caractéristique modélisant la qualité des ordonnancements admissibles ( $\mu_{(g)}$ ) (fig.III-14). nous permet le choix d'un ordonnancement admissible par le biais de la recherche du centre de gravité  $Cg_{(ord)}$  sur l'horizon  $[0.. (m_{(ord)} + \sigma_{(ord)})]$  de  $\text{Max}(C_{(ord)}, \mu_{(ord)})$ . L'ordonnancement le plus crédible et le plus certain sera donc celui caractérisé par :

$$\text{Min}(Cg_{(ord.1)}, Cg_{(ord.2)}, Cg_{(ord.3)}, \dots, Cg_{(ord.k)}).$$

$Cg_{(ord.k)}$  : le centre de gravité relatif au  $k$ ième ordonnancement admissible.

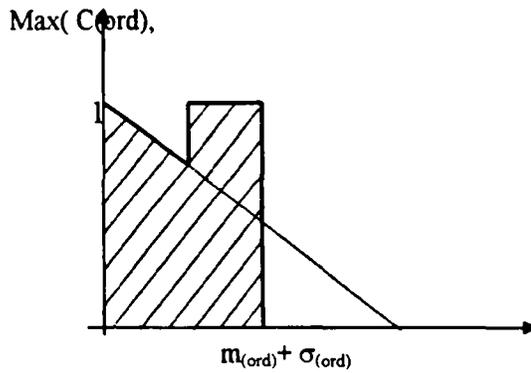


Fig.III-16. Qualification statistique globale de la qualité de l'ordonnement

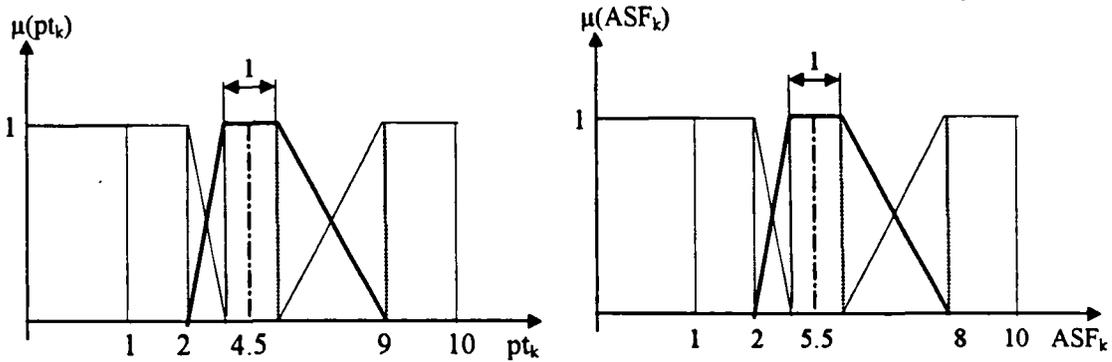
**III-3. Exemple d'illustration :**

Un système de production flexible est composé de 5 machines notées  $M=\{M_k\}$   $k=[1..5]$ .

Cet ensemble de machines fabrique 3 produits notés  $P=\{P_i\}$ ,  $i=[1..3]$ . La table suivante TAB.III.1 précise le nombre et l'ordre des opérations de chaque produit ainsi que les durées relatives sur chaque machines.

Produits		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
P1	O <sub>1,1</sub>	1	9	3	7	5
	O <sub>2,1</sub>	3	5	2	6	4
	O <sub>3,1</sub>	6	7	1	4	3
P2	O <sub>1,2</sub>	1	4	5	3	8
	O <sub>2,2</sub>	2	8	9	4	3
	O <sub>3,2</sub>	9	5	1	2	4
P3	O <sub>1,3</sub>	1	5	9	3	2
	O <sub>2,3</sub>	5	9	2	4	3

La caractérisation floue de l'ensemble des opérations et de l'ensemble des machines est donnée par la figure suivante :



L'ensemble des règles de jugement présenté par l'expert de production est donné comme suit :

Durée \ ASF	Rapide	Normale	Lente
Courte	Courte	Moyenne	Moyenne
Moyenne	Moyenne	Moyenne	Longue
Longue	Moyenne	Longue	Longue

Les activités statiques floues de chaque machine sont présentées par le tableau suivant :

Machine	ASF
1	2
2	5.5
3	2.25
4	2.5
5	3.5

Activités statiques floues des machines

La simulation du processus d'inférence et de défuzzification par la méthode Prod\_Cg à donné les résultats suivants :

Produits		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>	Dtôt	Dtard
P1	O <sub>1,1</sub>	1.5	9.5	3.12	4.91	4.5		
	O <sub>2,1</sub>	3	4.5	1.75	4.7	4.5	0	7
	O <sub>3,1</sub>	4.5	7	1.75	4.5	3.75		
P2	O <sub>1,2</sub>	1.5	4.5	4.5	3.25	6.37		
	O <sub>2,2</sub>	1.5	8.25	5.91	4.5	3.75	0	7
	O <sub>3,2</sub>	4.5	4.5	1.75	2	4.5		
P3	O <sub>1,3</sub>	1.5	4.5	4.91	3.25	3		
	O <sub>2,3</sub>	4.5	9.5	1.75	4.5	3.75	0	6

Le processus d'ordonnancement décrit dans le paragraphe III-2.4. propose trois ordonnancements possibles dont les caractéristiques sont les suivantes :

Ordonnement	Nbre. Retards	Moy Retards	$\sigma$	Crédibilité
1	2	1.13	0.26	0.724
2	2	1.63	0.26	0.534
3	0	0	0	max

On remarque que l'ordonnement le plus crédible est celui du numéro 3 dont le plan de fabrication est donné comme suit :

Opérations	1		2		3				
	r <sub>1,j,k</sub>	d <sub>1,j,k</sub>	r <sub>2,j,k</sub>	d <sub>2,j,k</sub>	r <sub>3,j,k</sub>	d <sub>3,j,k</sub>			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.5	M <sub>3</sub>	1.5	3.25	M <sub>5</sub>	5	6.75
P <sub>2</sub>	M <sub>1</sub>	1.5	3	M <sub>1</sub>	3	4.5	M <sub>4</sub>	4.5	6.5
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3	M <sub>3</sub>	3.25	5			

## Conclusion :

Dans ce chapitre, on a développé une méthodologie de résolution du problème d'ordonnancement en Job-Shop flexible se caractérisant par un environnement incertain. Elle est basée essentiellement sur le développement d'un modèle d'ordonnancement flou MOF et la caractérisation floue des différentes ressources matérielles et informationnelles.

Cette caractérisation est basée d'une part sur l'expertise et les jugements de l'opérateur humain, ceci représente des données subjectives, et d'autre part sur des statistiques, ceci représente des données objectives. Cette caractérisation intègre plusieurs types de connaissances de natures différentes issues des responsables de production (Bureau d'étude, Ingénieurs, Chef de production,...).

La fonction coût proposée dans notre cas est celle de la crédibilité. L'analyse de la crédibilité et de la certitude d'un ordonnancement admissible est interprétée à travers :

- une fonction d'appartenance globale  $\mu_{(g)}$  traduisant le degré d'appartenance de l'admissibilité d'un ordonnancement à l'ensemble des ordonnancements admissibles,

- une fonction critère  $C_{(ord,k)}$  proposée pour caractériser l'ensemble des ordonnancements admissibles obtenus. Cette fonction critère (de qualification) est basée sur la moyenne  $m_{(ord,k)}$  et sur l'écart type  $\sigma_{(ord,k)}$  des retards relatif au  $k$  ième ordonnancement admissible.

Selon l'objectif visé par les responsables de la production la fonction coût peut être définie autrement (minimiser la somme des retard, le nombre des retards,  $C_{max}, \dots$ ).

## **Chapitre –IV**

# **Etude de la robustesse d'un ordonnancement**

## INTRODUCTION

De nos jours les connaissances de l'expert jouent un rôle prépondérant dans le domaine de la conduite et du pilotage des ateliers de production guidés à partir d'un ensemble de règles et/ou de connaissances. Néanmoins dans certains cas de prise de décision l'analogie, l'expérience, l'intuition et les règles d'évaluation de l'expert peuvent être entachées d'erreurs et d'imprécisions. Cela est dû essentiellement au manque d'expérience dans certains cas de prise de décision suite à l'évolution croissante et la diversité des problèmes posés par l'ordonnancement de la production, (optimisation de certains critères, satisfaction des besoins des clients, contraintes de ressources de production...). Aussi l'expertise diffère t'elle d'un expert à un autre et de l'état d'esprit de l'expert lors de la prise de décision.

Le Modèle d'Ordonnancement Flou (MOF) développé dans le chapitre III est basé sur les concepts d'expertise et de caractérisation floue des différentes ressources et/ou contraintes de production ainsi que sur les concepts de la logique floue à savoir les opérateurs flous, la fuzzification l'inférence et la défuzzification.

### **IV.1. Les données objectifo-subjectives pour la caractérisation des différentes ressources de production :**

A chaque ressource de production est associée une caractérisation floue grâce à une fonction d'appartenance qui représente la classification des ressources en sous ensembles flous désignés par un ensemble de termes linguistiques (paragraphe III-2).

Les données objectives de caractérisation des ressources de production HMI (Hommes, Machines, Informations) sont basées sur des statistiques (moyenne, écart type). Alors que les données subjectives quant à elles sont issues de l'expertise des responsables de la production. Généralement ces données subjectives sont entachées d'erreurs et d'incertitudes et dépendent de l'état de la production, aussi elles varient d'un expert à un autre et de l'instant d'acquisition des informations.

Les données subjectives, caractérisant les ressources de production, exprimées par les experts de la production sont les états optimiste et pessimiste. Ces états caractérisent d'une part la fonction d'appartenance des durées relatives à l'ensemble des opérations à réaliser, et d'autre part l'activité statique de l'ensemble des machines disponibles pour la production.

La figure suivante (Fig. IV-1) présente un exemple de fonction d'appartenance de caractérisation du temps de production (pt) d'un ensemble d'opérations à réaliser sur un processus de fabrication donné.

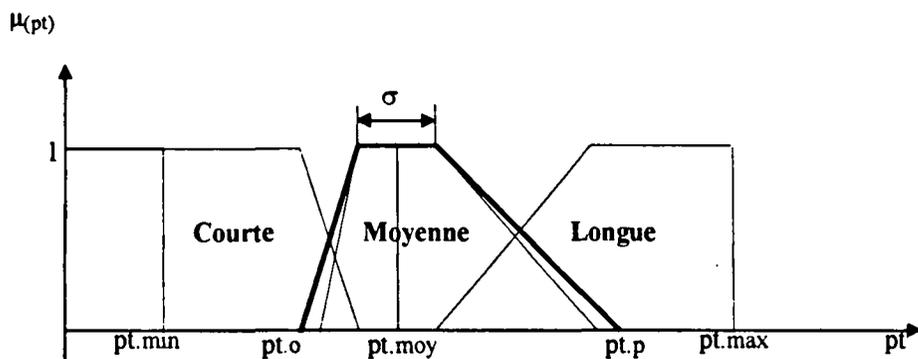


Fig. IV-1. Fuzzification du temps de production pt (durée)

Données	Désignation	Origine
pt.min	Temps minimal de production	Statistique
pt.moy	Temps moyen de production	Statistique
$\sigma$	Ecart type	Statistique
pt.max	Temps maximal de production	Statistique
pt.o	Temps optimiste de la production	Expertise(responsable de la production)
pt.p	Temps pessimiste de la production	Expertise(responsable de la production)

Comme le montre la figure ci dessus une erreur ou incertitude de l'expert va affecter les formes des différentes classes d'appartenance d'un objet à un ensemble donné, c'est à dire la distance entre deux classes adjacentes.

$$\begin{aligned} \mu(\text{Courte}) &\longrightarrow \mu(\text{Courte}) + d\mu(\text{Courte}) \\ \mu(\text{Moyenne}) &\longrightarrow \mu(\text{Moyenne}) + d\mu(\text{Moyenne}) \\ \mu(\text{Longue}) &\longrightarrow \mu(\text{Longue}) + d\mu(\text{Longue}) \end{aligned}$$

Ce qui correspond aussi à la variation des centres de gravité de l'ensemble des classes caractérisant l'ensemble des durées des opérations, et on aura :

$$\begin{array}{ll}
 G_{g(\text{Courte})} & \longrightarrow C_{g(\text{Courte})} + dC_{g(\text{Courte})} \\
 C_{g(\text{Moyenne})} & \longrightarrow C_{g(\text{Moyenne})} + dC_{g(\text{Moyenne})} \text{ (en général } dC_{g(\text{Moyenne})} = 0 \text{)} \\
 C_{g(\text{Longue})} & \longrightarrow C_{g(\text{Longue})} + dC_{g(\text{Longue})}
 \end{array}$$

et suivant l'erreur commise par l'expert, on aura des changements au niveau de l'ensemble des règles déclenchées par le processus d'inférence.

#### **IV-1.1. Algorithme d'analyse des données subjectives de l'expert.**

L'algorithme général pour simuler l'effet de la variation de l'opinion de l'expert sur la durée estimée  $F_{pt_{i,j,k}}$  pour une opération  $O_{i,j,k}$  sur une machine  $M_k$  est donné comme suit :

1. **Début**
2. Caractériser la machine  $M_k$  par  $\mu(ASF_k)$  ; lire  $(ASF_k)$  ;
3. Caractériser le temps prévisionnel  $pt_{i,j,k}$  par  $[pt.\min, pt.\moy, pt.\max, \sigma]$  ; lire  $(pt)$  ;
4. Donner l'ensemble des règles pour l'inférence et la défuzzification ;
5. **Pour** tout Expert lire  $(pt.o, pt.p)$  ;
6. Calculer la Moyenne  $(pt.o)$  et Moyenne  $(pt.p)$  ;
7. **Pour** tout couple  $(pt.o, pt.p)$  ;
  - 7.1. Lancer le processus d'inférence ;
  - 7.2. Générer  $F_{pt_{i,j,k}}$  ;
- Fin pour**
7. **Fin**

#### **Exemple :**

Prenant l'exemple où on est en présence de cinq experts exprimant leurs observations pour caractériser la durée prévisionnelle  $pt_{i,j,k} = 3$  d'une opération  $O_{i,j,k}$  sur une machine  $M_k$  d'activité statique  $ASF_k = 2.5$ .

Les formes adoptées pour caractériser la durée de l'opération  $pt_{i,j,k}$  et l'activité statique de la machine sont données comme suit (Fig.IV-2, et Fig. IV-3) :

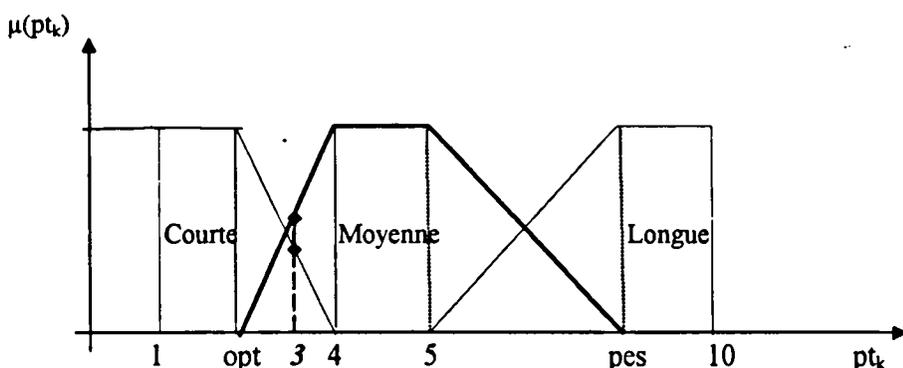


Fig.IV-2. Fuzzification de la durée  $pt$  de l'opération

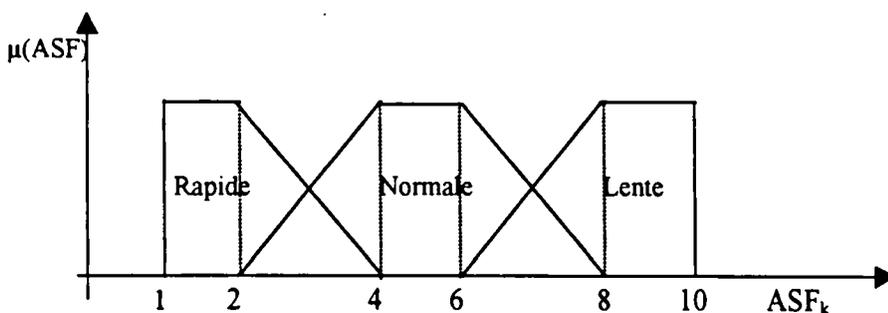


Fig.IV.3. Fuzzification de l'activité  $ASF$  de la machine

Le tableau suivant représente l'opinion des experts pour estimer  $pt.o$  et  $pt.p$  :

Expert	$pt.o$	$pt.p$
1	1.5	8
2	2.5	7.5
3	1.75	6
4	2.5	8.75
5	2.25	9
Moyenne	2.1	7.85

Les règles présentées par les experts pour caractériser la durée  $F_{pt}$  sont :

$pt \backslash ASF$	<i>Rapide</i>	<i>Normale</i>	<i>Lente</i>
<i>Courte</i>	Courte	Moyenne	Moyenne
<i>Moyenne</i>	Moyenne	Moyenne	Longue
<i>Longue</i>	Moyenne	Longue	Longue

Le processus d'inférence par la méthode Prod\_Cg a donné les estimations suivantes pour les durées  $F_{pt,i,j,k}$  de l'opération  $O_{i,j,k}$  :

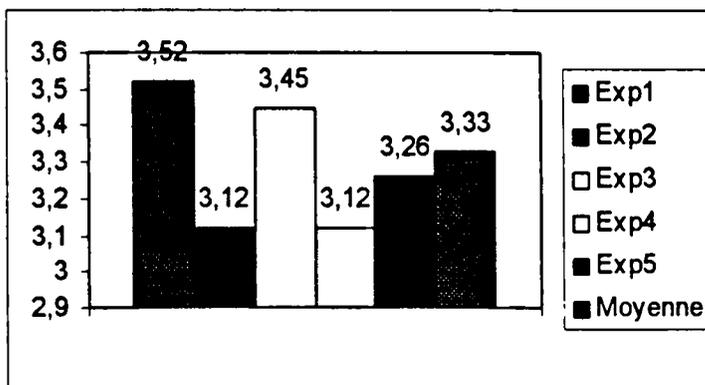
**Cas.1 :** ASF = 2.5, Dans ce cas la machine est considérée plutôt Rapide que Lente.

Les règles actives sont :

<b>pt \ ASF</b>	<b>Rapide</b>	<b>Normale</b>	<b>Lente</b>
<b>Courte</b>	Courte	Moyenne	---
<b>Moyenne</b>	Moyenne	Moyenne	---
<b>Longue</b>	---	---	---

Le processus d'inférence par la méthode Prod\_Cg a donné les estimations suivantes pour la durée  $F_{pt,i,j,k}$ .

<b>Expert</b>	<b>pt.o</b>	<b>pt.p</b>	<b><math>F_{pt,i,j,k}</math></b>
1	1.5	8	<b>3.52</b>
2	2.5	7.5	<b>3.12</b>
3	1.75	6	<b>3.45</b>
4	2.5	8.75	<b>3.12</b>
5	2.25	9	<b>3.26</b>
Moyenne	2.1	7.85	<b>3.33</b>



On remarque que la durée  $F_{pt,i,j,k}$  estimée pour l'opération  $O_{i,j,k}$  dépend de l'erreur que peut commettre l'expert suite à une mauvaise observation.

Pour tenir compte des opinions de l'ensemble des experts la stratégie qu'on peut adopter, suivant le cas, est de lancer le processus de fuzzification par les moyennes des données relatives à l'ensemble des experts Moyenne(pt.o) et la Moyenne(pt.p) qui donnent une durée estimée à  $F_{pt,i,j,k} = 3,33$ .

**Cas.2 :** ASF = 7, dans ce cas la machine est considérée comme plutôt Lente que Rapide.

Les règles actives sont :

<b>pt \ ASF</b>	<b>Rapide</b>	<b>Normale</b>	<b>Lente</b>
<b>Courte</b>	---	Moyenne	Moyenne
<b>Moyenne</b>	---	Moyenne	Longue
<b>Longue</b>	---	---	---

Le processus d'inférence par la méthode Prod\_Cg a donné les estimations suivantes pour la durée  $F_{pt_{i,j,k}}$  :

<b>Expert</b>	<b>pt.o</b>	<b>pt.p</b>	<b><math>F_{pt_{i,j,k}}</math></b>
1	1.5	8	<b>5.84</b>
2	2.5	7.5	<b>5.2</b>
3	1.75	6	<b>5.47</b>
4	2.5	8.75	<b>5.31</b>
5	2.25	9	<b>5.57</b>
Moyenne	2.1	7.85	<b>5.54</b>

La moyenne de la durée  $F_{pt_{i,j,k}}$  est calculée avec la même démarche que précédemment.

On remarque que les valeurs estimées pour ASF = 7, sont nettement supérieures à celles estimées pour ASF = 2.5, cela est dû essentiellement à la dégradation de la qualité de la machine qui est passée de Rapide\_Normale à Normale\_Lente.

Aussi, cette durée  $F_{pt_{i,j,k}}$  dépend de l'ensemble des règles déclenchées par le processus d'inférence et de défuzzification. Deux cas peuvent se présenter :

- Si  $pt.o < pt_{i,j,k}$  Alors l'ensemble des règles déclenchées par le processus d'inférence sera :

<b>pt \ ASF</b>	<b>Rapide</b>	<b>Normale</b>	<b>Lente</b>
<b>Courte</b>	---	Moyenne	Moyenne
<b>Moyenne</b>	---	Moyenne	Longue
<b>Longue</b>	---	---	---

Soit 4 règles qui sont activées par le processus d'inférence.

- Si  $pt.o > pt_{i,j,k}$  Alors on n'aura que deux règles qui sont activées :

pt \ ASF	Rapide	Normale	Lente
Courte	---	Moyenne	Moyenne
Moyenne	---	---	---
Longue	---	---	---

La figure suivante (Fig. IV-4) présente l'évolution de la durée  $Fpt_{i,j,k}$  sur la machine  $M_k$  en fonction de  $pt.o$  et  $pt.p$ . Avec  $pt.o = [1..4]$  et  $pt.p = [4..9]$

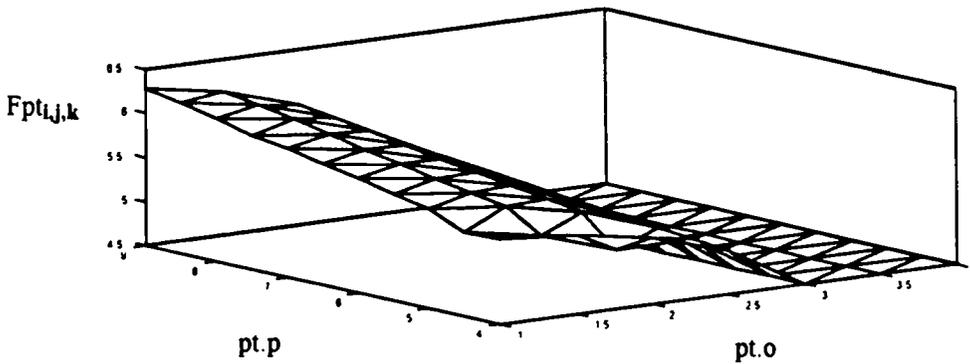


Fig.IV-4.  $Fpt_{i,j,k} = f(pt.o, pt.p)$

On remarque que les variations de la durée estimée  $Fpt_{i,j,k}$  varient de façon non linéaire en fonction de  $pt.o$  et  $pt.p$ , cela est dû au nombre des règles déclenchées par le processus d'inférence et à la nature des conclusions de ces règles. Aussi on voit dans notre cas que :

Si  $pt.o > 3$  Alors on a  $Fpt_{i,j,k} = 4.5 \forall pt.p$  car

$$Fpt_{i,j,k} = 0.5 Cg_{Moyenne} + 0.5 Cg_{Moyenne} = Cg_{Moyenne} = 4.5$$

Dans le cadre de cet exemple on remarque que si  $pt.o > 3$  alors la durée estimée  $Fpt_{i,j,k}$  est indépendante des erreurs que peuvent commettre les experts.

**IV-1.2. Influence des variations des données subjectives sur l'ordonnancement :**

Comme les variables d'entrées dépendent d'une part du processus d'inférence adopté et d'autre part des données subjectives exprimées par des responsables de production de différentes origines, elles présentent donc un grand intérêt pour la construction de l'ensemble d'ordonnements et du choix de l'ordonnement le plus crédible.

Prenant l'exemple d'illustration du chapitre III et voyons les effets de variations des données optimistes et pessimistes données dans l'exemple ci dessus tout en adoptant les mêmes règles pour l'ordonnement et le même processus d'inférence Prod\_Cg.

Rappelons qu'il s'agit de trois produits à fabriquer sur trois machines d'activités statique différentes. La table suivante précise le nombre et l'ordre des opérations de chaque produit ainsi que les durées relatives sur chaque machine.

Produits \ Machines		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
P1	O <sub>1,1</sub>	1	9	3	7	5
	O <sub>2,1</sub>	3	5	2	6	4
	O <sub>3,1</sub>	6	7	1	4	3
P2	O <sub>1,2</sub>	1	4	5	3	8
	O <sub>2,2</sub>	2	8	9	4	3
	O <sub>3,2</sub>	9	5	1	2	4
P3	O <sub>1,3</sub>	1	5	9	3	2
	O <sub>2,3</sub>	5	9	2	4	3

**Expert 1.** pt.o = 1.5 ; pt.p = 8

Les durées estimées par le processus d'inférence selon l'expert 1 sont données par le tableau suivant :

Produits \ Machines		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
P1	O <sub>1,1</sub>	1.25	9	3.3	5	4.5
	O <sub>2,1</sub>	3.2	4.5	2.11	4.75	4.5
	O <sub>3,1</sub>	4.5	7.5	1.52	4.5	3.84
P2	O <sub>1,2</sub>	1.25	4.5	4.5	3.41	6.75
	O <sub>2,2</sub>	1.89	9	4.87	4.5	3.84
	O <sub>3,2</sub>	4.5	4.5	1.52	2.3	4.5
P3	O <sub>1,3</sub>	1.25	4.5	4.87	3.41	3.2
	O <sub>2,3</sub>	4.5	9	2.11	4.5	3.84

L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produit	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.25	M <sub>3</sub>	1.25	3.36	M <sub>3</sub>	5,47	6.99
P <sub>2</sub>	M <sub>1</sub>	1.25	2.5	M <sub>1</sub>	2.5	4.39	M <sub>4</sub>	4.39	6.72
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.25	M <sub>3</sub>	3.36	5.47			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 6.99.

**Expert 2.**

pt.o = 2.5    pt.p = 7.5

Les durées estimées par le processus d'inférence selon l'expert 2 sont données par le tableau suivant :

Produits Machines	M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
	P1 O <sub>1,1</sub>	1.75	8.75	2.81	5.06
O <sub>2,1</sub>	2.66	4.5	1.97	4.78	4.5
O <sub>3,1</sub>	4.5	7.9	1.97	4.5	3.58
P2 O <sub>1,2</sub>	1.75	4.5	4.5	2.97	6.62
O <sub>2,2</sub>	1.75	8.75	4.85	4.5	3.58
O <sub>3,2</sub>	4.5	4.5	1.97	2.2	4.5
P3 O <sub>1,3</sub>	1.75	4.5	4.85	2.97	3.12
O <sub>2,3</sub>	4.5	8.75	1.97	4.5	3.58

L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.75	M <sub>3</sub>	1.75	3.72	M <sub>5</sub>	3.72	7.3
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	2.97	M <sub>1</sub>	2.97	4.72	M <sub>4</sub>	4.72	6.92
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.12	M <sub>3</sub>	3.72	5.69			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 7.3

**Expert 3.**

pt.o = 1.75    pt.p = 6

Les durées estimées par le processus d'inférence selon l'expert 3 sont données par le tableau suivant :

Produits \ Machines		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
P1	O <sub>1,1</sub>	1.37	8	3.22	5.08	4.5
	O <sub>2,1</sub>	3.11	4.5	1.95	5.08	4.5
	O <sub>3,1</sub>	4.5	8	1.63	4.5	3.8
P2	O <sub>1,2</sub>	1.37	4.5	4.5	3.34	6.25
	O <sub>2,2</sub>	1.72	8	4.79	4.5	3.8
	O <sub>3,2</sub>	4.5	4.5	1.63	2.8	4.5
P3	O <sub>1,3</sub>	1.37	4.5	4.79	3.34	3.11
	O <sub>2,3</sub>	4.5	8	1.95	4.5	3.8

L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Produits \ Opérations	1		2		3				
	r <sub>1,ik</sub>	d <sub>1,ik</sub>	r <sub>2,ik</sub>	d <sub>2,ik</sub>	r <sub>3,ik</sub>	d <sub>3,ik</sub>			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.37	M <sub>3</sub>	1.37	3.32	M <sub>3</sub>	5.27	6.9
P <sub>2</sub>	M <sub>1</sub>	1.37	2.74	M <sub>1</sub>	2.74	4.46	M <sub>4</sub>	4.46	6.64
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.11	M <sub>3</sub>	3.32	5.27			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 6.9

**Expert 4.**

pt.o = 2.5    pt.p = 8.75

Les durées estimées par le processus d'inférence selon l'expert 4 sont données par le tableau suivant :

Produits \ Machines		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
P1	O <sub>1,1</sub>	1.75	8.75	2.81	5.06	4.5
	O <sub>2,1</sub>	2.66	4.5	1.97	4.78	4.5
	O <sub>3,1</sub>	4.5	7.9	1.97	4.5	3.58
P2	O <sub>1,2</sub>	1.75	4.5	4.5	2.97	6.62
	O <sub>2,2</sub>	1.75	8.75	4.85	4.5	3.58
	O <sub>3,2</sub>	4.5	4.5	1.97	2.2	4.5
P3	O <sub>1,3</sub>	1.75	4.5	4.85	2.97	3.12
	O <sub>2,3</sub>	4.5	8.75	1.97	4.5	3.58

L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.75	M <sub>3</sub>	1.75	3.72	M <sub>5</sub>	3.72	7.3
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	2.97	M <sub>1</sub>	2.97	4.72	M <sub>4</sub>	4.72	6.92
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.12	M <sub>3</sub>	3.72	5.69			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 7.3



**Expert 5.**

pt.o = 2.25    pt.p = 9

Les durées estimées par le processus d'inférence selon l'expert 5 sont données par le tableau suivant :

Produits	Machines	M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
		P1	O <sub>1,1</sub>	1.62	9.5	2.99
	O <sub>1,2</sub>	2.85	4.5	1.86	4.7	4.5
	O <sub>1,3</sub>	4.5	7	1.86	4.5	3.67
P2	O <sub>2,1</sub>	1.62	4.5	4.5	3.13	6.37
	O <sub>2,2</sub>	1.62	8.25	4.91	4.5	3.67
	O <sub>2,3</sub>	4.5	4.5	1.86	2.1	4.5
P3	O <sub>3,1</sub>	1.62	4.5	4.91	3.13	3.06
	O <sub>3,2</sub>	4.5	9.5	1.86	4.5	3.67

L'ordonnement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.62	M <sub>3</sub>	1.62	3.48	M <sub>5</sub>	3.48	7.15
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	3.13	M <sub>1</sub>	3.13	4.75	M <sub>4</sub>	4.75	6.85
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.06	M <sub>3</sub>	3.48	5.34			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 7.15

**Moyenne des données fournies par les experts (Moy.Exp)**

pt.o = 2.1    pt.p = 7.85

Les durées estimées par le processus d'inférence selon la moyenne des données fournies par les experts sont données par le tableau suivant :

Machines Produits		M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>4</sub>	M <sub>5</sub>
		P1	O <sub>1,1</sub>	1.54	8.92	3.07
O <sub>2,1</sub>	2.94		4.5	1.79	4.75	4.5
O <sub>3,1</sub>	4.5		7.6	1.79	4.5	3.72
P2	O <sub>1,2</sub>	1.54	4.5	4.5	3.2	3.72
	O <sub>2,2</sub>	1.54	8.92	4.86	4.5	4.5
	O <sub>3,2</sub>	4.5	4.5	1.79	2.04	4.5
P3	O <sub>1,3</sub>	1.54	4.5	4.86	3.2	3.02
	O <sub>2,3</sub>	4.5	8.92	1.79	4.5	3.72

L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Produits	Opérations	1		2		3			
		r <sub>1,i,k</sub>	d <sub>1,i,k</sub>	r <sub>2,i,k</sub>	d <sub>2,i,k</sub>	r <sub>3,i,k</sub>	d <sub>3,i,k</sub>		
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.54	M <sub>3</sub>	1.54	3.33	M <sub>3</sub>	5.12	6.91
P <sub>2</sub>	M <sub>1</sub>	1.54	3.08	M <sub>1</sub>	3.08	4.62	M <sub>4</sub>	4.62	6.66
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.02	M <sub>3</sub>	3.33	5.12			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 6.91.

**Résultats :**

On remarque que les ordonnancements générés par les experts Exp2, Exp4, et Exp5 sont de même type, c'est à dire qu'il utilisent les mêmes machines et les mêmes ordres de passage des opérations sur ces machines. La seule différence c'est la durée allouée pour chaque opération.

Le même résultat est obtenu pour les experts Exp1, Exp3 et la Moy.Exp avec des ordonnancements crédibles différents de ceux donnés par les experts Exp2, Exp4, Exp5.

Par ailleurs une autre différence entre les deux groupes d'ordonnements réside dans la durée totale estimée pour la réalisation de l'ensemble des produits (Cmax).

**IV-2. Le processus d'inférence et l'ordonnancement généré par le MOF**

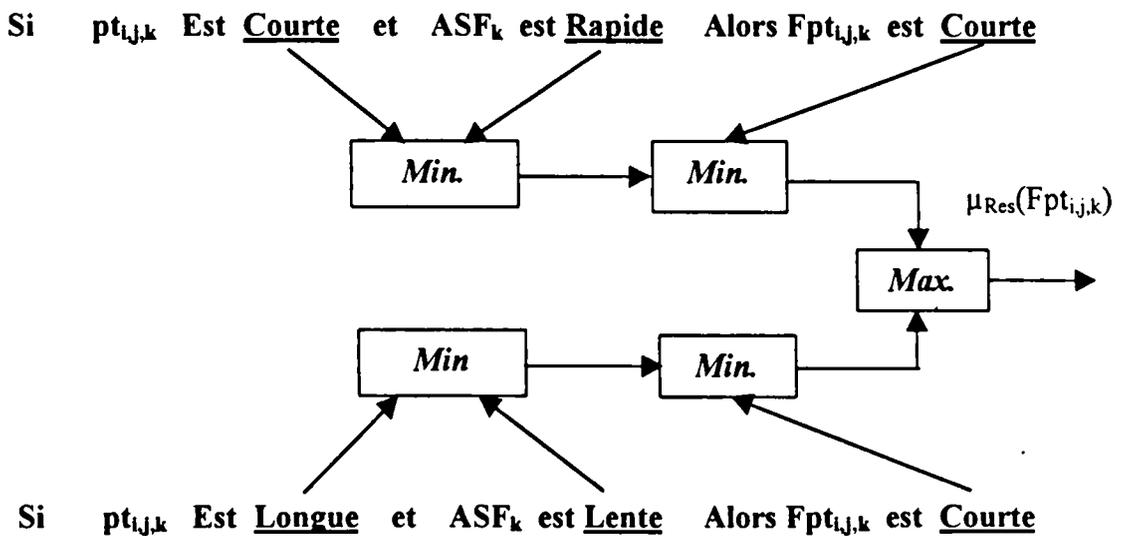
Généralement on ne peut pas affirmer qu'une méthode d'inférence est meilleure que l'autre, car ceci dépend essentiellement du cas pratique de l'application et de la logique utilisée par les experts du domaine pour l'estimation d'une action à entreprendre. Néanmoins chacun des processus présente certains avantages par rapport aux autres pour l'estimation de la durée d'une opération sur une machine de performance donnée.

**IV-2.1. Les méthodes d'inférence et leurs effets sur l'estimation de la durée d'une opération**

Les méthodes d'inférences les plus connues sont Max\_Min, Max\_Prod et Som\_Prod [Büher, 94].

**- Méthode d'inférence Max-Min :**

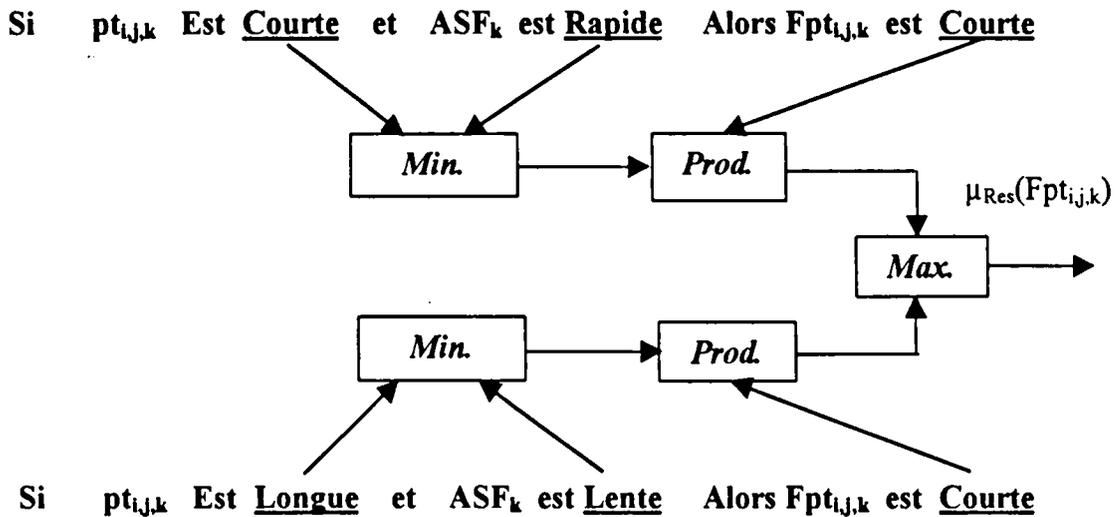
La méthode d'inférence Max-Min peut être décrite en toute généralité de la manière suivante : à la condition d'application de chaque règle  $R_i$  ( $i=1,2,\dots,m$ ) ( $m$ : nombre de règles) est attribué un facteur d'appartenance  $\mu_{ci}$ . Il dépend évidemment de la condition et des valeurs déterminées pour les variables d'entrée  $pt_{i,j,k}$  et  $ASF_k$ . A noter que les opérateurs ET et OU sont réalisés respectivement par le calcul du minimum et du maximum.



**- Méthode d'inférence Max-Prod :**

La méthode d'inférence Max-Prod, réalise en général, au niveau de la condition, l'opérateur OU par le calcul du maximum et l'opérateur ET par le calcul du minimum. Par contre la conclusion dans chaque règle, introduite par la partie ALORS, qui lie le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur ET, est réalisée cette fois-ci par le calcul du produit. L'opérateur OU qui lie les différentes règles est réalisé de nouveau par le calcul du Maximum.

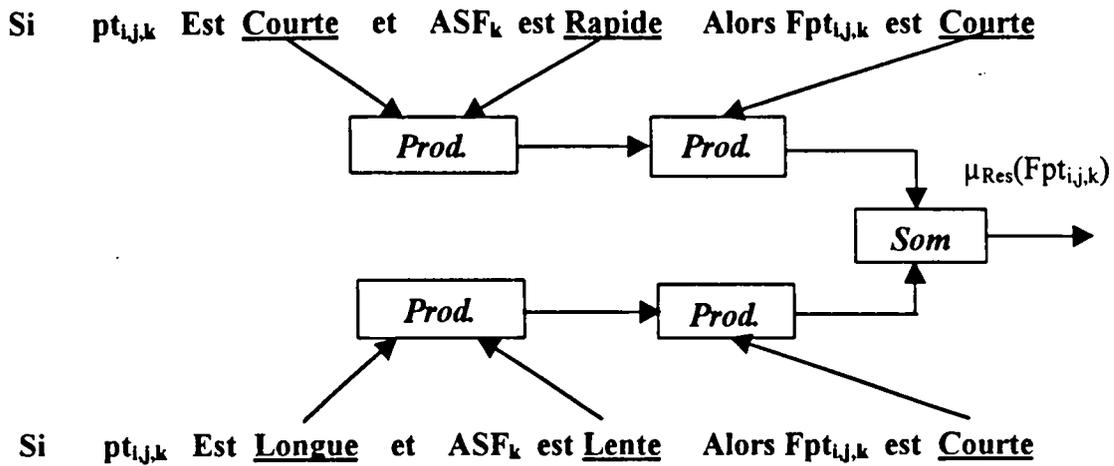
Comme on le voit, le OU, liant les règles est réalisé par la formation du maximum et la partie ALORS est réalisée par la formation du produit, d'où la désignation de cette méthode d'inférence par Max-Prod.



**- Méthode d'inférence Som-Prod :**

Par opposition aux méthodes d'inférence précédentes, la méthode d'inférence Som-Prod réalise, au niveau de la condition de validité de la règle, l'opérateur OU par le calcul de la somme, plus précisément par la valeur moyenne, tandis que l'opérateur ET est réalisé par le calcul du produit. La conclusion de chaque règle, précédé par la partie ALORS, liant le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur ET, est réalisé par le calcul du produit. L'opérateur OU qui lie les différentes règles est réalisé par le calcul de la somme, ou plutôt de la valeur moyenne.

Dans ce cas, le OU liant les règles est réalisé par la formation de la somme (moyenne) et la partie ALORS est réalisée par la formation du produit; ainsi s'explique la désignation par Som-Prod de cette méthode d'inférence.



Chacune des méthodes d'inférence citées ci dessus, fournit comme information de sortie une conclusion globale représentée sous forme d'une fonction d'appartenance résultante  $\mu (Fpt_{i,j,k})$  de l'intervention d'un ensemble de règles actives. Il s'agit donc d'une information floue. Alors pour transformer cette information floue en une durée estimée  $Fpt_{i,j,k}$  un processus de défuzzification s'avère nécessaire. Le processus de défuzzification le plus utilisé est celui du calcul du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante du processus d'inférence  $\mu (Fpt_{i,j,k})$  par :

$$Fpt_{i,j,k} =; \frac{\int_v pt \mu_{(pt)} dpt}{\int_v \mu_{(pt)} dpt}$$

Pour situer la méthode d'inférence et de défuzzification Prod-Cg proposée dans le paragraphe III-2, l'algorithme suivant a été implanté pour montrer les avantages de cette méthode par rapport aux autres :

1. **Début**
2. Caractériser la machine  $M_k$  par  $\mu(ASF_k)$  ; lire  $(ASF_k)$  ;
3. Caractériser le temps prévisionnel  $pt_{i,j,k}$  par  
 $[pt.min, pt.o, pt.moy, pt.p, pt.max, \sigma]$  ; lire  $(pt_{i,j,k})$  ;
4. Donner l'ensemble des règles pour l'inférence et la défuzzification ;
5. **Pour tout les processus d'inférence**

Max\_Min, Max\_Prod, Som\_Prod, et Prod\_Cg ;

- 5.1. Lancer le processus d'inférence ;
- 5.2. Générer  $F_{pt_{ij,k}}$  ;

Fin pour

7. Fin

Exemple :

Le temps prévisionnel proposé par le bureau d'étude pour une opération  $O_{ij,k}$  est  $pt_{ij,k} = 3$  et est caractériser par la fonction d'appartenance de la figure IV-5. La machine  $M_k$  est caractérisée par la fonction d'appartenance de la figure IV.6 avec  $ASF_k = 2.5$ .

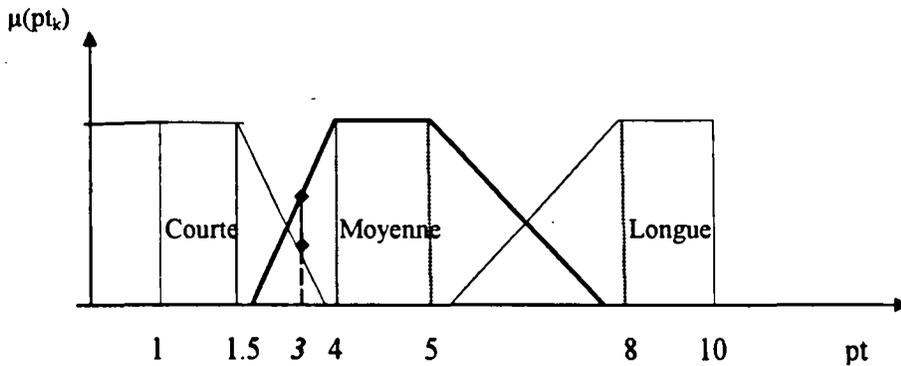


Fig.IV-5.  $\mu(pt)$

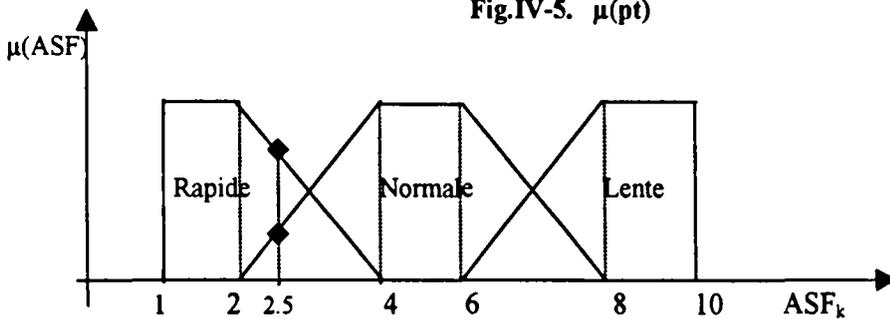


Fig.IV-6.  $\mu(ASF_k)$

L'ensemble des règles exprimées par l'expert de la production est :

ASF \ pt	Rapide	Normale	Lente
Courte	Courte	Moyenne	Moyenne
Moyenne	Moyenne	Moyenne	Longue
Longue	Moyenne	Longue	Longue

Pour les différents processus d'inférence l'algorithme de simulation a donné les résultats suivants :

Processus	F <sub>pt<sub>i,j,k</sub></sub>
Max_Min	4.32
Max_Prod	4.2
Som_Prod	4.23
Prod_Cg	3.52

On remarque que la valeur la plus proche de la durée prévisionnelle  $pt_{i,j,k}$  qui est généralement la meilleure est celle  $F_{pt_{i,j,k}} = 3.52$  générée par la méthode Prod\_Cg. Les durées générées par les méthodes Max\_Min, Max\_prod et Som\_Prod se situent dans la classe moyenne de la fonction d'appartenance  $\mu(pt)$  de la figure IV-5, par ailleurs la méthode Prod\_Cg donne une valeur qui se situe entre les deux classes Courte et Moyenne car la durée prévisionnelle  $pt_{i,j,k} = 3$  et l'activité statique de la machine  $ASF_k = 2.5$  se situent respectivement entre les classe Courte\_Moyenne et Rapide\_Normale.

#### IV-2.2. Influence du processus d'inférence sur l'ordonnancement généré par le MOF.

Pour étudier l'influence du processus d'inférence et de défuzzification des simulations ont été faites sur l'exemple donné dans le cahpitre III. Les ordonnancements les plus crédibles proposés par l'ensemble des différentes méthodes d'inférence sont donnés de la manière suivante :

**Méthode Max\_Min :** L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	2.12	M <sub>3</sub>	2.12	4.79	M <sub>5</sub>	4.79	8.89
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	4.04	M <sub>1</sub>	4.04	6.16	M <sub>4</sub>	6.16	9.25
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	4.01	M <sub>3</sub>	4.79	7.46			

Ce qui correspond à une crédibilité de 0.36 avec une durée totale estimée à 9.25.

**Méthode Max\_Prod :** L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	2.12	M <sub>3</sub>	2.12	4.56	M <sub>5</sub>	4.56	8.43
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	3.79	M <sub>1</sub>	3.79	5.91	M <sub>4</sub>	5.91	8.67
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.87	M <sub>3</sub>	4.56	7			

Ce qui correspond à une crédibilité de 0.50 avec une durée totale estimée à 8.67.

**Méthode Som\_Prod :** L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	2.12	M <sub>3</sub>	2.12	4.59	M <sub>5</sub>	4.59	8.91
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	3.94	M <sub>1</sub>	3.94	6.06	M <sub>4</sub>	6.06	8.85
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.79	M <sub>3</sub>	4.59	7.06			

Ce qui correspond à une crédibilité de 0.44 avec une durée totale estimée à 8.91.

**Méthode Prod\_Cg :** L'ordonnancement le plus crédible correspondant est donné comme suit :

Opérations Produits	1		2		3				
	$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$			
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.54	M <sub>3</sub>	1.54	3.33	M <sub>3</sub>	5.12	6.91
P <sub>2</sub>	M <sub>1</sub>	1.54	3.08	M <sub>1</sub>	3.08	4.62	M <sub>4</sub>	4.62	6.66
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.02	M <sub>3</sub>	3.33	5.12			

Ce qui correspond à une crédibilité maximale avec une durée totale de 6.91.

On remarque que les ordonnancements qui correspondent aux experts 2, 4, 5 utilisant le processus d'inférence Prod\_Cg et les ordonnancement générés par les méthodes d'inférence Max\_Min, Max\_Prod, et Som\_Prod, utilisent les mêmes machines et le même ordre de passage des opérations sur ces machines. La différence entre ces ordonnancements réside dans les intervalles temporels  $[ r_{i,j,k} , d_{i,j,k} ]$  calculée pour chaque opération. On peut conclure alors que le séquençement des opérations sur les machines le plus robuste vis à vis des erreurs de l'expert et vis à vis du processus d'inférence et de défuzzification est le suivant :

Machines	Opérations		
M <sub>1</sub>	O <sub>1,1,1</sub>	>>>>	O <sub>2,2,1</sub>
M <sub>2</sub>			
M <sub>3</sub>	O <sub>2,1,3</sub>	>>>>	O <sub>2,3,3</sub>
M <sub>4</sub>	O <sub>1,2,4</sub>	>>>>	O <sub>3,2,4</sub>
M <sub>5</sub>	O <sub>1,3,5</sub>	>>>>	O <sub>3,1,5</sub>

Les dates  $r_{i,j,k}$  et  $d_{i,j,k}$  estimées pour chaque opération sur la machine correspondante peuvent être trouvées par le calcul de la moyenne des  $r_{i,j,k}$  et la moyenne des  $d_{i,j,k}$  de l'ensemble des ordonnancements robustes trouvés, dans notre cas il s'agit des ordonnancements générés par les experts 2, 4, 5 et les méthodes d'inférence Max\_Min, Max\_Prod et Som\_Prod. L'ordonnancement le plus robuste est donné ci-dessous :

Produits	Opérations	1		2		3			
		$r_{1,j,k}$	$d_{1,j,k}$	$r_{2,j,k}$	$d_{2,j,k}$	$r_{3,j,k}$	$d_{3,j,k}$		
P <sub>1</sub>	M <sub>1</sub>	0	1.91	M <sub>3</sub>	1.91	4.14	M <sub>5</sub>	4.14	7.99
P <sub>2</sub>	M <sub>4</sub>	0	3.47	M <sub>1</sub>	3.47	5.33	M <sub>4</sub>	5.33	7.91
P <sub>3</sub>	M <sub>5</sub>	0	3.49	M <sub>3</sub>	4.14	6.37			

### IV-3. Conclusion :

L'opinion de l'expert varie selon l'expert et selon l'instant où on acquiert cette expertise. Une mauvaise évaluation peut coûter cher en entraînant un ordonnancement mal choisi. Lors de cette étude on a remarqué que les durées allouées pour chaque opération ainsi que l'ordonnancement le plus crédible généré par le MOF dépendent en grande partie des opinions des experts, du processus d'inférence et de la nature des conclusions relatives aux règles déclenchées par le processus d'inférence. En présence de plusieurs experts la stratégie qui peut être adoptée est d'appliquer la moyenne des états optimistes et la moyenne des états pessimistes pour la phase d'inférence et de défuzzification.

Lorsqu'un grand nombre de solutions issues des données fournies par des experts différents correspond à un résultat de même type on peut avoir intérêt à adopter ce type de solutions.

Dans ce chapitre on a présenté une démarche globale pour trouver un ordonnancement robuste vis à vis des erreurs des experts, et vis à vis du processus d'inférence adopté dans le Modèle d'Ordonnancement Flou décrit dans le chapitre III. Dans notre cas l'étude de la robustesse de l'ordonnancement est basée sur les critères de crédibilité de l'ordonnancement (paragraphe III-2.5.) et de stabilité du séquençement des opérations sur les machines.

## **Conclusion générale**

On a pu constater durant la dernière décennie un changement significatif dans le développement de la logique floue et de ses applications. Pour être plus précis, dans les premières étapes, la logique floue a eu pour préoccupation principale le raisonnement approximatif dans le contexte de l'analyse de la décision, de la représentation des connaissances, de la classification des formes et des systèmes experts. Puis, au début des années 1980, l'attention a commencé à se déplacer vers le contrôle et l'ordonnement dans les processus industriels et les produits de consommation.

Les connaissances dont nous disposons sur un système d'ordonnement de production, pris au sens d'un ensemble d'éléments en relations les uns avec les autres et interférant avec leur environnement, sont en général imparfaites. Les raisons de cette imperfection sont de deux types.

Le premier type de raison concerne l'obtention de ces connaissances à partir du réel, qui comporte une étape d'observation par des intermédiaires instrumentaux ou humains, généralement soumis à des erreurs, des imprécisions, des incertitudes, et une étape de représentation, que ce soit par le langage naturel, la logique, des nombres avec une précision fixée, une formulation mathématique, par exemple. L'observation et la représentation entraînent une perte d'information par rapport au système appréhendé, d'autant plus grande que le système est complexe.

Les raisons du second type sont liées à une absence de rigueur ou à une flexibilité inhérente au système lui-même et à son fonctionnement, c'est le cas pour l'ordonnement de production dans les ateliers flexibles de type job-shop.

Dans ce manuscrit nous avons proposé une méthodologie robuste pour la construction d'un ensemble d'ordonnements admissibles au sens des responsables de production, dans les ateliers de type « Job-Shop flexible » par application de la théorie des ensembles flous. Cette méthodologie est basée essentiellement sur le développement d'un Modèle d'Ordonnement Flou (MOF) et sur une caractérisation objectifo-subjective floue des différentes ressources de production (Humaine, Matérielle, et Informationnelle). Cette caractérisation floue tient compte d'une part, des données subjectives (états optimistes et états

pessimistes des ressources de production) issues des responsables de production (opinions, jugement, ...) et d'autre part des données objectives de type statistique (moyenne, écart type). Par ailleurs, pour résoudre conjointement les problèmes d'ordonnancement et d'affectation, et en vue de réduire la complexité exponentielle qui en découle, nous avons conçu un mécanisme d'ordonnancement qui intègre plusieurs types de connaissances issues d'origines différentes (règles de priorité, opinions des responsables de production, ...). Ces connaissances liées aux problèmes d'ordonnancement représentent des stratégies de décision et tentent de valider l'ordonnancement choisi à travers un ensemble d'objectifs visés par les responsables de la production (nombre de retards, moyenne des retards,  $C_{max}$ , etc.).

Le critère de choix d'un ordonnancement final dans notre cas d'étude est la notion de crédibilité. Cette crédibilité est interprétée à travers :

- Une fonction d'appartenance globale  $\mu(g)$  traduisant le degré de l'admissibilité d'un ordonnancement dans l'ensemble des ordonnancements générés par le MOF,
- Une fonction critère  $C(\text{ord.k})$  proposée pour caractériser l'ensemble d'ordonnements générés par le MOF. Cette fonction critère est basée sur la moyenne  $m(\text{ord.k})$  et sur l'écart type  $\sigma(\text{ord.k})$  des retards relatifs au  $k^{\text{ième}}$  ordonnancement obtenu.

L'implantation du modèle d'ordonnancement flou (MOF) proposé a permis d'avoir de bons résultats du point de vue complexité et temps de calcul et ceci grâce à l'ensemble des règles heuristiques et des stratégies de décisions proposées par les responsables de la production. Cette implantation est réalisée sous forme d'une maquette écrite sous un environnement WINDOWS en langage de programmation VISUAL Basic sur un PC compatible. Cette maquette se présente sous forme d'un ensemble de modules conviviaux en interaction traduisant le plus possible les actions susceptibles d'être prises par les intervenants dans les ateliers de production (chef de production, ingénieurs, experts de production, etc.).

Egalement une méthode d'analyse de la robustesse de l'ordonnancement le plus crédible est proposée. Cette étude consiste d'une part à exciter le MOF par des données issues

de plusieurs experts et à analyser la robustesse de l'ordonnancement via la stabilité du processus de séquençement des opérations sur les machines et d'autre part à faire varier les méthodes d'inférence et de défuzzification.

Le développement du présent travail peut être envisagé par :

- L'intégration du MOF dans un modèle de gestion de production entre un niveau supérieur de planification et un niveau inférieur de pilotage tout en tenant compte d'un ensemble de perturbations de la production soit du niveau supérieur de planification (commande urgente, annulation d'une commande, fluctuation de la demande) soit du niveau inférieur de pilotage (pannes machines, absentéisme, etc.).
- L'intégration des techniques avancées dans le MOF pour une phase d'optimisation multi-critères de l'ordonnancement, à savoir les algorithmes génétiques, le recuit simulé, les réseaux de neurones, etc.

Enfin le MOF proposé dans cette thèse peut d'une part être intégré dans le système d'aide à l'ordonnancement proposé dans le projet<sup>4</sup> du GRAISyHM (Groupement de Recherche en Automatisation Intégrée et Systèmes Homme/Machines) en cours de réalisation au Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle de Lille (L.A.I.L) en collaboration avec le Laboratoire d'Automatique Industrielle et Humaine de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis (L.A.M.I.H.) et peut d'autre part répondre à certains problèmes d'intégration de connaissances d'origines différentes dans un même modèle basé sur les concepts de la logique floue (fonctions d'appartenance et les règles d'inférence).

## **Bibliographie**

- [Abdennather 90] N. Abdennather, J.C. Angue, Heuristic Algorithm for Dynamic Remapping of real time applications on multiprocessor machines, Second International Conference on Factory information and material flow, Cambridge Angleterre, Juillet 1990.
- [Alexander 87] S. M. Alexander, An expert system for the selection of scheduling rules in a job-shop, *Computers and Industrial Engineers*, vol.12, pp 167-171, 1987.
- [Amat 96] J.L. Amat, Gérard YAHYAOU, *Techniques avancées pour le traitement de l'information*, Edition CEPADUES; 1996
- [Artiba 90] A. Artiba, Contribution à la construction d'un systèmes d'aide à la planification et à l'ordonnancement de lignes parallèles multiproduits, Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et de HAINAUT-CAMBRESIS N° 23 1990
- [Bensana 88] E. Bensana, G. Bel, D. Dubois, OPAL : A multi-knowledge-based for industrial job-shop scheduling, *Int. Journal of Production Research*, vol 28, pp. 795-819, 1988.
- [Bel 88] G. Bel, E. Bensana, D. Dubois, Construction d'ordonnancements prévisionnels : un compromis entre approche classique et systèmes experts, *APII Tome22* pp 509-536 1988.
- [Borne 98] P. Borne, J. Rozinoer, J.Y. Dieulot, L. Dubois, *Introduction à la commande floue*, Editions TECHNIP, 1998.
- [Boukas 95] E. K. Boukas, Q. Zhang, and G. Yin, Robust Production and Maintenance Planning in Stochastic Manufacturing Systems, Vol.40, N° 6 IEEE'95.
- [Bowen 89] J. Bowen and al, An artificial intelligence approach to loading workstation resources in a distributed job-shop controller, *CIMS'89*, vol.2 , 1989.
- [Bühler 94] H. Bühler, *Réglage par logique floue*, Collection électricité, Edition Presse Polytechniques et Universitaire ROMANDES, 1994.

[Carlier 86] J. Carlier, E. Pinson, Une méthode arborescente pour optimiser la durée d'un job-shop, Rapport IMA, Angers, 1986.

[Carlier 88] J. Carlier and P. Chretienne, Problèmes d'ordonnancement : Modélisation/Complexité/Algorithmes, Edition Masson 1988.

[Charon 96] I. Charon, A. Germa, O. Hudry, Méthode d'optimisation combinatoire, Edition Masson, 1996.

[Chengbin 96] Chengbin Chu, J.M. Proth, L'ordonnancement et ses applications, Sciences de l'ingénieur, Edition MASSON 1996.

[Chetouane 95] F. Chetouane, Ordonnancement d'atelier à tâches généralisées, perturbation, réactivité, Rapport de DEA de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, 1995.

[Chrwan 94] Chrwan-Jyh Ho and Hon-Shiang Lau, Evaluating the impact of lead time uncertainty in material requirements planning systems, European Journal of Operation research N°75 pp 98-99 North Holland 1994.

[Collinot 88] A. Collinot, C. le Pape, G. Pinoteau, SONIA : a knowledge-based scheduling system, Int. Journal for artificial intelligence in engineering, vol. 3, N° 2 pp 86-94 1988.

[Connors 94] D. Connors, G. Feigin, D. Yao, Scheduling semiconductor lines using a network model, IEEE transaction on Robotics and Automation, Vol 10, pp 88-98, 94.

[Cynthia 92] Cynthia S. McCahon, E. S. Lee, "Fuzzy Job sequencing for a Flow Shop" European Journal of Operational Research, pp 294-301, North Holland 92.

[Dahai 87] C. Dahai, Y. Pan, J. Xue, A fuzzy production system with backtracking control strategy for multiobjective scheduling to a one-machine-N-parts problem, Modern Production Management systems, North HOLLAND, 87.

[Dindeleux 92] E. Dindeleux, Proposition d'un système interactif d'aide à la décision en gestion de production. Application à la conduite d'ateliers, Thèse de l'Université de valenciennes, 1992.

[Doggaz 92] N. Doggaz, Jean Paul Haton, L'incertitude et l'imprécision dans les systèmes experts à multi-sources de connaissances, MCEAIS 1992.

[Doumeingts 90] G. Doumeingts, Méthode pour concevoir et spécifier les systèmes de production, CIM'90 : Productique & Intégrations, Ed. par productic A. pp. 89-103, 1990.

[Falmagne 93] Jean-Claude Falmagne, Jean-Paul Doignon, A Stochastic Theory for system Failure Assessment Uncertainty in Intelligent Systems, Elsevier Science Publishers B.V pp 431-450 1993

[Frank 94] Frank W. Ciarallo, Ramakrishan Akella, Thomas E. Morton, A Periodic Review, Planning Model with Uncertain Capacity and Uncertain Demand- Optimality of Extended Myopic Policies, Management Science Vol 40 N° 3 March 1994.

[Grabot 94] B. Grabot and L. Geneste, Dispatching Rules in Scheduling: a fuzzy approach, INT. J. PROD. RES. VOL 32, N° 4 1994

[Grabot 93] B. Grabot, A decision support system for variable routings management in manufacturing systems Fuzzy Sets and Systems, N° 58, pp 87-104 North Holland 1993

[Guerra 91] T. M. Guerra, Analyse de données Objectivo-Subjectives : Approche par la théorie des sous ensembles Flous, Thèse de l'université de valenciennes, 1991.

[Hammadi 91] S. Hammadi, E. Castellain, P. Borne, Efficient and feasible job-shop scheduling in a flexible manufacturing systems, IMACS International Symposium on Decision support systems and qualitative reasoning, Toulouse (L.A.A.S- CNRS), France, pp 13-158, 1991.

- [Hindi 87] K. S. Hindi, Y. Hammam, A hybrid knowledge-based system : case study, Engineering optimisation, vol 12, pp.137-143, 1987.
- [Kee 90] Kee H. Chung, Output decision under demand uncertainty with stochastic production function: A CONTINGENT CLAIMS APPROCH, Management Science vol 36, N° 11, USA 1990
- [Ku 86] Peng-Sheng Ku, S. C. Niu, On Jonson's Two-Machine Flow Shop with Random Processing Time, Operation Research Vol 34, N°1, pp 130-136. Edition Operation Research Society of America 1986.
- [Lamatsch 88] A. Lamatsch, and al, Schedule-an expert-like system for machine scheduling, Annals of Operational Research, vol 16, pp. 425-438, 1988.
- [Lepape 85] C. Lepape, SOJA : A daily workshop scheduling system, Expert systems 85, Proc. of the 5<sup>th</sup> technical conf. of the BCS specialist group on expert systems, Univ. of Warwick, Dec. 1988.
- [Liouane 97] N. Liouane, S. Hammadi, P. Borne, M. Annabi, Piloting of Manufacturing System in Uncertain environment. Efficient model of the uncertainty of the resources: Man, Machine, Information, IEEE, International Conference on SMC. Vol 1, pp 743-748 Orlando, Florida, USA 1997.
- [Liouane 98] N. Liouane, S. Hammadi, P. Borne, M. Annabi, Robust methodology for scheduling production in uncertain environment, IMACS Multiconference CESA'98, Hammamet, Tunisie, 1998.
- [Litt 88] M. Litt et al, A scheduling and planning system for multiple furnaces, Engineering applications of artificial intelligence, vol 1, pp. 16-21, 1988.
- [Mesghouni 97a] K. Mesghouni, S. Hammadi, P. Borne, Nouvelle approche pour la résolution des problèmes d'ordonnancement du type job-shop flexible par les algorithmes

génétiques, MOSIM'97 Conf. Francophone de Modélisation et simulation de systèmes de production et de logistique, AFCET-FRANCOSIM-SCS, pp 33-41, Rouen, 1997.

[Mesghouni 97b] K. Mesghouni, S. Hammadi, P. Borne, Parallele genetic operators for flexible job-shop scheduling, First Int. Conf. on Engineering Design and Automation, EDA'96, pp. 626-630, Bangkok, 1996.

[Metropolis 53] S. Metropolis et al, Equation of state calculations by fast computing machine, Jour. Chem. Phys. 1953.

[Mourtzis 95] D. Mourtzis, N. Papakoustats, G. Chryssolouris, An Approach To Planning of Textile Manufacturing Operations : A Scheduling Method, R.I. Laboratory for Manufacturing Systems, University of Patras, Greece, 1995.

[Muzimoto 89] Muzimoto M., Improvement methods of fuzzy control, Proceedings of the 3rd IFSA Congress. 1989.

[Olson 87] J.R. Olson, H. Rueter, Extracting expertise from experts : methods for knowledge acquisition, Expert Systems, N°4 pp. 152-168, 1987.

[Perkins 94] J. R. Perkins, C. Humes, and P. R. Kumar, Distributed Scheduling of Flexible Manufacturing Systems : Stability and Performance, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol 10, N°2 pp 133-141 1994.

[Roubellat 88] F. Roubellat V. Thomas, Une méthode et un logiciel pour l'ordonnancement en temps réel d'ateliers, APII Tome 22 pp 419-438 1988.

[Sarkar 95] S. Sarkar Modelling Uncertainty Using Enhanced Tree Structures in Expert System, IEEE Transaction on SMC, Vol 25, pp 592-604, 1995.

[Sethi 95] S. P. Sethi, Qing Zhang, Hierarchical Production as setup Scheduling in Stochastic Manufacturing System, IEEE Transactions on automatic control, Vol 40, pp 924-930, 1995

- [Shi 94] Shi-Chung Chang, Da-Yin Liao, Scheduling Flexible Flow Shps with No Setup Effects, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol 10 N° 2 pp 112-122, 1994
- [Shiego 95] A. Shiego and M. Shong Lan, Fuzzy Rules Extraction Directly From Numerical Data For Function Approximation, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Vol25, N°1, pp. 119-129, 1995
- [Tang 90] C. S. Tang, The impact of uncertainty on production line, Management Science Vol 36, N° 12, USA, 90.
- [Xiany 96] Xianyi ZENG, Besoa RABENASOLO and Michel HAPPIETTE, Modelling uncertainties of the single machine scheduling problem using fuzzy theory, Abstract, GEMTEX, ENSAIT, 1996.
- [Zadeh 78] L. Zadeh, Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, Fuzzy Sets & Syst N°1, 1978

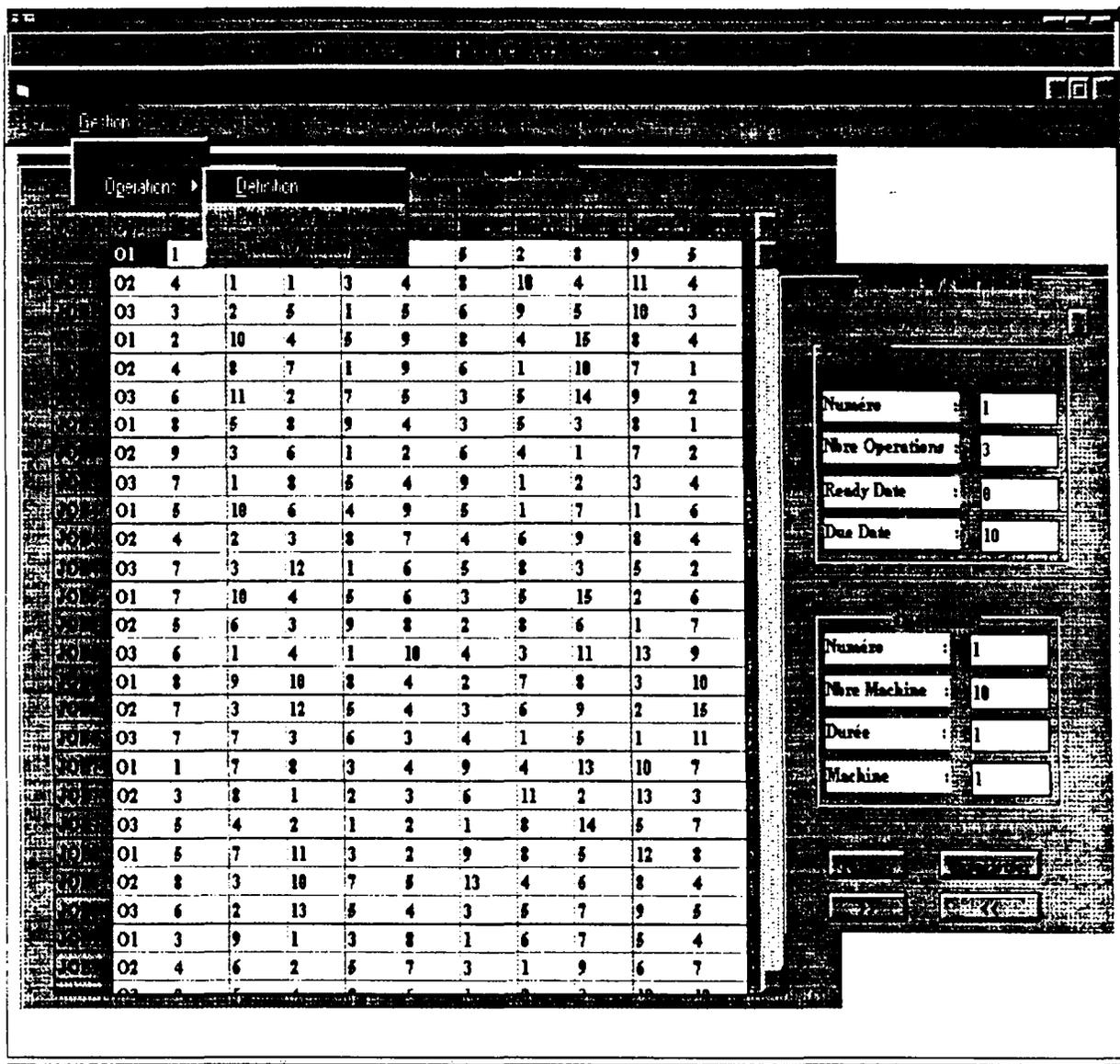
# **Annexes**

## **Annexe 1**

Exemple d'exploitation du logiciel basé sur les concepts du Modèle d'Ordonnement Flou (MOF).

Le MOF est implanté sous un environnement WINDOWS en utilisant le Visual Basic V.3- version professionnelle. Il est conçu autour d'un ensemble de modules dont chacun réalise une fonction bien définie à savoir : Saisie, Fuzzification, Inférence, Ordonnement, Diagramme de Gantt, Gestion des règles d'ordonnement, etc. L'exemple suivant présente la méthode d'exploitation du logiciel.

Soit un atelier composé de 10 machines susceptibles de réaliser toutes les opérations relatives à un ensemble de dix produits avec des temps différents. A chaque produit est associée une gamme de fabrication représentant l'ordre de passage des opérations sur les machines. L'écran de saisie suivant précise les temps prévisionnels de chaque opération sur chaque machine et l'ordre de passage des opérations sur les machines.

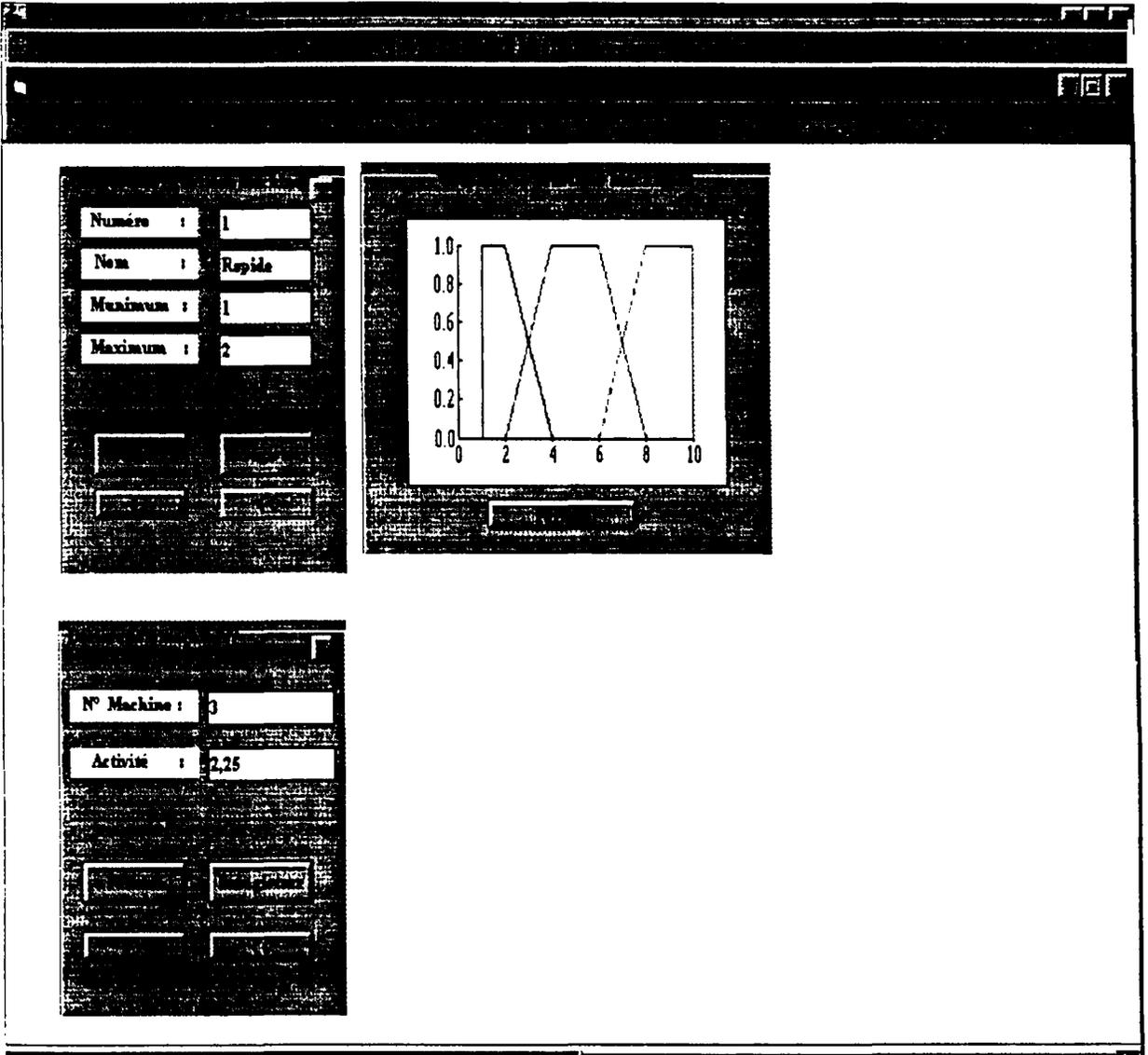


L'activité statique de l'ensemble des machines est caractérisée par la fonction d'appartenance donnée par la figure suivante. Les termes linguistiques utilisés sont :

{Rapide, Normale, Lente}.

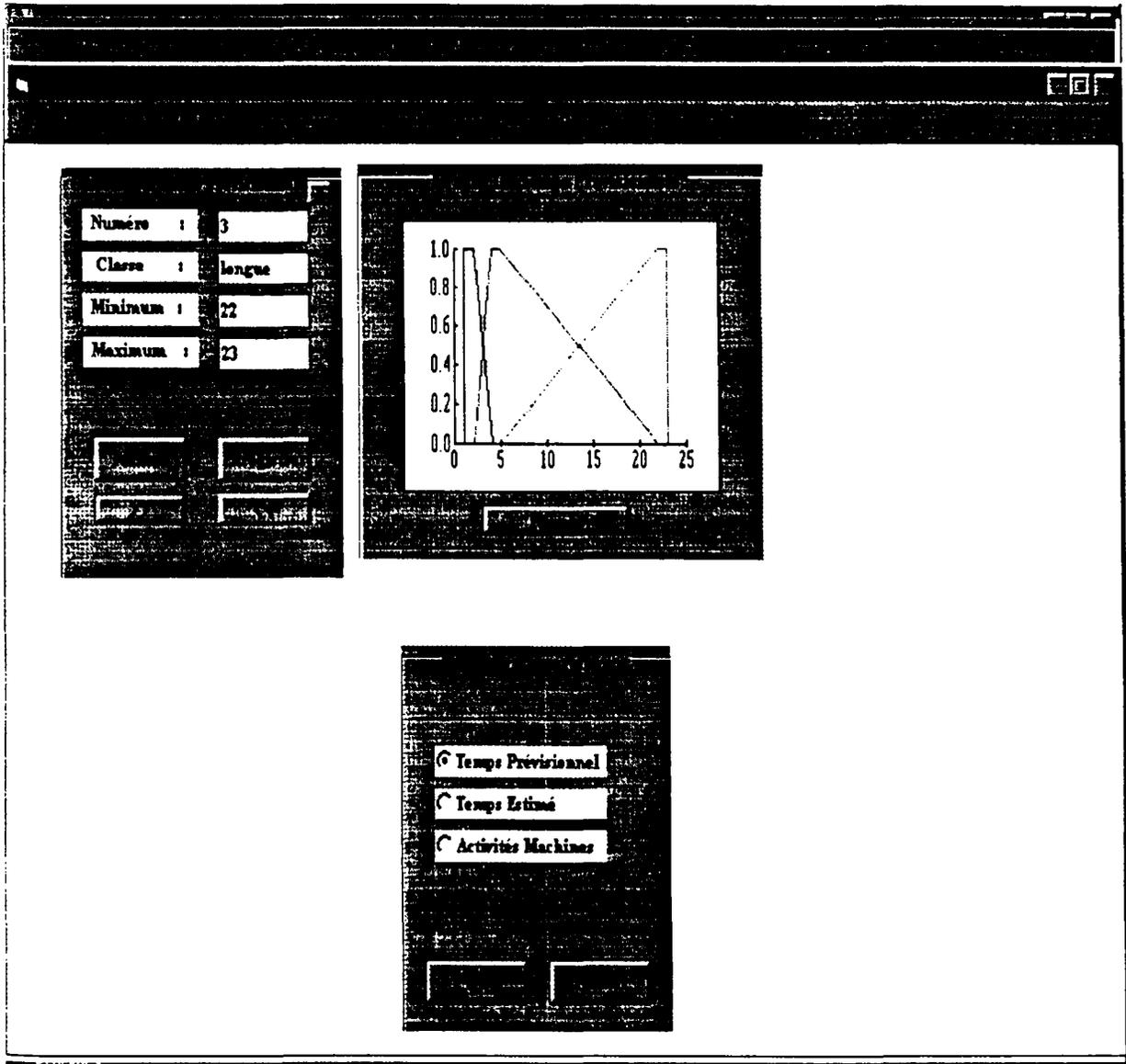
Le tableau suivant précise les activités statiques de l'ensemble des dix machines.

Machines	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Activités	2	2	2.25	2.5	3.5	4.5	2.5	4	3	4

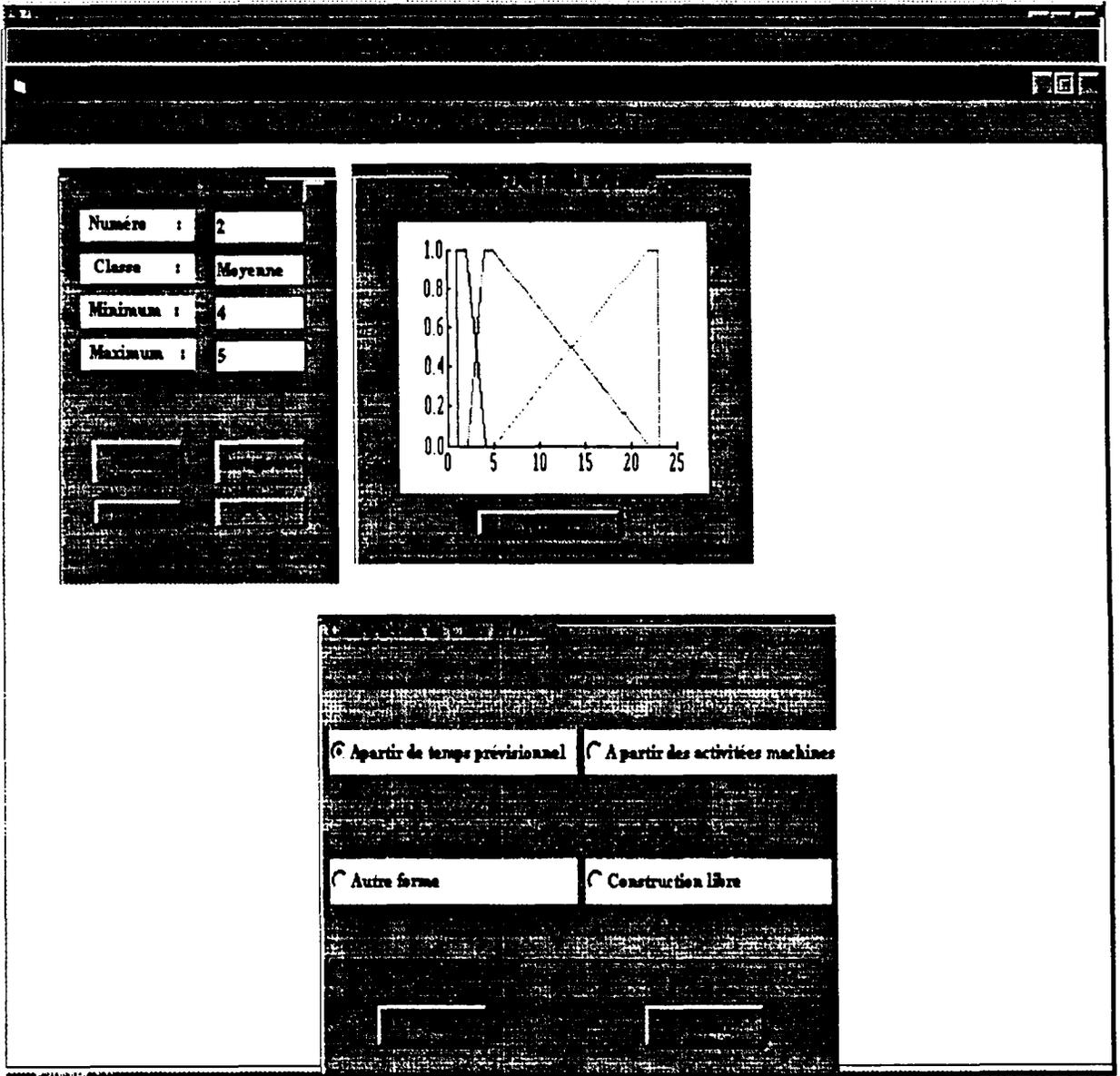


La fonction d'appartenance représentant la caractérisation floue de l'ensemble des opérations est donnée par la figure suivante et les termes linguistiques utilisés sont

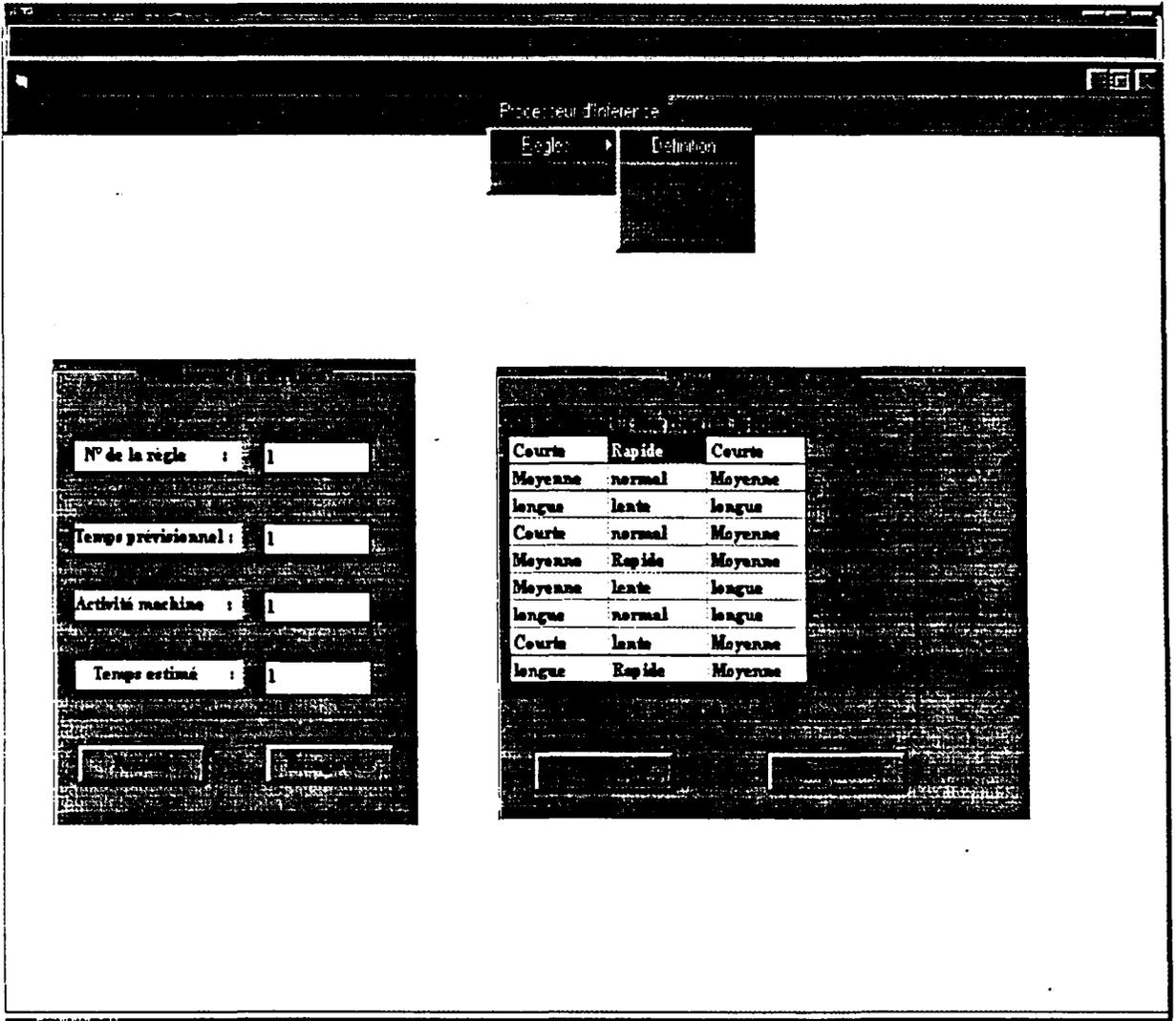
**{ Courte, Moyenne, Longue }**



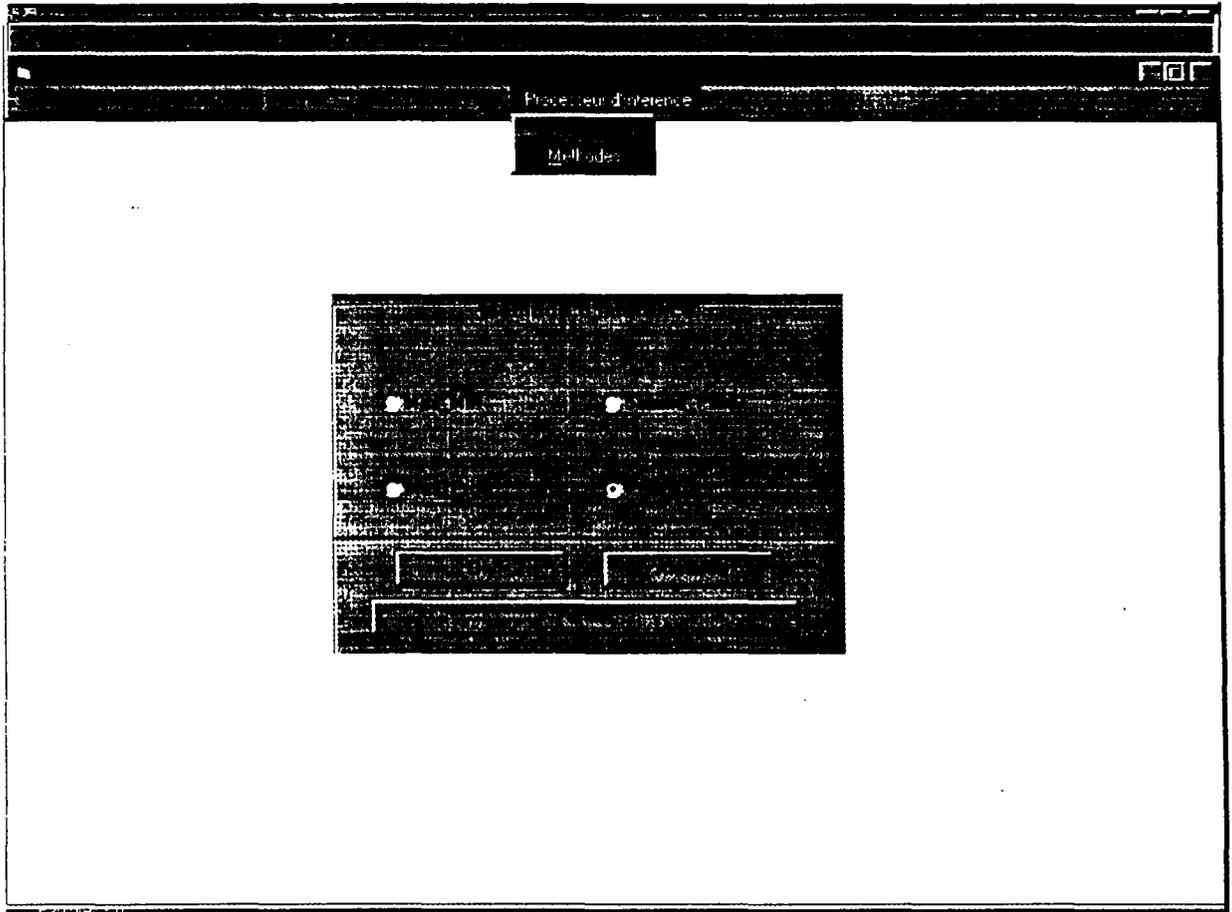
La caractérisation floue du temps résultant de la fuzzification  $F_{pt}$  exploite la même forme que celle utilisée pour le temps prévisionnel.



L'ensemble des règles de fuzzification est donné sur la figure suivante :



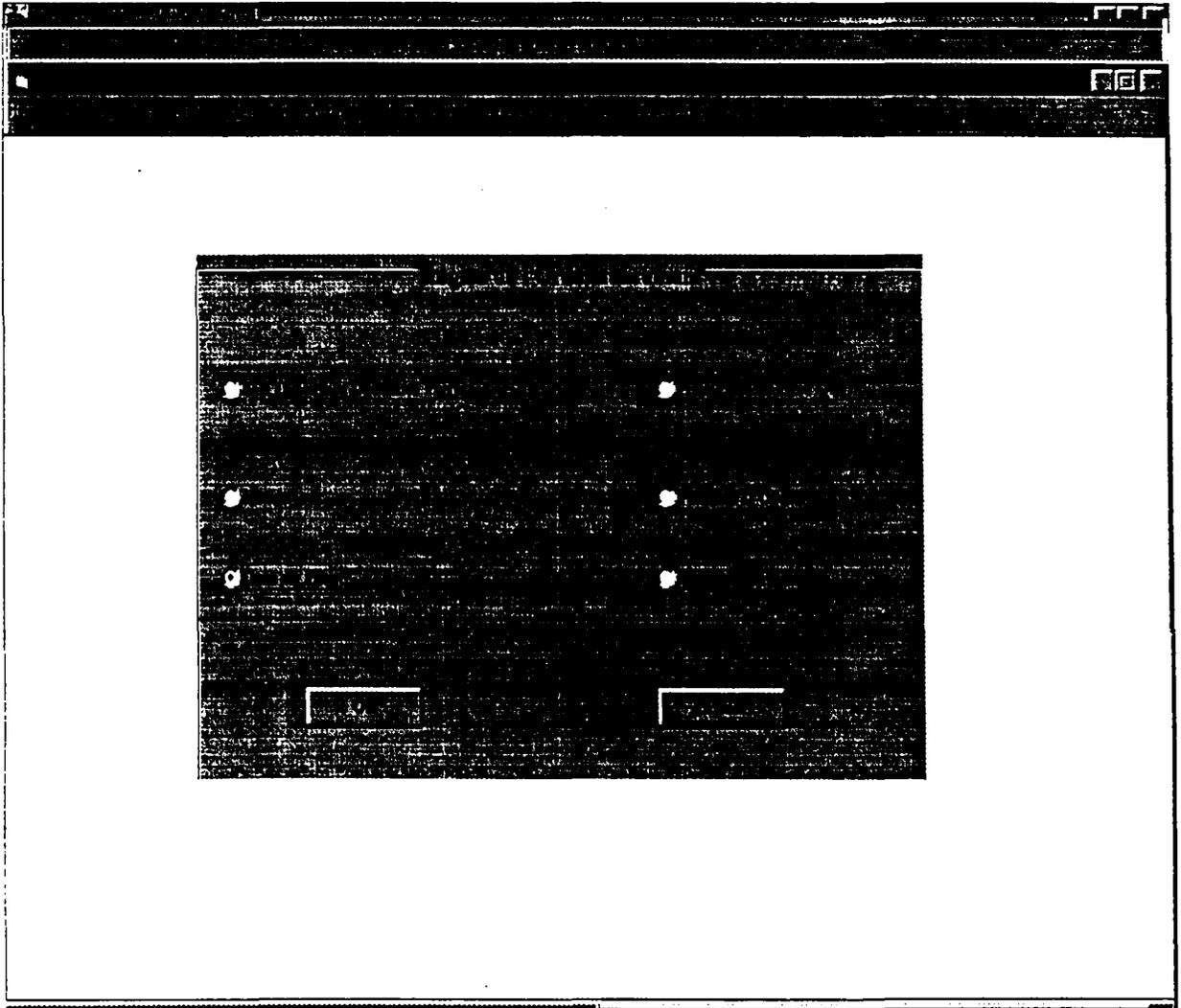
Le processus d'inférence et de défuzzification utilisé dans notre cas est celui du Pro\_Cg.



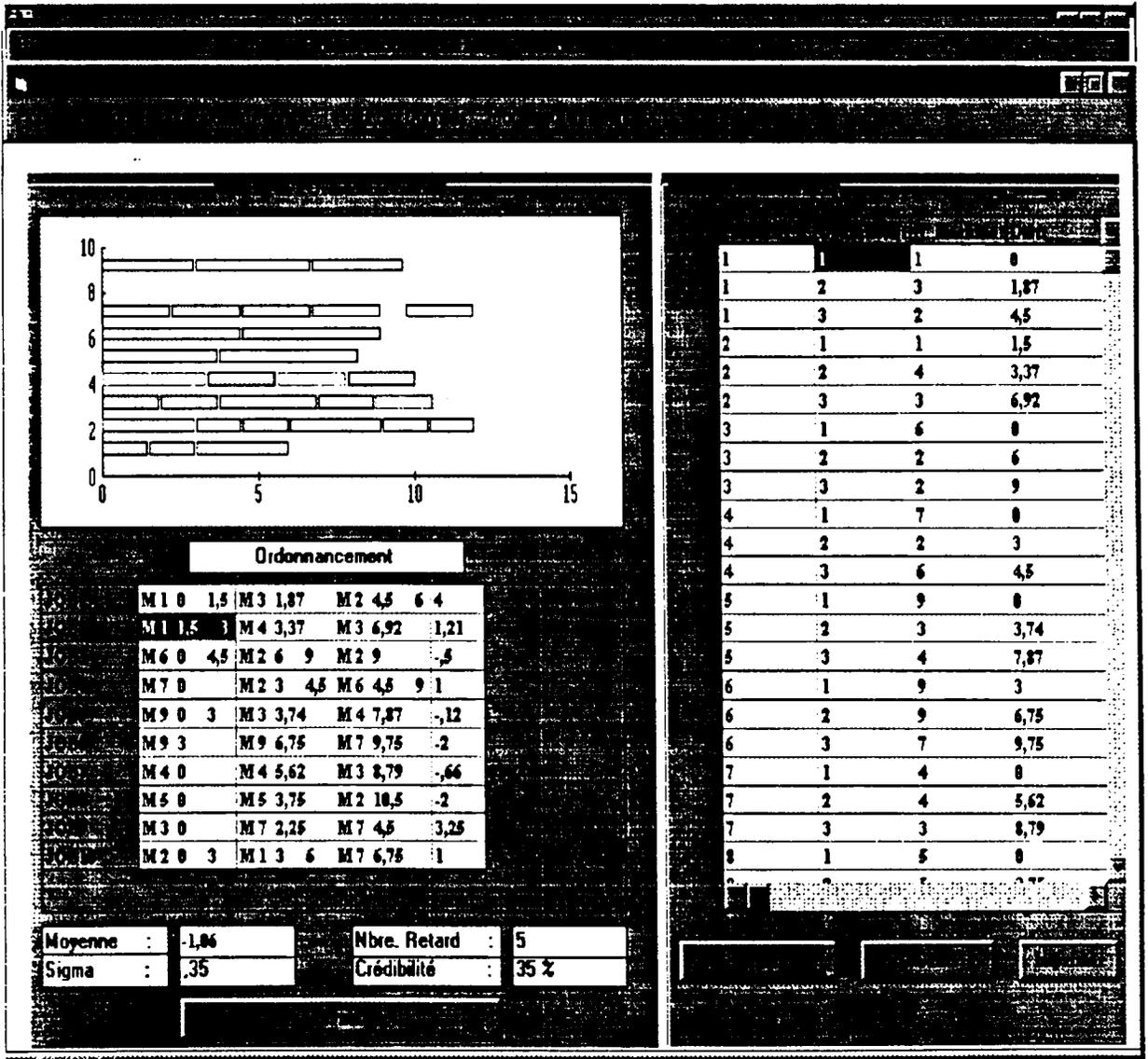
Les durées Fpt estimées pour chaque opération sont données par la figure suivante :

O1	1,5	4,5	4,63	5,55	4,12	4,5	2,25	7,67	6,61	4,5
O2	4,5	1,5	1,87	3,37	4,5	7,67	5,82	4,5	7,67	4,5
O3	3	1,5	4,5	2,25	4,5	5,55	5,55	4,5	7,14	4,5
O1	1,5	4,5	4,5	4,5	7,67	7,67	4,5	15,08	6,08	4,5
O2	4,5	4,5	4,76	2,25	7,67	5,55	2,25	9,79	5,55	4,5
O3	4,5	4,5	1,87	5,82	4,5	4,5	4,5	14,02	6,61	4,5
O1	4,5	4,5	4,89	5,55	4,5	4,5	4,5	4,5	6,08	4,5
O2	4,5	3	4,63	2,25	3,75	5,55	4,5	4,5	5,55	4,5
O3	4,5	1,5	4,89	4,5	4,5	8,73	2,25	4,5	3,75	4,5
O1	4,5	4,5	4,63	4,5	7,67	4,5	2,25	6,61	3	5,55
O2	4,5	1,5	3,18	5,29	6,08	4,5	4,76	8,73	6,08	4,5
O3	4,5	3	5,42	2,25	5,29	4,5	5,29	4,5	4,5	4,5
O1	4,5	4,5	4,5	4,5	5,29	4,5	4,5	15,08	3	5,55
O2	4,5	4,5	3,18	5,55	6,08	4,5	5,29	5,55	3	6,61
O3	4,5	1,5	4,5	2,25	8,47	4,5	3,37	10,85	8,73	8,73
O1	4,5	4,5	5,16	5,29	4,5	4,5	5,82	7,67	3,75	9,79
O2	4,5	3	5,42	4,5	4,5	4,5	4,76	8,73	3	15,08
O3	4,5	4,5	3,18	4,76	4,12	4,5	2,25	4,5	3	10,85
O1	1,5	4,5	4,89	3,37	4,5	8,73	4,5	12,97	7,14	6,61
O2	3	4,5	1,87	2,25	4,12	5,55	6,08	4,5	8,73	4,5
O3	4,5	4,5	1,87	2,25	3,75	4,5	5,29	14,02	4,5	6,61
O1	4,5	4,5	5,29	3,37	3,75	8,73	5,29	4,5	8,2	7,67
O2	4,5	3	5,16	5,02	4,5	12,97	4,5	5,55	6,08	4,5
O3	4,5	1,5	5,55	4,5	4,5	4,5	4,5	6,61	6,61	4,5
O1	3	4,5	1,87	3,37	6,08	4,5	4,76	6,61	4,5	4,5
O2	4,5	4,5	1,87	4,5	6,08	4,5	2,25	8,73	5,82	6,61
O3	4,5	4,5	4,5	5,08	5,08	4,5	4,5	4,5	7,14	11,01

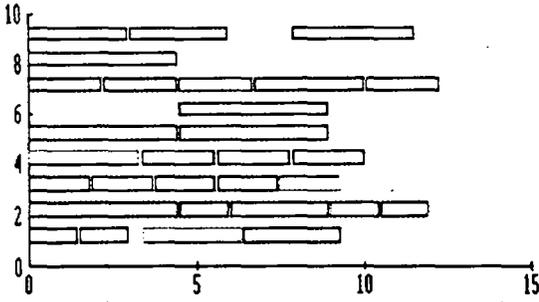
La figure suivante présente un ensemble de stratégies de décision pour construire progressivement l'ordonnancement le plus crédible:



Suivant les stratégies de décision appliquées pour construire l'ordonnancement dans notre cas, le mécanisme d'ordonnancement du MOF propose l'ordonnancement le plus crédible suivant :



La figure suivante présente un exemple d'ordonnancement peu intéressant généré par le MOF.



Ordonnancement

M1 0	1,5	M3 3,74	M1 6,37	,63
M1 1,5	3	M4 3,37	M3 5,62	2,51
M2 0	4,5	M4 5,62	M9 7,87	-1,62
M7 0		M2 4,5	6 M4 7,87	-,12
M9 0	3	M9 3	6 M7 6,78	-,12
M5 0	4,5	M2 6	9 M7 10,12	-2,37
M4 0		M1 3,37	M3 7,49	,64
M8 0	4,5	M5 4,5	9 M2 10,5	-2
M3 0		M7 2,25	M6 4,5	9 1
M3 1,87		M7 4,5	M2 9	-,5

Moyenne : -1,13  
Sigma : ,37

Nbre. Retard : 6  
Credibilité : 22 %

1	1	1	0
1	2	3	3,74
1	3	1	6,37
2	1	1	1,5
2	2	4	3,37
2	3	3	5,62
3	1	2	0
3	2	4	5,62
3	3	9	7,87
4	1	7	0
4	2	2	4,5
4	3	4	7,87
5	1	9	0
5	2	9	3
5	3	7	6,75
6	1	5	0
6	2	2	6
6	3	7	10,12
7	1	4	0
7	2	1	3,37
7	3	3	7,49
8	1	8	0

## Annexe 2

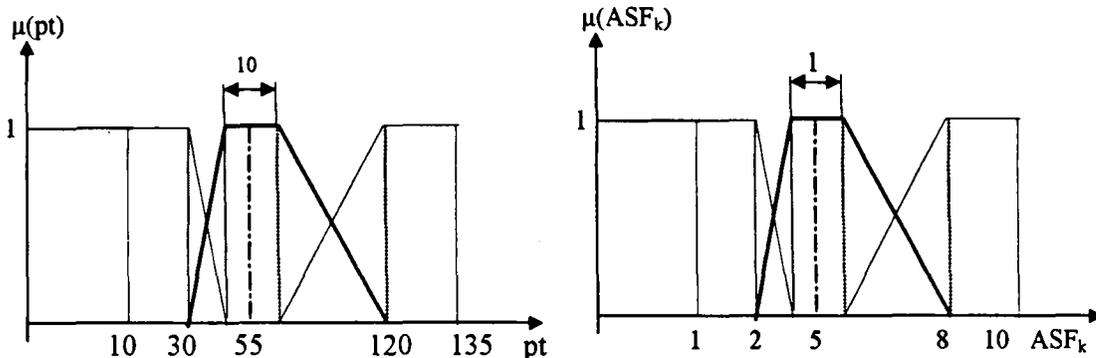
Le MOF a été implanté dans une petite entreprise de la filière Textile-Habillement qui constitue une société de sous-traitance en confection dans la région de Monastir. Chaque jour, un ensemble de produits entre dans l'atelier de confection et la fabrication doit être accomplie dans la même journée. Des heures supplémentaires peuvent être envisager s'il est nécessaire. La production de l'atelier est de type linéaire (Flow-Shop).

L'atelier est composé de quatre postes de travail dont chacun n'assure qu'une seule opération à la fois. Dans notre cas un poste de travail est assimilé à une machine et la qualification de l'ouvrière de [1..10], est assimilée à l'activité statique de la machine ASF.

Un exemple d'ordre de fabrication journalier est donné par le tableau suivant

Produits	Machines	Temps (pt)	
P1	O <sub>1,1</sub>	1	70
	O <sub>2,1</sub>	2	75
	O <sub>3,1</sub>	3	90
	O <sub>4,1</sub>	4	50
P2	O <sub>1,2</sub>	1	45
	O <sub>2,2</sub>	2	50
	O <sub>3,2</sub>	3	65
	O <sub>4,2</sub>	4	45
P3	O <sub>1,3</sub>	1	30
	O <sub>2,3</sub>	2	20
	O <sub>3,3</sub>	3	25
	O <sub>4,3</sub>	4	15
P4	O <sub>1,4</sub>	1	90
	O <sub>2,4</sub>	2	100
	O <sub>3,4</sub>	3	90
	O <sub>4,4</sub>	4	40
P5	O <sub>1,5</sub>	1	60
	O <sub>2,5</sub>	2	70
	O <sub>3,5</sub>	3	75
	O <sub>4,5</sub>	4	60

La caractérisation floue de l'ensemble des opérations et de l'ensemble des postes de travail est donnée par la figure suivante :



L'ensemble des règles de jugement présenté par le chef de production est donné comme suit :

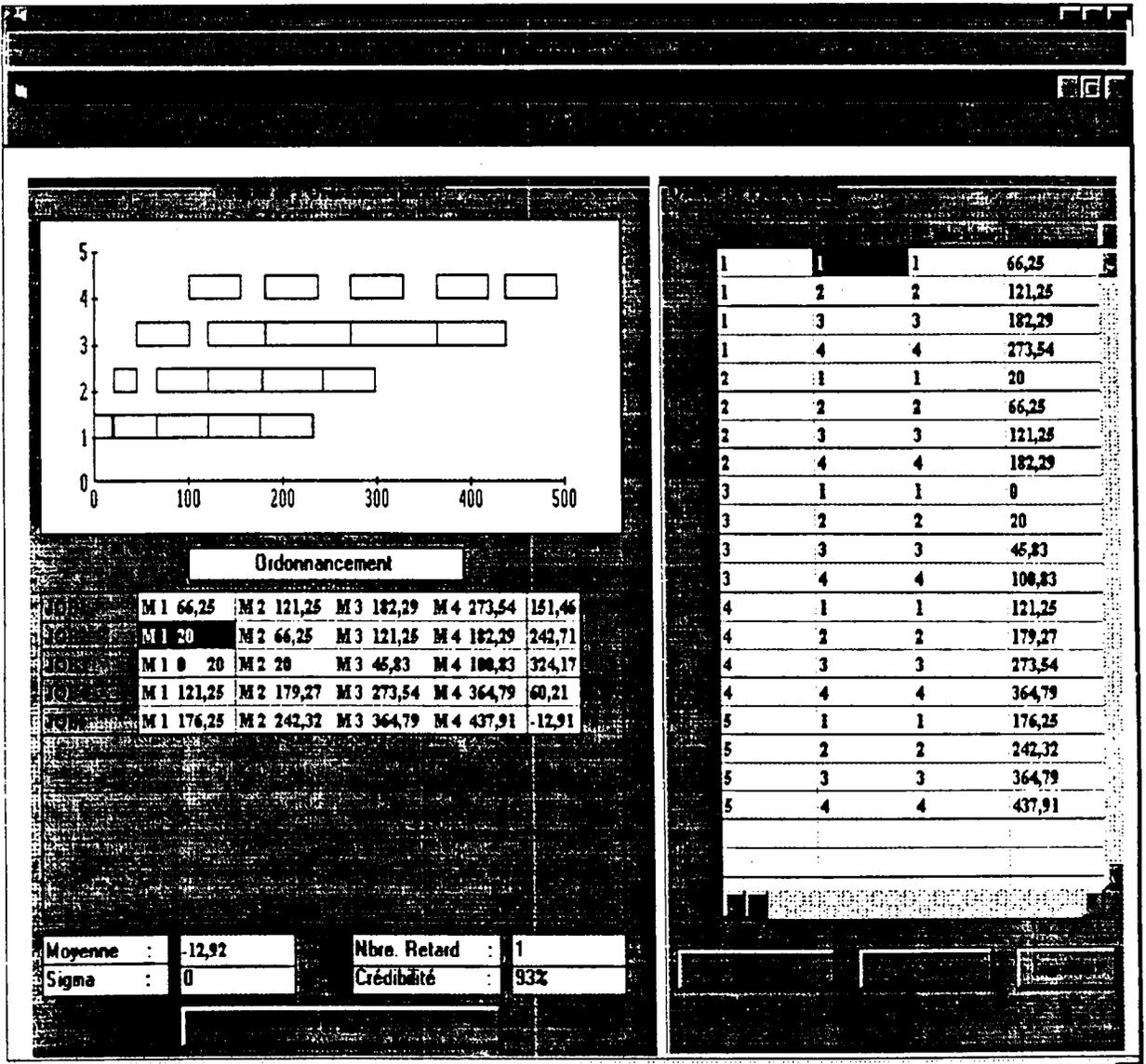
Durée \ ASF	Rapide	Normale	Lente
Courte	Courte	Moyenne	Moyenne
Moyenne	Courte	Moyenne	---
Longue	Moyenne	---	--

La table suivante représente la qualification de chaque ouvrière ( assimilée à ASF).

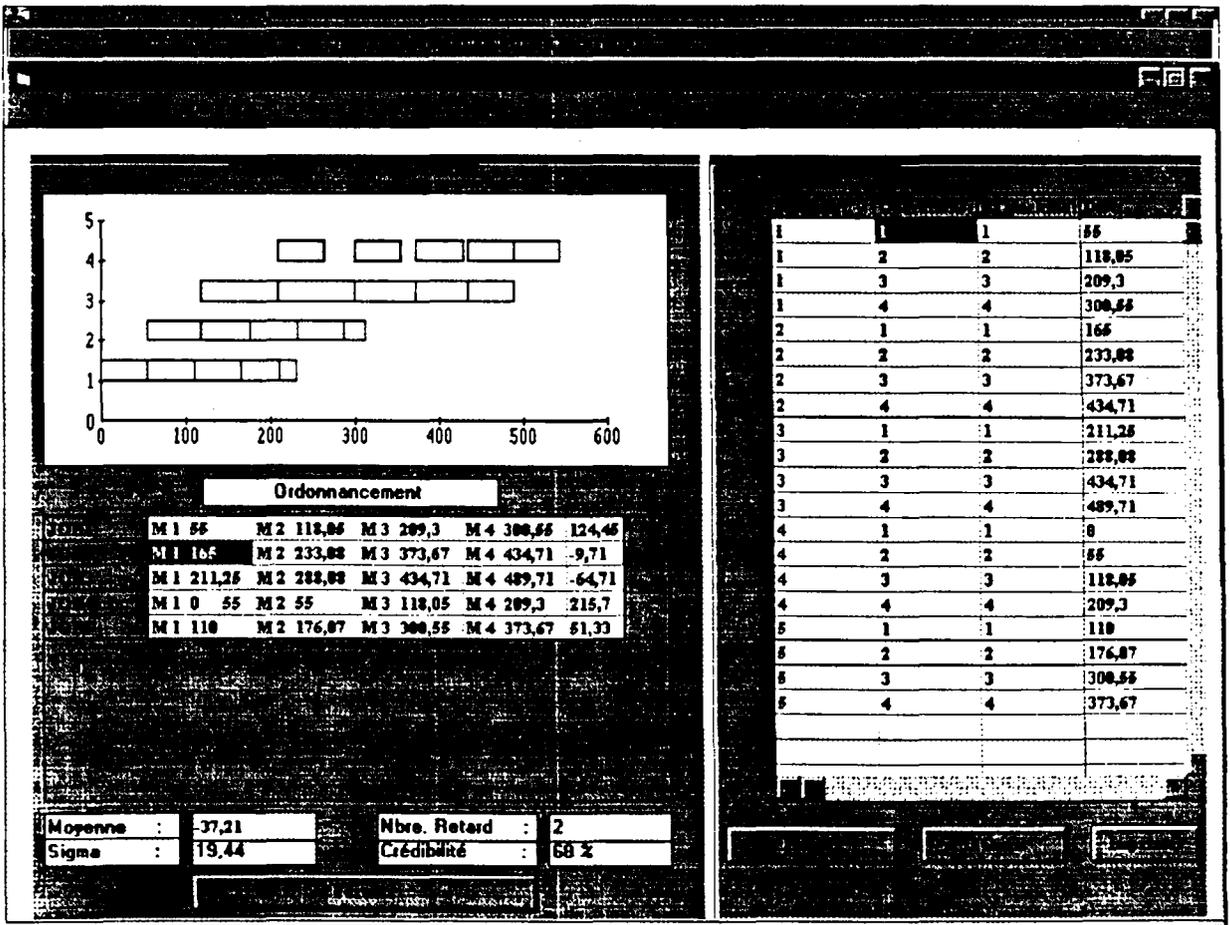
Machine	ASF
1	2
2	2.5
3	5
4	6

Qualification des ouvrières

La simulation du processus d'inférence et de défuzzification par la méthode Prod\_Cg à donné les résultats suivants :



Ordonnancement adopté par le chef de production.



**Ordonnancement non adopté**

En fin de journée, 8 heures de travail soit 480 mn, l'ensemble des produits est réalisé avec un retard de l'ordre de 15 mn, alors que le MOF estime 12 mn seulement pour le plan de fabrication proposé.