

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE FERHAT ABBAS - SETIF
UFAS (ALGERIE)

MEMOIRE

Présenté à l'Institut d'Optique et Mécanique de Précision
Pour l'obtention du Diplôme de

MAGISTER

Filière : Optique et Mécanique de Précision

Option : Mécanique appliquée

Par

Mr. HARROUCHE fateh

THEME

**Application de la logique floue
aux machines tournantes**

Soutenu le :

devant le jury d'examen :

CHIKOUCHE Djamel	Prof	à l'université de M'sila	Président
ZEGADI Rabah	Prof	à l'université de sétif	Rapporteur
FELKAOUI Ahmed	M.C	à l'université de sétif	Co-Rapporteur
KHABER Farid	M.C	à l'université de sétif	Examineur
HAMOUDA Abdelatif	M.C	à l'université de sétif	Examineur

Résumé:

La logique floue par sa caractéristique principale de simulation du raisonnement humain, elle est classée parmi les techniques de l'intelligence artificielle. Cette technique permet de modéliser, puis de remplacer l'expertise de surveillance et de conduite du processus provenant du concepteur ou de l'utilisateur. La logique floue a contribué dans le développement de plusieurs domaines. En maintenance industrielle, la logique floue est utilisée pour résoudre les problèmes du diagnostic par la classification automatique des signaux vibratoires correspondant aux différents modes de fonctionnement des machines.

Ce travail porte sur l'application de la logique floue pour l'automatisation de diagnostic de défauts des machines tournantes à base des signaux vibratoires. L'outil de classification utilisé est un système d'inférence floue de type Mamdani. Le vecteur de forme contient des paramètres extraits des signaux prélevés à partir des bancs d'essais étudiés, le vecteur de sortie contient les différentes classes correspondant aux différents modes de fonctionnement des dispositifs expérimentaux. Les résultats obtenus montrent que le prétraitement des données (filtrage, décimation,...), le choix des paramètres du système d'inférence floue (variables d'entrée et de sortie, types et paramètres des fonctions d'appartenance associées aux différentes variables d'entrée et de sortie du système, la génération des règles d'inférence floue,...) ont une importance majeure sur les performances du système d'inférence floue utilisé comme outil de diagnostic des machines tournantes.

Mots clés:

Machines tournantes, Vibrations mécaniques, Logique floue, Inférence floue, Diagnostic des défauts, Traitement du signal.

Remerciements

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été réalisés au Laboratoire de la Mécanique de Précision Appliquée(LMPA), de l'Institut d'Optique et Mécanique de Précision (UFAS-SETIF) au sein du groupe Diagnostic et Surveillance des Machines Tournantes.

Mes remerciements s'adressent tout d'abord à mes directeurs de thèse, Monsieur le professeur Zegadi Rabah, directeur du laboratoire LMPA, et Monsieur Felkaoui Ahmed, Docteur à IOMP-UFAS. Je les remercie pour leur disponibilité et leurs précieux conseils. Je voudrais les remercier aussi pour toute la confiance qu'ils ont eu en moi, pour leur patience et leur soutien.

Je suis très reconnaissant de l'honneur que m'a fait Monsieur Chikouche Djamel, Professeur à l'université de M'sila, d'avoir accepter de présider ce jury. J'exprime également ma reconnaissance à Messieurs Khaber farid, Maitre de conférence à l'université de sétif, Hamouda Abdelatif, Maitre de conférence à IOMP-UFAS, pour leur participation à ce jury.

Durant ces années passées à l'IOMP, j'ai pu apprécier l'amitié de certaines personnes qui, au-delà de l'ambiance très amicale qu'ils ont créée, m'ont toujours apporté leur soutien dans les moments critiques. Je voudrais remercier très sincèrement mes collègues, et l'ensemble du personnel de l'institut d'optique et mécanique de précision.

Ma gratitude et mes très sincères remerciements s'adressent à ma famille, qui m'a toujours encouragé, et soutenu dans les moments difficiles.

Enfin, je tiens à exprimer ma gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué scientifiquement et humainement à la réalisation de ce travail.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE.....8

CHAPITRE I : LA LOGIQUE FLOUE ET CES APPLICATIONS

1.1 Introduction.....11

1.2 Qu'est ce que la logique.....12

1.3 Historique.....12

1.4 Domaines d'applications.....13

1.5 Théorie des ensembles flous.....14

1.5.1 Notions d'appartenance partielle.....14

1.5.2 Fonctions d'appartenance.....14

1.5.3 Propriétés des ensembles flous.....18

1.5.4 Opérateurs en logique floue.....20

1.5.5 Règles floues.....22

1.5.5.1 La logique floue et l'intelligence artificielle22

a – Prédicat22

b - Conclusion22

1.5.5.2 Principe et étapes de mise en œuvre d'un mécanisme d'inférence flou.....23

1.5.5.2.1 Fuzzification.....23

1.5.5.2.2 Degré d'activation.....24

1.5.5.2.3 Implication.....24

1.5.5.2.4 Agrégation.....24

1.5.5.2.5 Défuzzification.....25

1.6 Conclusion.....26

CHAPITRE2: ETAT D'ART DE L'APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE(LF) DANS LE DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES

2.1 Introduction.....	28
2.2 Bibliographie sur l'application de la logique floue dans le diagnostic des machines tournantes.....	28
2.3 Conclusion.....	60

CHAPITRE3:

DEMARCHE EXPERIMENTALE

3.1 Introduction.....	62
3.2 Mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF).....	62
3.2.1 Etape de fuzzification.....	63
3.2.2 Etape d'inférence.....	63
3.2.3 Etape de défuzzification.....	63
3.3 Déroulement de la classification des défauts par un système d'inférence flou(SIF).....	63
3.3.1 Acquisition des signaux.....	64
3.3.2 Prétraitement des données.....	65
3.3.3 Traitement des données.....	65
3.3.4 Construction du vecteur forme.....	65
3.3.5 Apprentissage et test du système d'inférence flou (SIF).....	65
3.3.6 Exploitation du système d'inférence flou(SIF).....	66
3.4 Implémentation d'un système d'inférence flou(SIF) (Sous Matlab).....	66
3.4.1 Création du système d'inférence flou (SIF).....	66
3.4.2 Fuzzification des variables d'entrées et de sorties.....	67
3.4.3 Edition de règles floues.....	68
3.4.4 Défuzzification.....	71
3.4.5 Test du système d'inférence flou.....	72
3.5 Description des bancs d'essai étudiés.....	72
3.5.1 Introduction.....	72
3.5.2 Banc d'essai CETIM.....	72
3.5.2.1 Rapport d'expertise.....	74
3.5.2.2 Présentation des signaux temporels.....	75
3.5.3 Signaux de roulements " bearing data center".....	75
3.6 Prétraitement et extraction des paramètres du vecteur forme.....	78
3.7 Classification des défauts par le système d'inférence flou(SIF).....	78

3.8 Conclusion.....	78
----------------------------	-----------

CHAPITRE 4

RESULTATS ET DISCUSSION

4.1 Introduction.....	80
4.2 Diagnostic des défauts d'engrenage.....	80
4.2.1 Constitution de la base de données.....	81
4.2.1.1 Préparation des observations.....	81
a - Division des signaux.....	81
b - Prétraitement de données.....	82
b1 - Filtrage.....	83
b2 - Décimation.....	83
4.2.1.2 Choix et calcul des paramètres.....	84
4.2.1.3 Constitution du vecteur forme (entrée du SIF).....	88
4.2.1.4 Choix des classes (ensembles flous de la variable de sortie du(SIF)).....	90
4.2.2 Implémentation du système d'inférence flou (SIF) Sous Matlab.....	90
4.2.2.1 Implémentation du système(SIF) par l'interface graphique.....	90
4.2.2.1.1 Structure du système d'inférence flou(SIF).....	91
4.2.2.1.2 Fuzzification des variables d'entrée et de sortie.....	92
4.2.2.1.2.1 Fuzzification de la variable d'entrée « puissance du signal reconstruit(Pa0)».....	92
4.2.2.1.2.2 Fuzzification de la variable d'entrée «puissance du signal détail d1(P _{d1})».....	93
4.2.2.1.2.3 Fuzzification de la variable d'entrée «facteur de crête(F _c)».....	93
4.2.2.1.2.4 Fuzzification de la variable d'entrée « Kurtosis(Ku) ».....	94
4.2.2.1.2.5 Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif(état) ».....	95
4.2.2.1.3 Règles d'inférence.....	95
4.2.2.1.4 Défuzzification de la variable de sortie.....	96
4.2.2.1.4.1 Exemple d'application	96
4.2.2.2 Implémentation du système(SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outils.....	97
4.2.3 Classification de la base de données par le système d'inférence floue(SIF).....	97
4.2.3.1 discussion.....	97
4.2.3.1.1 Représentation graphique du résultat de classification.....	97
4.2.3.1.2 Interprétation du résultat de classification.....	98
4.3 Diagnostic des défauts de roulements.....	98
4.3.1 Constitution de la base de données.....	99

4.3.1.1	pré traitement et calcul des indicateurs.....	100
a -	Indicateurs temporels.....	101
b -	Indicateurs fréquentiels.....	101
4.3.1.2	Constitution du vecteur forme (entrée du SIF).....	103
4.3.1.3	Choix des classes(ensembles flous de la variable de sortie du(SIF)).....	104
4.3.2	Implémentation du système d'inférence floue Sous Matlab.....	105
4.3.2.1	Implémentation du système(SIF) par l'interface graphique.....	105
4.3.2.1.1	structure du système d'inférence floue(SIF).....	105
4.3.2.1.2	Fuzzification des variables d'entrée et de sortie.....	106
4.3.2.1.2.1	Fuzzification de la variable d'entrée « l'écart_type(ET) ».....	106
4.3.2.1.2.2	Fuzzification de la variable d'entrée « énergie de la bande [1000-2000HZ] (EB2) ».....	107
4.3.2.1.2.3	Fuzzification de la variable d'entrée « énergie de la bande [4000 5000HZ] (EB5) ».....	107
4.3.2.1.2.4	Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) ».....	108
4.3.2.1.3	Règles d'inférence.....	109
4.3.2.1.4	Défuzzification de la variable de sortie.....	110
4.3.2.1.4.1	Exemple d'application.....	110
4.3.2.2	Implémentation du système (SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outils.....	111
4.3.3	Classification de la base de données par le système d'inférence floue(SIF).....	111
4.3.3.1	Discussion.....	112
4.3.3.1.1	Représentation graphique du résultat de classification.....	112
4.3.3.1.2	Interprétation du résultat de classification.....	113
4.4	Conclusion.....	113

CONCLUSION GENERALE.....116

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....119

ANNEXES

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENRRALE

De nos jours, les systèmes industriels modernes deviennent de plus en plus complexes et leurs commandes de plus en plus sophistiquées. En même temps la fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement sont devenues très importantes ; elles constituent de véritables enjeux des entreprises actuelles [DUBUI90]. Le diagnostic des systèmes est apparu dans le but d'améliorer les points précédents. Terme peu répandu pour les domaines techniques, il y a une trentaine d'année, le diagnostic est devenu un sujet important tant sur le plan théorique que pratique [DUBUI01b].

Malgré le progrès et les avances technologiques dans la commande distribuée et l'automatisation des procédés complexes, la supervision des procédés reste une tâche très importante qui est encore en grande partie une activité manuelle, exécutée par les opérateurs, notamment lorsqu'il s'agit de répondre aux événements anormaux. Cette activité peut selon la nature et la criticité des anomalies ou dysfonctionnements, avoir un impact économique, environnemental et de sécurité plus ou moins significatif, non seulement au niveau des équipements mais aussi des opérateurs [ZWING95]. D'autant plus que le fait de gérer une grande quantité d'information et d'avoir besoin d'agir vite peut mener les opérateurs à prendre des décisions incorrectes, dégradant encore plus la situation. De ce fait, les systèmes de supervision qui intègrent des outils de surveillance, de détection et de diagnostic sont nécessaires afin de fournir à l'opérateur des critères suffisants pour la prise de décision [DUBUI01a].

Dans ce contexte, de nombreuses approches sont développées, en vue de la détection de défaillances et du diagnostic, par les différentes communautés scientifiques. Les méthodes se différencient par rapport au type de connaissances à priori sur le procédé qu'elles nécessitent. Ainsi elles peuvent être classées, de façon générale, comme des méthodes à base de modèles, et des méthodes à base d'historiques de données. Les méthodes à base de modèles considèrent un modèle structurel du comportement du procédé basé sur des principes physiques fondamentaux. Ces modèles peuvent être de type quantitatif, exprimés sous forme d'équations mathématiques ou bien de type qualitatif, exprimés par exemple sous forme de relations logiques. Les méthodes à base d'historiques de données cherchent à extraire des informations, sous forme d'exemples type ou tendances, au sein des mesures venant des capteurs et des actionneurs, pouvant identifier le

comportement du procédé. Ces méthodes comprennent, parmi d'autres, les méthodes statistiques et de classification (ou reconnaissance de formes).

Il est évident que toutes ces différentes méthodes de détection et de diagnostic ont leurs points forts et leurs faiblesses. Ainsi, il est possible que certaines méthodes puissent se compléter offrant alors de meilleurs systèmes de diagnostic. L'intégration des diverses caractéristiques complémentaires est une façon de développer des systèmes "hybrides" permettant de surmonter les limitations des stratégies individuelles de chaque méthode.

Parmi les méthodes à base d'historiques des données, on trouve les méthodes de reconnaissance de formes à base de la logique floue. L'apport de la logique floue est la possibilité d'une simulation de l'expertise d'un opérateur ou d'un concepteur dans la surveillance et la conduite des procédés.

Dans notre travail, nous essayons d'appliquer la logique floue aux détection et diagnostic des défauts dans les machines tournantes (application aux roulements et engrenages). Nous utiliserons une méthode de classification avec un système d'inférence flou (SIF).

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres:

- Dans le premier chapitre, nous présentons les principes de base de la logique floue avec les domaines d'application et un bref historique.
- Le deuxième chapitre, comporte un état d'art d'application de la logique floue dans le diagnostic des défauts de machines tournantes.
- Le troisième chapitre porte, sur la démarche expérimentale d'un système de diagnostic basé sur les concepts de la logique floue, et l'implémentation de ce dernier sous Matlab, en discutant les différentes étapes de mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF). aussi, nous présentons les deux bancs d'essais et les signaux vibratoires.
- Le dernier chapitre présente les résultats expérimentaux et leurs interprétations.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale, ainsi que quelques perspectives d'amélioration de ce travail.

CHAPITRE 1

***LA LOGIQUE FLOUE ET CES
APPLICATIONS***

CHAPITRE 1 : LA LOGIQUE FLOUE ET CES APPLICATIONS

1.1 Introduction

Depuis la création de l'ordinateur et la logique binaire, les scientifiques se sont attachés à tout ce qui est précis, rigoureux et quantitatif. Pourtant la qualité de rigueur et de précision est parfois embarrassante qu'avantageuse, notamment dans certaines applications d'intelligence artificielle. Dans ces cas, au lieu d'avoir à manipuler des nombres, les machines doivent restituer des connaissances humaines; autrement dit, simuler des raisonnements humains [ZADEH77].

Or, la programmation classique exige des définitions claires et précises et des réponses soit affirmatives, soit négatives, car celle-ci est basée sur des circuits obéissant à la logique booléenne et la théorie des ensembles classiques. Mais ces théories s'avèrent inadaptées lorsque nous voulons les appliquer à des problèmes non mathématiques, comme ceux que renferme le langage naturel. Ceux-ci introduisent, en effet, des notions approximatives, et plutôt qualitatives que quantitatives, en d'autres termes flous. Cependant, les systèmes informatisés, s'ils imitent, parfois, le savoir spécialisé des experts humains [REMY86], ne peuvent rendre compte du simple bon sens de l'une des caractéristiques clé de l'intelligence humaine.

De nombreux chercheurs en intelligence artificielle et surtout les concepteurs de systèmes experts se rendent compte, aujourd'hui, que l'incertain n'est nullement un phénomène marginal: une grande partie de l'information contenue dans la base des connaissances d'un système expert est imprécise, incomplète et pas totalement fiable [ZADEH83]. C'est pourquoi, le professeur lotfi A. zadeh [ZADEH65] propose une approche différente, en mettant au point une théorie nouvelle basée sur la possibilité de quantifier le degré auquel des concepts imprécis sont satisfaits, et aussi de nuancer le raisonnement: c'est la théorie des ensembles flous, apparue en 1965, sur la quelle s'appuie la logique floue (fuzzy logic) sous-jacente au raisonnement approximatif.

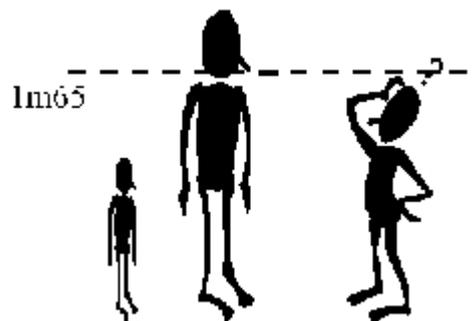
La logique floue est amenée à jouer un rôle fondamental en intelligence artificielle, et surtout dans les systèmes de communication homme-machine. Son approche linguistique permet, contrairement aux méthodes conventionnelles, de traiter

les problèmes tels qu'ils se présentent dans la nature [ZADEH75]. D'ores et déjà, elle a fait ses preuves dans les systèmes experts, dans le contrôle de processus industriels et dans les programmes d'aide à la décision [SANCH90], [ZADEH73], [ZADEH76].

1.2 Qu'est ce que la logique floue ?

Une des caractéristiques du raisonnement humain est qu'il est basé sur des données imprécises ou incomplètes. Ainsi déterminer si une personne est de petite ou de grande taille est aisé pour n'importe lequel d'entre nous, et cela sans nécessairement connaître sa taille. Un ordinateur, lui, est basé sur des données exactes. Il doit non seulement connaître la taille exacte de la personne mais également posséder un algorithme qui divise inmanquablement une population en deux groupes bien distincts : les grands et les petits.

Supposons que la limite soit de 1m65. Je mesure 1m63, suis-je vraiment petit?



L'idée de la logique floue est de **transmettre cette richesse du raisonnement humain à un ordinateur.**

Bien que dans l'esprit de tous le monde le mot « flou » soit de connotation négative, il n'en est rien en réalité. Venant à l'origine du mot « duvet » (en anglais « fuzzy » c'est-à-dire le duvet qui couvre le corps des poussins), le terme « fuzzy » signifie 'indistinct, brouillé, mal défini ou mal focalisé'. Dans le monde universitaire et technologique, le mot « flou » est un terme technique représentant l'ambiguïté ou le caractère vague des intuitions humaines plutôt que la probabilité.

I.3 Historique

- 1965: naissance du concept flou avec le Pr. Zedeh Lotfi (Université de Berkley en Californie), IL déclara qu' «Un contrôleur électromécanique doté d'un raisonnement

humain serait plus performant qu'un contrôleur classique», Et il introduit la théorie des «sous-ensembles flous ».

- En 1973, le Pr. Zadeh publie un article (dans l'IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics) qui fit date, Il y mentionne pour la première fois le terme de variables linguistiques (dont la valeur est un mot et non un nombre).
- En 1974, le Docteur Mamdani (Université de Londres) réalise un contrôleur flou expérimental sur un moteur à vapeur.
- En 1980, F.L. Smidth & Co. A/S (au Danemark), mettent en application la théorie de la logique floue dans le contrôle de fours à ciment, c'est la première mise en œuvre pratique de cette nouvelle théorie.
- Dans les années 80, plusieurs applications commencent à immerger (notamment au Japon).
- En 1987, 'explosion du flou' au Japon (avec le contrôle du métro de Sendai), et qui atteint son apogée en 1990.
- Aujourd'hui, une vaste gamme de nouveaux produits ont une étiquette « produit flou» (Fuzzy).

I.4 Domaines d'applications

• 1990: Généralisation de l'utilisation de cette technique:

- Appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs,...etc.),
- Systèmes audio-visuels (appareils de photos autofocus, caméscope à stabilisateur d'images, photocopieurs,...),
- Systèmes automobiles embarqués (ABS, suspension, climatisation,...etc.),
- Systèmes autonomes mobiles,
- Systèmes de décision, diagnostic, reconnaissance,
- Systèmes de contrôle/commande dans la plupart des domaines industriels de production,

• Il existe des processeurs dédiés et des interfaces de développement spécifiques.

– Ex: la famille des processeurs WARP (Weight Associative Rule Processor) de SGS-THOMSON dont les principales caractéristiques sont les suivantes:

- Nombre de règles traitées: 256
- Nombre d'entrées: 16
- Nombre de sorties: 16

- Méthode de composition (défuzzification) des règles: Centre de gravité
- Vitesse de traitement: 200 microsecondes pour 200 règles.

1.5 Théorie des ensembles flous

1.5.1 Notion d'appartenance partielle [DUBOI80], [BOUCH95]

Dans la théorie des ensembles classiques, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. La notion d'ensemble est à l'origine de nombreuses théories mathématiques. Cette notion essentielle ne permet cependant pas de rendre compte de situations pourtant simples et rencontrées fréquemment. Par Ex: Parmi des fruits, il est facile de définir l'ensemble des pommes. Par contre, il sera plus difficile de définir l'ensemble des pommes mûres. On conçoit bien que la pomme mûrit progressivement, la notion de pomme mûre est donc graduelle.

C'est pour prendre en compte de telles situations, qu'a été créée la notion d'ensemble flou. La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle, chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou (figure 1.1) ne sont pas « nets », mais « flous » ou « graduels ».

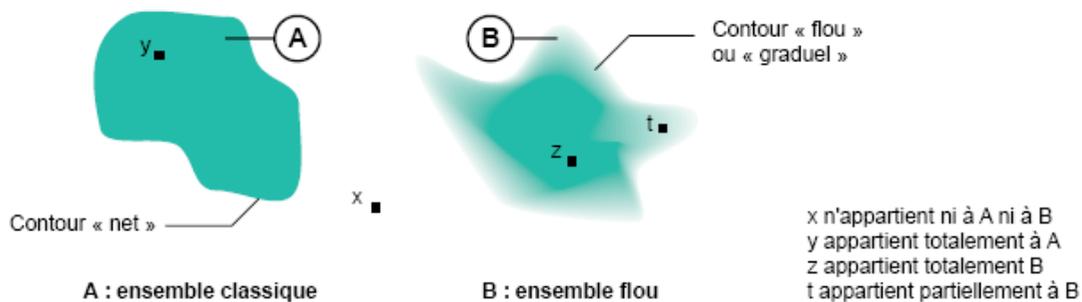


Fig1.1- Comparaison d'un ensemble classique et un ensemble flou

1.5.2 Fonctions d'appartenance [DUBOI85], [NEGO75]

Un ensemble flou est défini par sa « fonction d'appartenance », qui correspond à la notion de « fonction caractéristique » en logique classique. Supposons que nous voulions définir l'ensemble des personnes de « taille moyenne ». En logique classique, nous conviendrons par exemple que les personnes de taille moyenne sont

celles dont la taille est comprise entre 1,60m et 1,80m. La fonction caractéristique de l'ensemble (figure 1.2) donne « 0 » pour les tailles hors de l'intervalle [1,60m; 1,80m]

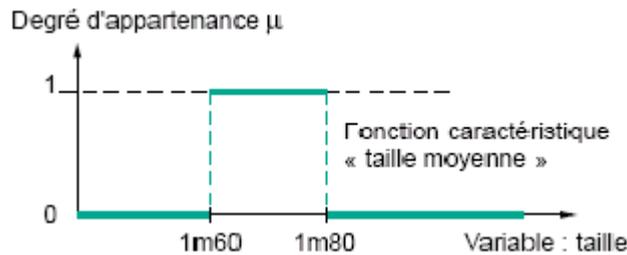


Fig1.2 Fonction caractéristique

et « 1 » dans cet intervalle. L'ensemble flou des personnes de « taille moyenne » sera défini par une « fonction d'appartenance » qui diffère d'une fonction caractéristique par le fait qu'elle peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle [0, 1]. A chaque taille possible correspondra un « degré d'appartenance » à l'ensemble flou des « tailles moyennes » (figure 1.3), compris entre 0 et 1.

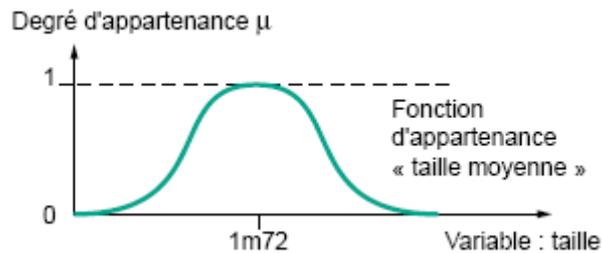


Fig1.3 Fonction d'appartenance

Plusieurs ensembles flous peuvent être définis sur la même variable, par exemple les ensembles « taille petite », « taille moyenne » et « taille grande », notions explicitées chacune par une fonction d'appartenance (figure 1.4).

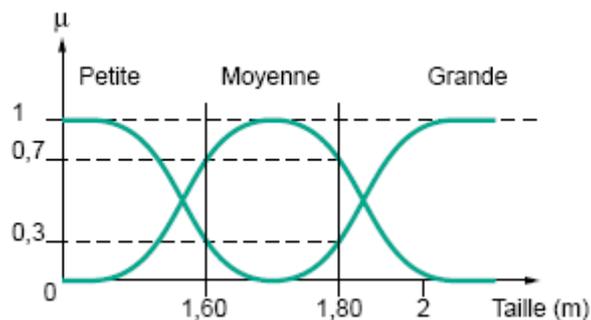


Fig1.4 Fonction d'appartenance, variable et terme linguistique

Cet exemple montre la gradualité que permet d'introduire la logique floue. Une personne de 1,80m appartient à l'ensemble « taille grande » avec un degré 0,3 et à l'ensemble « taille moyenne » avec un degré de 0,7. En logique classique, le passage de moyen à grand serait brusque. Une personne de 1,80m serait par exemple de taille moyenne alors qu'une personne de 1,81m serait grande, ce qui choque l'intuition.

La variable (par exemple : taille) ainsi que les termes (par exemple : moyenne, grande) définis par les fonctions d'appartenance portent respectivement les noms de variable linguistique et de termes linguistiques. Comme cela sera vu plus loin, variables et termes linguistiques peuvent être utilisés directement dans des règles.

Les fonctions d'appartenance peuvent théoriquement prendre n'importe quelle forme. Toutefois, elles sont souvent définies par des segments de droites, et dites « Linéaires par morceaux » (figure1.5).

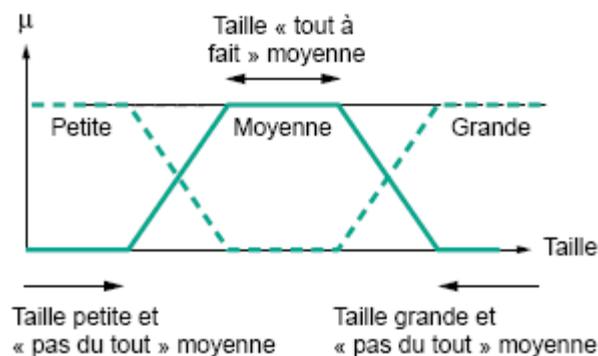


Fig1.5- Fonctions d'appartenance linéaires par morceaux.

Les fonctions d'appartenance « linéaires par morceaux » sont très utilisées car :

- elles sont simples,
- elles comportent des points permettant de définir les zones où la notion est vraie, les zones où elle est fausse, ce qui simplifie le recueil d'expertise.

Dans certains cas, les fonctions d'appartenance peuvent être égales à 1 pour une seule valeur de la variable et égales à 0 ailleurs, et prennent alors le nom de « Fonctions d'appartenance singletons ». Un singleton flou (figure1.6) défini sur une variable réelle (taille) est la traduction dans le domaine flou d'une valeur particulière (taille d'une personne x) de cette variable.

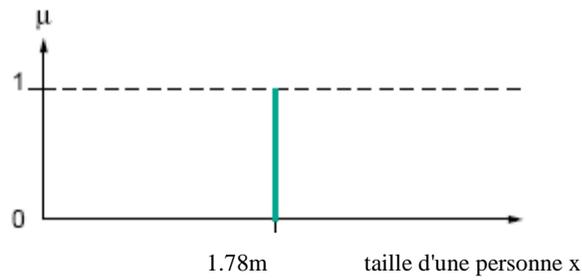


Fig1.6- Fonction d'appartenance singleton

Parmi les fonctions d'appartenance les plus utilisées aussi, on cite: les fonctions triangulaires, trapézoïdales, gaussiennes...etc.

La figure (Fig1.7) montre l'allure de ces fonctions.

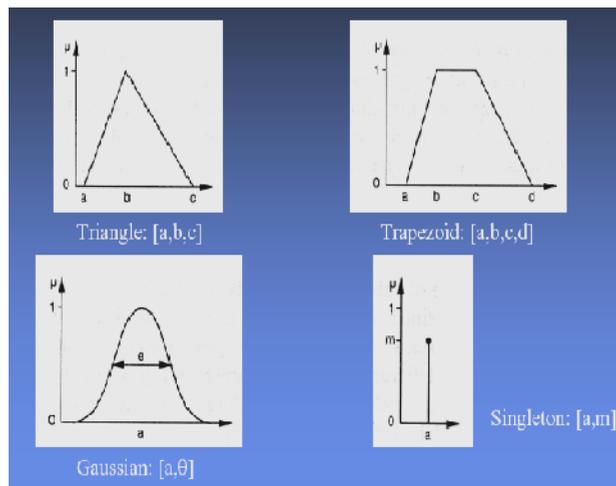


Fig1.7- Différentes formes de fonctions d'appartenance

Les fonctions d'appartenance présentées ci-dessus peuvent être exprimées par les expressions suivantes [TAKAG85] et [ZIDAN03] :

- **Triangulaire:**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{a-x}{a-b} & \text{si } x \in [a,b] \\ \frac{x-c}{b-c} & \text{si } x \in [b,c] \end{cases} \quad (1.1)$$

- **Trapèze:**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{si } x \in [a, b] \\ 1 & \text{si } x \in [b, c] \\ \frac{x-d}{c-d} & \text{si } x \in [c, d] \end{cases} \quad (1.2)$$

- **Gaussienne:**

$$\mu_A(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-a}{\theta}\right)^2\right) \quad (1.3)$$

- **Singleton:**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} m & \text{pour } x = a \\ 0 & \text{pour } x \neq a \end{cases} \quad (1.4)$$

1.5.3 Propriétés des ensembles flous:[TONG95]

- **Support**

On appelle "support" d'un ensemble flou A dans X l'ensemble ordinaire de point x dans X tel que $\mu_A(x) > 0$. Il est noté par $S(A)$, et défini par :

$$S(A) = \{x \in X / \mu_A(x) > 0\} \quad (1.5)$$

Remarque: l'ensemble flou dont le support est un ensemble singleton est appelé "Singleton flou".

- **Hauteur**

La "hauteur" d'un ensemble flou A est la plus grande valeur du degré d'appartenance $\mu_A(x)$. elle est notée par $hgt(A)$ est définie par :

$$hgt(A) = \max_{x \in X} \mu_A(x) \quad (1.6)$$

Un ensemble flou A est appelé normal si $hgt=1$, et sous normal si $hgt(A) < 1$.

• **Noyau:**

Le noyau d'un ensemble flou A, noté $c(A)$ est l'ensemble ordinaire qui contient tous les éléments totalement possibles x dans X de A. Il est noté par $c(A)$ et défini comme suit:

$$c(A) = \{x \in X / \mu_A(x) = 1\} \tag{1.7}$$

s'il y a un seul point avec un degré d'appartenance égale à 1, alors ce point est appelé la valeur modale de A.

Les figures 1.8 et 1.9 montrent respectivement les supports et les noyaux des ensembles flous présentés par leurs fonctions d'appartenance dans la figure 1.7.

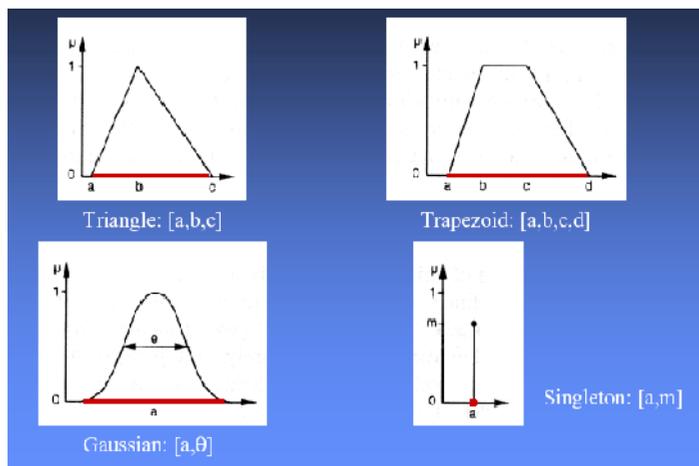


Fig1.8- Supports des différents ensembles flous (couleur rouge)

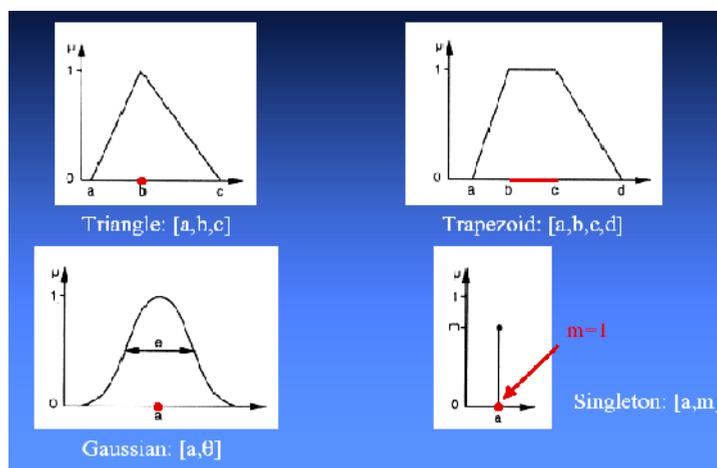


Fig1.9- Noyaux des différents ensembles flous (couleur rouge)

1.5.4 Opérateurs en logique floue

IL s'agit de la généralisation des opérateurs de : négation, intersection et union de la théorie des ensembles classiques.

- L'opérateur NON (complément)

Il est défini mathématiquement par:

$$\bar{A} = \{x / x \notin A\} \quad (1.8)$$

et il est représenté par la fonction

$$\text{non}(\mu_A(x)) = \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (1.9)$$

La figure 1.10 montre graphiquement l'opérateur NON (complément) sur une fonction d'appartenance.

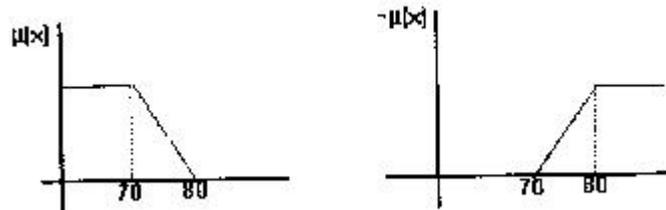


Fig1.10- L'opérateur NON (complément).

- L'opérateur ET (intersection)

Il est défini mathématiquement par:

$$A \cap B = \{X / X \in A \wedge X \in B\} \quad (1.10)$$

et il est représenté par la fonction

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \cap \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (1.11)$$

La figure 1.11 montre graphiquement l'opérateur ET sur deux fonctions d'appartenance.

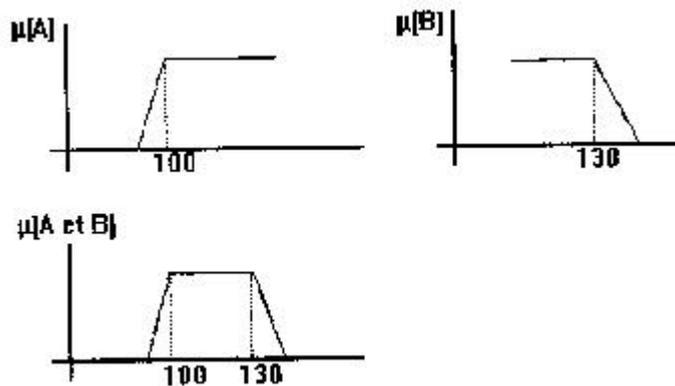


Fig1.11- L'opérateur ET (intersection)

- L'opérateur OU (union)

IL est défini mathématiquement par:

$$A \cup B = \{x / x \in A \vee x \in B\} \tag{1.12}$$

Et il est représenté par la fonction

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{1.13}$$

La figure 1.12 montre graphiquement l'opérateur OU (union) sur deux fonctions d'appartenance.

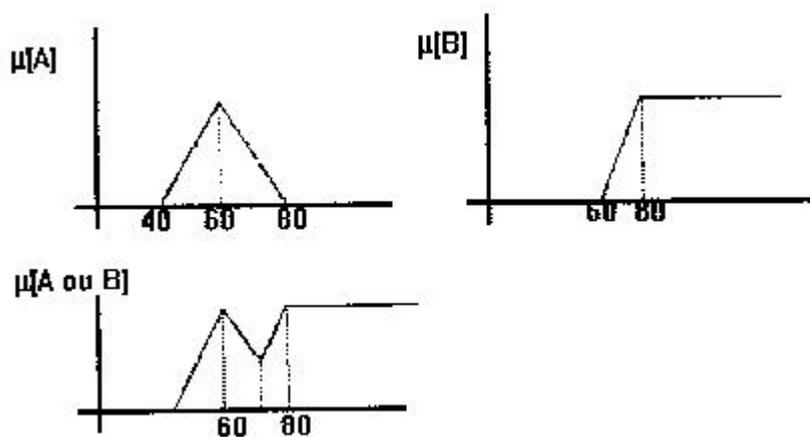


Fig1.12- L'opérateur OU (union).

1.5.5 Règles floues: [FOX90], [BEZD92], [MAMD74], [BAND95]

1.5.5.1 La logique floue et l'intelligence artificielle

La logique floue a pour objectif de formaliser et de mettre en oeuvre la façon de raisonner d'un être humain. En cela, elle peut être classée dans le domaine de l'intelligence artificielle. L'outil le plus utilisé dans les applications de logique floue est la base de règles floues. Une base de règles floues est composée de règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchaînées dans certaines applications.

Une règle est du type :

SI « prédicat » ALORS « conclusion ».

Par exemple : « Si température élevée et pression forte ALORS ventilation forte et soupape grande ouverte ».

a - Prédicat

Un prédicat (encore appelé prémisses ou condition) est une combinaison de propositions par des opérateurs ET, OU, NON. Les propositions « température élevée » et « pression forte » de l'exemple précédent sont combinées par l'opérateur ET pour former le prédicat de la règle.

b - Conclusion

La conclusion d'une règle floue est une combinaison de propositions liées par des opérateurs ET. Dans l'exemple précédent, « ventilation forte » et « soupape grande ouverte » sont la conclusion de la règle.

Le traitement flou d'une règle comporte trois étapes fonctionnelles résumées dans la figure 1.13.

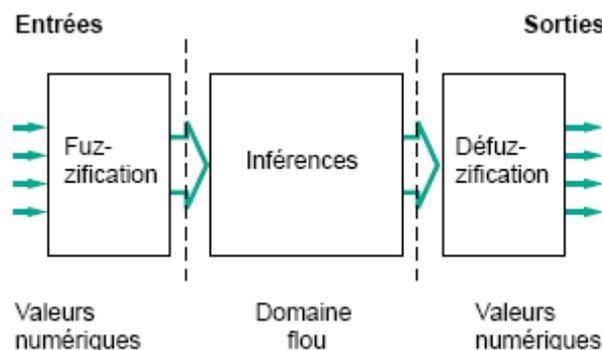


Fig1.13- Traitement flou

1.5.5.2 Principe et étapes de mise en œuvre d'un mécanisme d'inférence flou

Le mécanisme d'inférence le plus couramment utilisé est celui dit « de Mamdani ». Une base de règles floues de Mamdani comprend donc des règles linguistiques faisant appel à des fonctions d'appartenance pour décrire les concepts utilisés (figure 1.14).

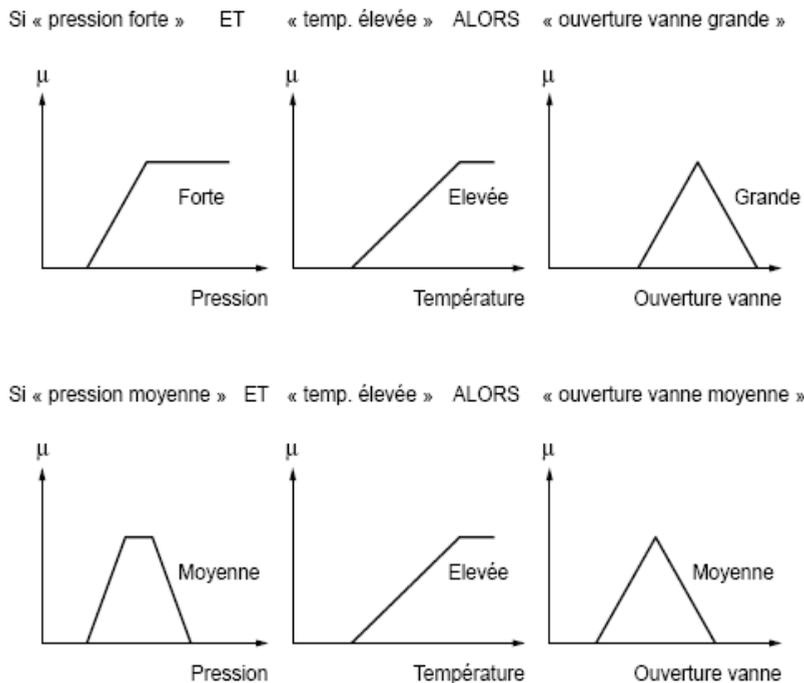


Fig1.14- Implication

Le mécanisme d'inférence de type Mamdani comprend les étapes suivantes :

1.5.5.2.1 Fuzzification

La fuzzification consiste à évaluer les fonctions d'appartenance utilisées dans les prédicats des règles, comme illustré par la figure 1.15 :

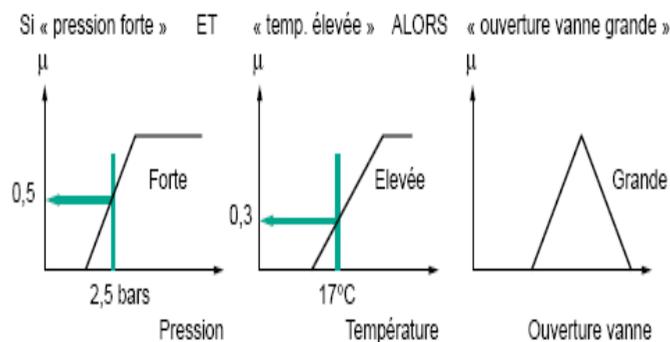


Fig1.15-Fuzzification

1.5.5.2.2 Degré d'activation

Le degré d'activation d'une règle est l'évaluation du prédicat de chaque règle par combinaison logique des propositions du prédicat, comme illustré par la figure 1.16. Le « ET » est réalisé en effectuant le minimum entre les degrés de vérité des propositions.

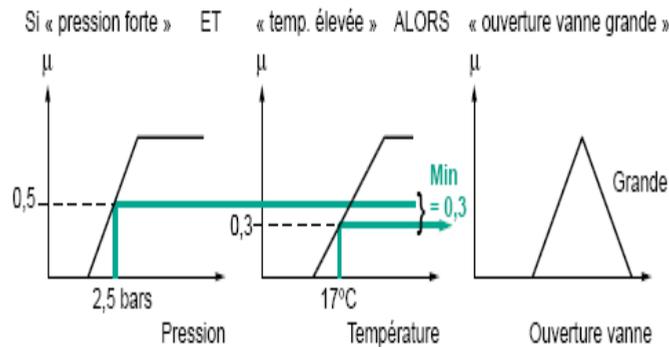


Fig1.16-Activation

1.5.5.2.3 Implication

Le degré d'activation de la règle permet de déterminer la conclusion de la règle, c'est l'implication. Il existe plusieurs opérateurs d'implication, mais le plus utilisé est le « minimum ». L'ensemble flou de conclusion est construit en réalisant le minimum entre le degré d'activation et la fonction d'appartenance, sorte d'« écrêtage » de la fonction d'appartenance de conclusion (figure 1.17).

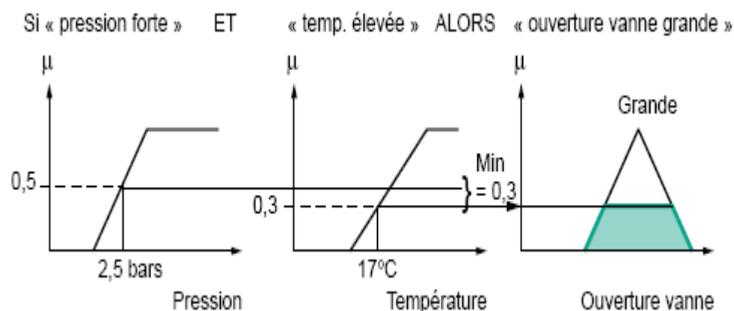


Fig1.17- Implication

1.5.5.2.4 Agrégation

L'ensemble flou global de sortie est construit par agrégation des ensembles flous obtenus par chacune des règles concernant cette sortie.

L'exemple suivant présente le cas où deux règles agissent sur une sortie. On considère que les règles sont liées par un « OU » logique, et on calcule donc le maximum entre les fonctions d'appartenance résultantes pour chaque règle (figure 1.18).

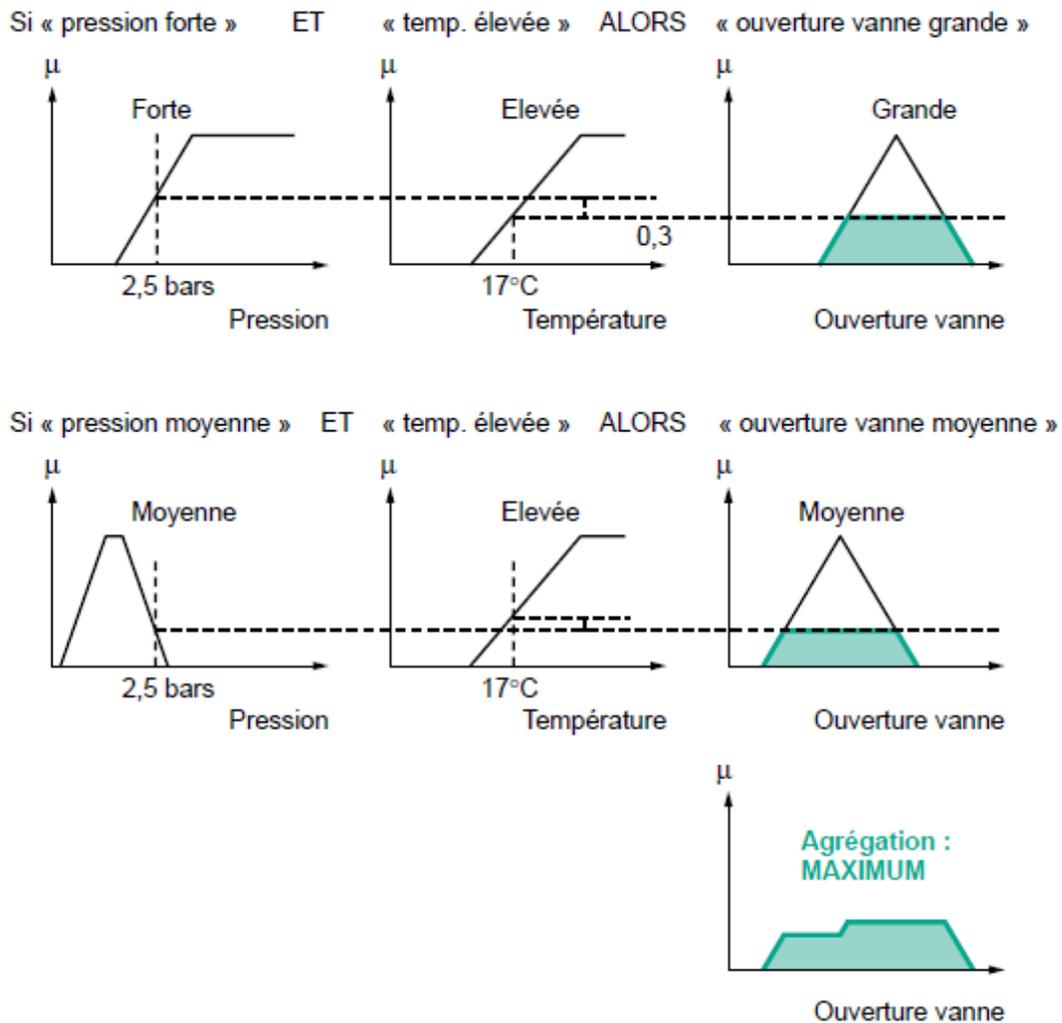


Fig1.18- Agrégation des règles

1.5.5.2.5 Défuzzification

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

Il existe plusieurs méthodes de défuzzification : centre de gravité de la surface, bissecteur de la surface, moyenne des maxima, plus petit des maxima en valeur

absolue, plus grand des maxima en valeur absolue. La plus souvent rencontrée étant la méthode de calcul du « centre de gravité » de l'ensemble flou (figure 1.19).

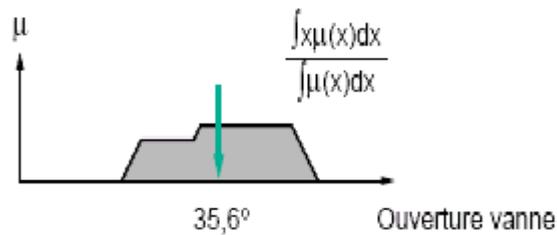


Fig1.19- Défuzzification par centre de gravité

1.6 Conclusion:

Ce chapitre a pour objectif de présenter les notions fondamentales et les principes de base de la logique floue. Dans cette présentation, Nous nous sommes limités aux points indispensables à la compréhension du principe et étapes de mise en œuvre d'un mécanisme d'inférence floue que nous utiliserons dans notre application pour la classification des défauts d'engrenage et de roulement.

On a commencé par montrer que la notion d'ensemble booléenne ne peut pas être utilisée lorsqu'on se retrouve devant des situations où l'ambiguïté est de règle, et particulièrement devant celles que renferme le langage naturel. Ces limites ont poussé à introduire la théorie des ensembles flous extrêmement fructueuse sur laquelle repose la logique floue. Après un passage bref, sur l'historique et les différents domaines d'applications de la logique floue, nous revenons au principe et étapes de mise en œuvre des mécanismes d'inférence floue. Le chapitre suivant sera consacré à l'état d'art sur l'application de la logique floue au diagnostic des défauts dans les machines tournantes.

CHAPITRE 2

ETAT D'ART DE L'APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE (LF) DANS LE DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES

CHAPITRE2: ETAT D'ART DE L'APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE (LF) DANS LE DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES

2.1 Introduction

La logique floue existe maintenant depuis une quarantaine d'années. D'abord isolée dans les laboratoires de recherches, elle a progressivement intéressé les industriels, particulièrement au Japon, depuis les années 80. Aujourd'hui, la logique floue est néanmoins reconnue comme une technique informatique ayant acquis droit de cité par la qualité de ses réalisations.

Les applications industrielles de la logique floue au début sont, dans leur très grande majorité, cantonnées au domaine du contrôle-commande, où les contrôleurs flous ont acquis une certaine popularité. Or, il faut voir la logique floue comme une technique très générale, qui peut contribuer efficacement à la réalisation d'application dans des domaines très divers que l'automatisme, tels que la maintenance industrielle [SAGA]. De nombreux travaux ont été réalisés sur ce sujet, nous allons faire un état de l'art sur cette application.

2.2 Bibliographie sur l'application de la logique floue dans le diagnostic des machines tournantes

La logique floue par leurs caractéristiques – décrites précédemment- peut être un outil intéressant pour la solution des problèmes de la maintenance des machines tournantes. De nombreux travaux ont abordé ce sujet, on peut citer les suivants :

C.K. MECHEFSKE [MECH98]: a étudié l'utilisation des concepts de base de la logique floue dans la mesure du possible pour l'application comme un outil de diagnostic des défauts dans les machines (application pour les roulements). Cette technique de diagnostic sera capable de faire une classification automatique et objective des défauts de roulement dans une machine. Les courbes de forme des deux fonctions d'appartenance π et triangulaire ont été utilisées pour représenter les spectres de fréquences des différents états de défauts de roulement. Le but principal de cette étude était de déterminer qu'elle est la forme de courbe la plus efficace parmi

les deux citées précédemment pour la classification des défauts et de déterminer une méthodologie objective pour fixer les limites de l'intervalle de définition de la fonction d'appartenance floue utilisée.

Le dispositif expérimental dans ce travail est un banc d'essai utilisé pour les essais des roulements à des vitesses faibles [MECH92a], [MECH92b]. Les données utilisées sont des spectres de fréquences représentant les différents états de défauts de roulement étudiés et qui sont :

- NOF : sans défaut.
- ORF : défaut dans la bague extérieure.
- IRF : défaut dans la bague intérieure.
- REF : défaut dans l'élément roulant.
- COM1 : combinaison de deux défauts, l'élément roulant et la bague extérieure.
- COM2 : combinaison des trois défauts, la bague extérieure et intérieure, et l'élément roulant.

La base de données utilisée se constitue de différentes classes de spectres de fréquences représentant les différents défauts de roulement cités ci-dessus, et chaque classe se compose de 15 spectres de fréquence individuel (1-128HZ).

L'analyse des données et le calcul de degré d'appartenance d'un élément (spectre de fréquence) aux différentes classes (défauts) se sont déroulés selon la procédure suivante :

- La première étape a impliqué le calcul de la moyenne et de l'écart type (standard deviation (SD)) pour chaque classe de données et à chaque fréquence (1-128HZ). Les moyennes à chaque fréquence $\pm n \times$ (l'écart type) ont été utilisées comme des limites supérieures et inférieures des intervalles de définition des fonctions d'appartenances utilisées (dans cette étude n prend des valeurs de 1 à 10, et les deux fonctions d'appartenance utilisées sont de type Δ et π).
- Dans la deuxième étape. le degré d'appartenance de chaque spectre de fréquence était déterminé par rapport au spectre de fréquence moyen pour un type de défaut donné par le calcul de degré d'appartenance à chaque fréquence en utilisant les limites supérieures et inférieures de l'intervalle de définition de la fonction d'appartenance à cette fréquence ajoutant les valeurs de degrés d'appartenance pour chaque fréquence et divisant par le nombre total des

points spectraux(128 dans ce cas), les supérieures et les inférieures des limites des intervalles de définition des fonctions d'appartenance ont été changé en proportion de l'écart type($\pm n \times SD$)à chaque fréquence.

Les figures 2.1, 2.2, 2.3, 2.4 présentent pour chacune, des comparaisons soit pour des spectres de fréquences de même classe (même défaut) ou des spectres de fréquences de classes différentes (défauts différents).

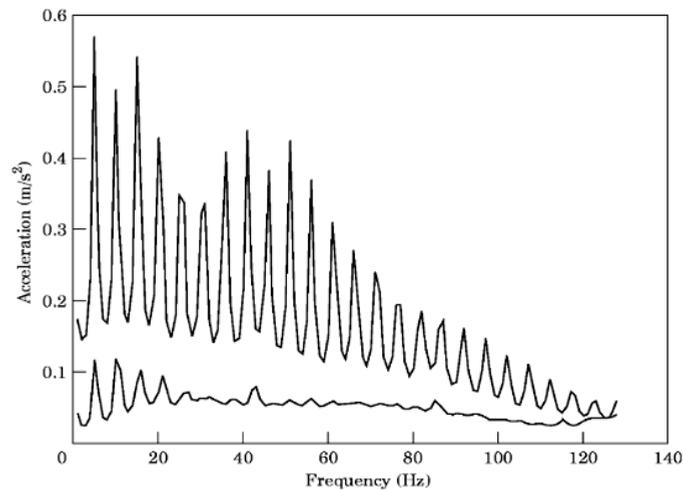


Fig2.1- Deux spectres de fréquence d'un roulement (sans défaut et avec défaut dans la bague intérieure).

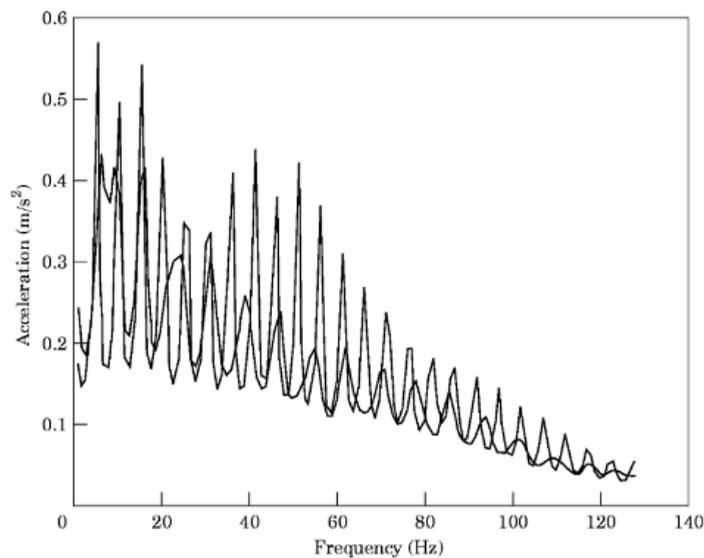


Fig2.2- Deux spectres de fréquence pour la bague intérieure et extérieure.

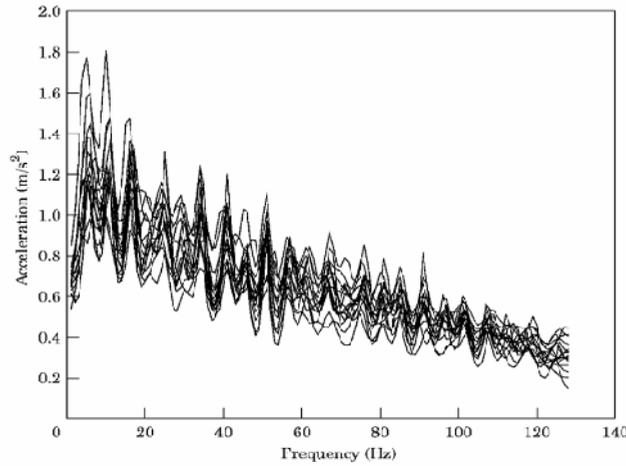


Fig2.3- 15 Spectres de fréquence représentant le même défaut (COM1).

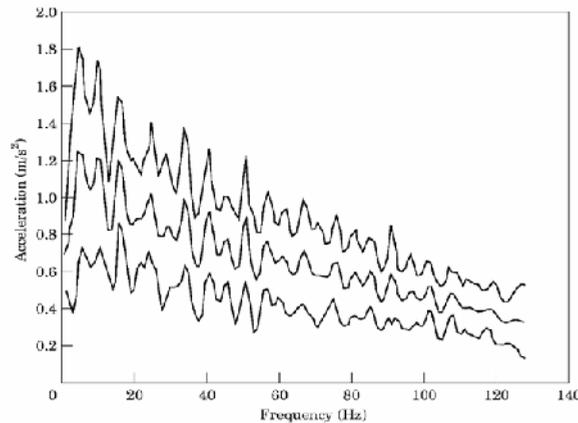


Fig2.4- Moyenne des spectres (COM1) et (± 2.5 d'écart type (SD)) à chaque fréquence.

La gamme de paire de multiples de l'écart type ($\pm n$ (SD) avec n variant de 1 à 10) a été testée comme supérieures et inférieures des limites de l'intervalle de définition des fonctions d'appartenance utilisées pour chercher la valeur optimum de n qui donne une bonne classification pour les deux fonctions, et aussi pour chercher qu'elle est la fonction d'appartenance parmi les deux qui donnent des résultats meilleurs. D'une autre façon, on peut dire que cette gamme a été utilisée afin d'optimiser le système de diagnostic flou proposé.

Pour les résultats pratiques obtenus, l'auteur a donné les interprétations suivantes :

- Les résultats pratiques obtenus montrent que la valeur optimum de n pour une bonne classification par la fonction d'appartenance triangulaire est atteinte à 2

fois l'écart type (SD). Le tableau 2.1 est un échantillon de résultats d'essai de classification par une fonction triangulaire pour un défaut de la bague extérieure.

Tableau 2.1- Un échantillon de résultats d'essai de la fonction d'appartenance triangulaire pour un défaut de la bague extérieure

Faults	n (multiples of S.D.)					
	1	2	3	4	5	10
NOF	0.015	0.034	0.075	0.159	0.275	0.621
ORF	0.359	0.611	0.737	0.803	0.842	0.921
IRF	0.171	0.335	0.471	0.571	0.645	0.815
REF	0.132	0.275	0.407	0.518	0.601	0.788
COM1	0.0	0.0	0.003	0.007	0.017	0.058
COM2	0.0	0.0	0.002	0.005	0.008	0.039

- Pour la fonction π , une bonne classification est atteinte à $n=4$ fois l'écart type (SD). La figure 2.5 est un échantillon (diagramme à barre) d'une épreuve de classification d'un défaut de bague extérieure par une fonction de type π , et une variété de valeurs de multiples de l'écart type n . on constate qu'une bonne classification est atteinte à $n=4$.

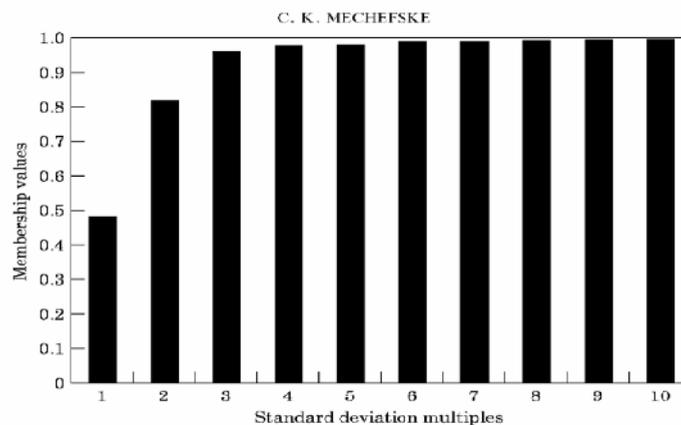


Fig2.5- Un échantillon (diagramme à barres) d'une épreuve de classification (Défaut de bague extérieure, une variété de valeurs limites d'intervalle de définition).

- Toujours pour la fonction π , le tableau 2.2 présente les résultats d'un procès de classification des spectres de fréquences de différents défauts aux différentes classes de défauts et pour un multiple de l'écart type égal à 4 ($n=4$).

Tableau 2. 2 - Résultats de degrés d'appartenance floue de spectres de Fréquences de différents défauts aux différentes classes de défauts (fonction de forme π et $n=4SD$)

Faults	NOF	ORF	IRF	REF	COM1	COM2
NOF	1.0	0.204	0.224	0.459	0.001	0.0
ORF	0.088	1.0	0.499	0.551	0.031	0.0
IRF	0.102	0.560	1.0	0.682	0.013	0.0
REF	0.159	0.500	0.478	1.0	0.021	0.0
COM1	0.0	0.117	0.0	0.006	1.0	0.239
COM2	0.0	0.008	0.0	0.001	0.5218	1.0

- Pour la performance des deux fonctions d'appartenance utilisées, il est clair et évident qu'à partir des résultats pratiques obtenus que la fonction π présente des performances supérieures que la fonction Δ , et ceci est probablement dû à la similarité de la forme de la courbe π avec la distribution approximative gaussienne qui a montré qu'une stationnarité statistique existe dans les données recueillies à partir des machines tournantes.
- Le travail effectué a montré le potentiel de la logique floue de classer des spectres de fréquences en fonction de la probabilité des défauts qu'ils représentent. Sa capacité de classifier et d'identifier des défauts des machines montre un potentiel considérable.

V. Sugumaran, K.I. Ramachandran [SUGUM07]: présentent le développement d'une technique d'identification de défauts des roulements à rouleaux SKF6206 à base de la logique floue. La classification de défauts a été effectuée par un système d'inférence floue (SIF). La technique d'arbre de décision est utilisée pour la sélection des paramètres les plus pertinents capable de différencier le mieux entre les différentes classes de défauts, cette technique utilisée aussi pour la génération des règles d'inférence floue de façon intuitive à partir du schéma d'arbre de décision.

La figure 2.6 présente le dispositif expérimental utilisé pour la simulation et l'étude de défauts de roulement.



Fig2.6- Dispositif expérimental pour l'étude des défauts de roulement.

Les bases de données utilisées dans cette étude se constituent de 250 observations pour chaque défaut, le vecteur de forme se compose de valeurs des paramètres statistiques extraits à partir des signaux prélevés du dispositif expérimental enregistrés par une fréquence de 12000HZ pour différents défauts et à une vitesse de rotation du moteur de 700tr/min. Les quatre défauts étudiés dans cette recherche sont :

- sans défaut (GOOD).
- défaut dans la bague intérieure (IRF).
- défaut dans la bague extérieure (ORF).
- défaut dans la bague intérieure et extérieure (IORF).

La figure 2. 7 présente les signaux temporels pris pour les différents états de défauts.

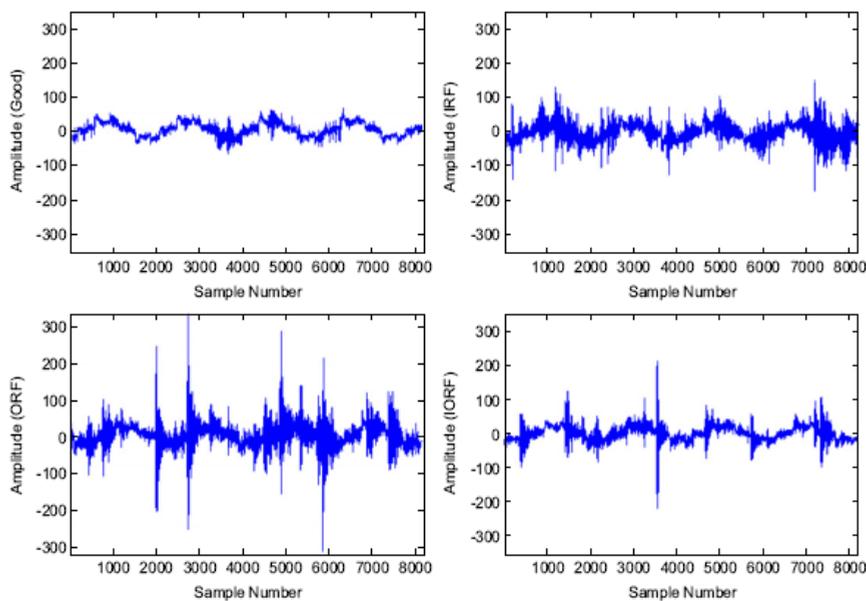


Fig2.7- Signaux temporels pour les quatre défauts.

L'élaboration du système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic des défauts des roulements à rouleaux s'est déroulée en deux étapes principales: la sélection des paramètres pertinents et la construction du système.

Pour la première étape, une sélection primaire d'un ensemble de onze (11) paramètres de type statistique proposés d'être des variables d'entrée du système (SIF), ces paramètres ont été par la suite sélectionnés par la technique de l'arbre de décision avec l'utilisation de l'algorithme J48 [QUIN96] pour ne garder seulement que les paramètres pertinents, qui diffèrent le mieux entre les différentes classes de défauts. Le résultat obtenu par l'application de l'algorithme J48 est un schéma d'un arbre constitue d'un (tronc, branches, noeuds, feuilles), ce schéma porte les paramètres sélectionnés et les états de défauts. La figure 2.8 montre le schéma d'arbre de décision obtenu pour cette étude, les paramètres sélectionnés sont : a) la valeur minimum, b) l'erreur- type, c) le Kurtosis.

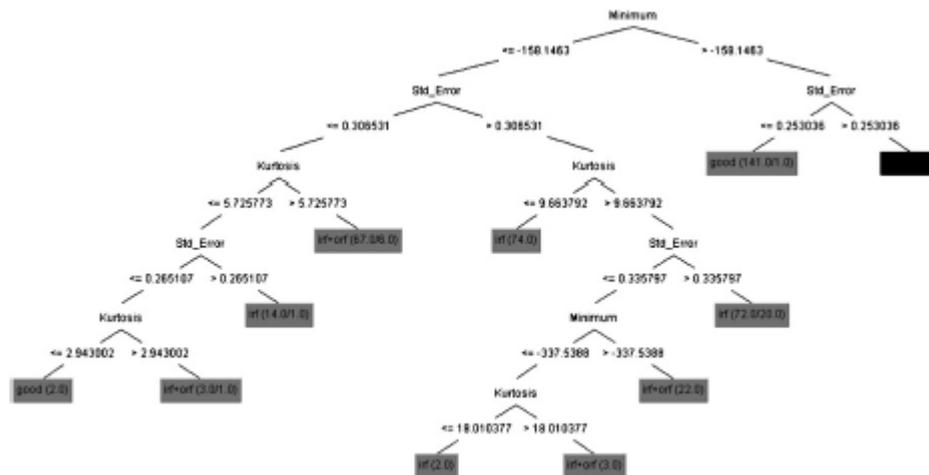


Fig2.8- Sélection des paramètres par la technique de l'arbre de décision.

Dans la deuxième étape. Ils ont procédé à la construction du système (SIF) proposé pour l'identification et la classification des défauts à l'aide de la boîte à outil « fuzzy logic » disponible sur Matlab6.5. La construction du système consiste à une implémentation du système (SIF) proposé de type Mamdani sous Matlab selon les étapes fonctionnelles suivantes : fuzzification des variables d'entrée et de sortie, la génération et l'édition des règles floues, la défuzzification et le test du système construit.

Les figures 2.9, 2.10, 2.11, 2.12 présentent la fuzzification des différentes variables d'entrée et de sortie (choix de l'intervalle de définition, choix du nombre et du type des fonctions d'appartenance associées aux différentes variables d'entrée et de sortie).

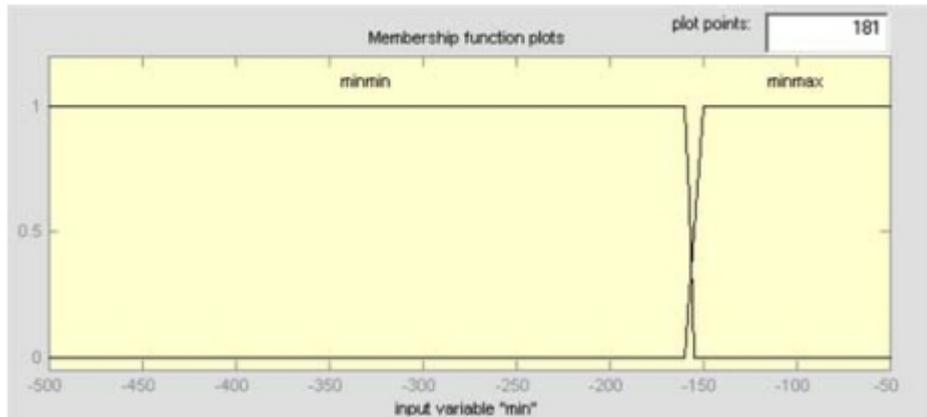


Fig2.9- Fuzzification de la variable d'entrée « valeur minimum ».

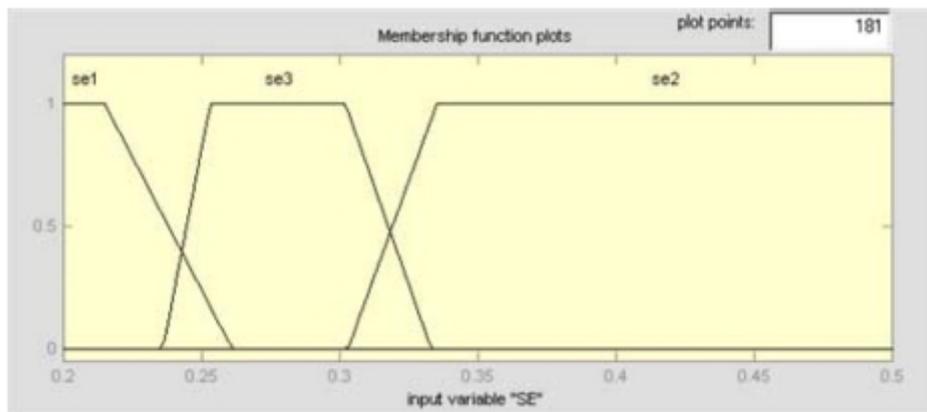


Fig2.10- Fuzzification de la variable d'entrée « l'erreur_type ».

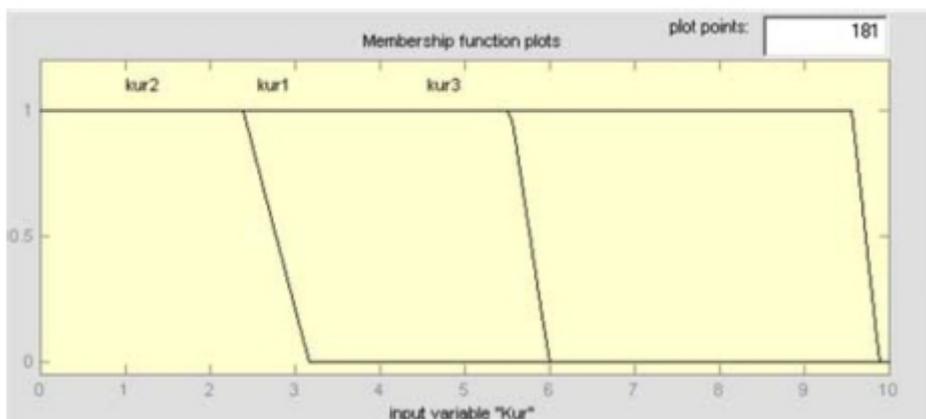


Fig2. 11- Fuzzification de la variable d'entrée « Kurtosis ».

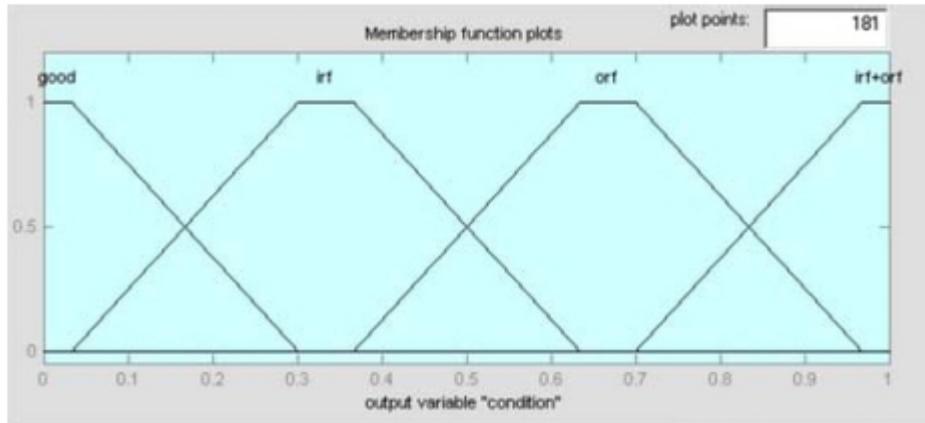


Fig2.12- Fuzzification de la variable de sortie « état de défaut ».

Les figures 2.9 à 2.12 montrent que le nombre de fonctions associées à chaque variable et les paramètres de chaque fonction ont été choisis en fonction des valeurs limites de ces paramètres apparaissant sur le schéma d'arbre de décision. Pour la variable de sortie ils ont choisi quatre fonctions d'appartenance représentant les quatre états de défauts étudiées (GOOD, IRF, ORF, IORF).

La génération des règles d'inférence floues se fait de façon intuitive à partir du schéma de l'arbre de décision en traçant une tranche à partir d'un nœud situé sur le tronc dressé vers un état de défaut sur une feuille, le décodage des informations disponibles sur les différentes branches tracées selon la forme générale « SI – ALORS » nous donne l'ensemble de règles floues. Les règles d'inférences pour cette étude (référence figure2.8) sont :

- Rule 1.* if (min is minmax) and (SE is not se1) then (condition is ORF) (1)
where, min—minimum value, SE—standard error
- Rule 2.* if (min is minmax) and (SE is se1) then (condition is good) (1)
- Rule 3.* if (min is minmin) and (SE is se3) and (Kur is kur1) then (condition is IRF) (0.9)
where, kur—kurtosis
- Rule 4.* if (min is minmin) and (SE is se1) and (Kur is kur2) then (condition is good) (0.9)
- Rule 5.* if (min is minmin) and (SE is se1) and (Kur is not kur2) then (condition is ORF) (0.8)
- Rule 6.* if (min is minmin) and (SE is se3) and (Kur is not kur1)
then (condition is IORF) (0.8)
- Rule 7.* if (min is minmin) and (SE is se2) and (Kur is kur3) then (condition is IRF) (0.8)
- Rule 8.* if (min is minmin) and (SE is se2) and (Kur is not kur3) then (condition is IRF) (0.7)
- Rule 9.* if (min is minmin) and (SE is not se2) and (Kur is not kur3)
then (condition is IORF) (0.7)

Remarque : le nombre entre parenthèse à la fin de chaque règle indique l'importance relative de la règle dans la balance [0-1].

Après la construction, on procède au test et évaluation des performances du système (SIF). Pour cela, la base de données est divisée en deux, 150 éléments pour l'apprentissage (sélection des paramètres pertinentes et génération des règles), et 100 éléments pour le test. Le Tableau 2.3 présente les performances du système (SIF) construit.

Tableau 2. 3 - Matrice de confusion.

	Good	IRF	ORF	IORF
Good	96	1	0	3
IRF	0	95	0	5
ORF	0	0	100	0
IORF	1	1	0	98

IRF - Inner race fault; ORF- Outer race fault
IORF - Inner and outer race fault

Les éléments diagonaux dans le tableau 2.3 montrent le nombre des éléments correctement classés parmi les 100 éléments du test.

Comme discussion des résultats de cette étude, ils ont donné les interprétations suivantes:

- La technique d'arbre de décision est utilisée pour la sélection des paramètres pertinents qui peuvent avoir une meilleure discrimination entre les différents états de défauts. Les paramètres sélectionnés sont trois sur onze (minimum, erreur_type, Kurtosis). Les trois paramètres suivants (l'écart_type, variance, somme) étaient éliminés au départ vu leur impertinence à la classification.
- Le pourcentage de fausse classification est moins de 5% à l'exception de l'état de défaut « IRF », le pourcentage de fausse classification pour l'état de défaut « IORF » est moins par rapport au « IRF », par ce que l'état de défaut « IORF » est une combinaison de défaut de la bague intérieur et extérieur.
- Le choix des fonctions trapézoïdales utilisées dans cette étude est dans une certaine mesure arbitraire. D'autres fonctions peuvent donner de meilleurs résultats.

- La sélection des paramètres et la génération des règles, sont faites par algorithme avec une théorie mathématique. Donc la participation de l'expertise humaine est minimisée.
- La limitation de l'algorithme J48 est qu'elle a besoin d'un grand nombre de points de données (apprentissage). Lorsque ce nombre devient petit, les résultats d'application de l'algorithme deviennent moins significatifs.

Tony Boutros, Ming Liang [BOUT07] : cet article rapporte une approche simple, efficace et robuste de fusion basée sur la logique floue et le moteur d'inférence floue (MIF) (modèle de Sugeno). Cette approche utilise quatre indicateurs de surveillance développés pour la détection des anomalies passagères et progressives. Ces derniers sont fondus dans un simple index (FFI : fuzzy fused index) pour une évaluation fiable d'état de santé des machines. Cette approche a été examinée et validée avec succès dans deux applications différentes : surveillance d'outil de coupe dans une opération de fraisage et la surveillance de l'état d'un roulement.

La mise en construction du système d'inférence floue générant l'indicateur FFI, comprend les étapes fonctionnelles suivantes :

a - développement des paramètres d'entrée du système : pour améliorer l'efficacité de détection des chocs et des anomalies graduellement développées. Les données de surveillance ont été groupées dans des « mini-groupes » et des « sous-groupes », chaque « mini-groupes » contient K échantillons et chaque « sous-groupes » se compose de J « mini-groupes ». La taille du « mini-groupes » définit la résolution de recherche pour les anomalies passagères tandis que la taille du « sous-groupes » requise pour la prise de décision. Quatre indicateurs sont dérivés en se basant sur les formules de puissance, écart-type, et le facteur de corrélation. Les formules de ces derniers sont :

Remarque : pour les quatre indicateurs, k : dénotant l'index pour des échantillons de données ($k= 1,2,\dots, K$), j : pour les "mini-groupes" ($j= 1,2,\dots, J$) et i pour les « sous-groupes » ($i= 1,2,\dots, I$).

- Indicateur d'état de puissance MPCCI (maximum power condition indicator)

$$MPCCI_i = \max_{(i-1)J \leq j \leq iJ} (PCI_j) = \frac{P_{i,\max} - \overline{P_i}}{P_{i,\max} - P_{i,\min}} \quad \forall i, \quad (2.1)$$

$$\text{Avec : } P_{ij} = \frac{1}{K} \sum_{k=(iJ+j-1)K+1}^{(iJ+j)K} V_{LHP,ij}^2(k) \quad \forall i, j, \quad (2.2)$$

$V_{LHP,ij}(k)$: représente l'échantillon de données k dans le $j^{\text{ème}}$ mini-groupe pour le $i^{\text{ème}}$ sous-groupe obtenus après un filtrage passe-bande.

$$\overline{P_i} = \frac{1}{J} \sum_{j=(i-1)J+1}^{iJ} P_{ij}, \quad P_{i,\max} = \max_{(i-1)J+1 \leq j \leq iJ} (P_{ij}), \quad (2.3)$$

$$P_{i,\min} = \min_{(i-1)J+1 \leq j \leq iJ} (P_{ij}) \quad \forall i,$$

- Indicateur d'état de l'écart-type MSDCI (maximum stadart-deviation condition indicator)

$$MSDCI_i = \max_{(i-1)J \leq j \leq iJ} (SDCI_{ij}) = \frac{\sigma_{i,\max} - \overline{\sigma_i}}{\sigma_{i,\max} - \sigma_{i,\min}} \quad \forall i, \quad (2.4)$$

Avec :

$$SDCI_{ij} = \frac{|\sigma_{ij} - \overline{\sigma_i}|}{\sigma_{i,\max} - \sigma_{i,\min}} \quad (i-1)J \leq j \leq iJ \quad \forall i, \quad (2.5)$$

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{\sum_{k=(iJ+j-1)K+1}^{(iJ+j)K} (V_{LHP,ij}(k) - \mu_{ij})^2}{K-1}} \quad \forall i, j, \quad (2.6)$$

$$\mu_{ij} = \frac{\sum_{k=(iJ+j-1)K+1}^{(iJ+j)K} VLHP_{,ij}(k)}{K} \quad \forall i, j, \quad (2.7)$$

$$\begin{aligned} \sigma_i &= \frac{1}{J} \sum_{j=(i-1)J+1}^{iJ} \sigma_{i,j}, & \sigma_{i,\max} &= \max_{(i-1)J+1 \leq j \leq iJ} (\sigma_{ij}), \\ \sigma_{i,\min} &= \min_{(i-1)J+1 \leq j \leq iJ} (\sigma_{ij}) \quad \forall i, \end{aligned} \quad (2.8)$$

- Facteur de corrélation de puissance PCF (power correlation factor)

$$PCF_i = \sqrt{\frac{SSV_{p,i}}{SSR_{p,i}}} \quad \forall i, \quad (2.9)$$

Avec :

$$SSV_{p,i} = \sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} (P_{ij} - \tilde{P}_i)^2 \quad (2.10)$$

$$= \sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} P_{ij}^2 - \frac{\left(\sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} P_{ij} \right)^2}{J} \quad \forall i,$$

$$SSR_{p,i} = \sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} (P_{ij} - \hat{P}_i)^2 \quad \forall i, \quad (2.11)$$

$$\tilde{P}_i = \frac{\sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} P_{ij}}{J} \quad \forall i, \quad (2.12)$$

$$\hat{P}_i = \frac{\sum_{j=iJ+1}^{iJ+J_b} P_{ij}}{J_b} \quad \forall i, \quad (2.13)$$

- Facteur de corrélation d'écart-type SDCF (standard deviation correlation factor)

$$SDCF_i = \sqrt{\frac{SSV_{\sigma,i}}{SSR_{\sigma,i}}} \quad \forall i, \quad (2.14)$$

Avec :

$$\begin{aligned} SSV_{\sigma,i} &= \sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} (\sigma_{i,j} - \tilde{\sigma}_i)^2 \\ &= \sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} \sigma_{ij}^2 - \frac{\left(\sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} \sigma_{ij} \right)^2}{J} \quad \forall i, \end{aligned} \quad (2.15)$$

$$SSR_{\sigma,i} = \sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} (\sigma_{ij} - \hat{\sigma}_i)^2 \quad \forall i, \quad (2.16)$$

$$\tilde{\sigma}_i = \frac{\sum_{j=iJ+J_b+1}^{(i+1)J+J_b} \sigma_{ij}}{J} \quad \forall i, \quad (2.17)$$

$$\hat{\sigma}_i = \frac{\sum_{j=iJ+1}^{iJ+J_b} \sigma_{ij}}{J_b} \quad \forall i, \quad (2.18)$$

Evidement, l'utilisation de n'importe quel facteur unique comme variable d'entrée du système d'inférence floue(SIF) peut tromper la décision de détection de défaut, mais l'application simultanée de ces indicateurs en parallèle causerait la confusion et ralentirait la décision de détection.

b - construction du système d'inférence floue (SIF) pour le diagnostic: le système utilisé est de type Sugeno (ce choix est justifié par le but de réduire la durée de calcul pour les programmes d'application en temps réel) avec quatre variables à l'entrée qui sont les indicateurs développés à base des formules de puissance et de l'écart-type (MPCI; MSDCI; PCF; SDCF). Pour l'efficacité informatique, les fonctions d'appartenances triangulaires sont employées pour la fuzzification des variables d'entrée. Dans cette étude, ils ont proposé quatre ensembles flous pour chaque variable d'entrée (ZV : valeur nulle, SV : valeur petite, MV : valeur moyenne, BV : valeur grande). Pour la sortie on a une seule variable, c'est l'index FFI, qui représente une confusion floue des quatre indicateurs d'entrée du système d'inférence flou (SIF), ils ont proposé trois ensembles flous transitoires triangulaires pour la fuzzification de la variable de sortie (NR : gamme normale, MR : gamme moyenne, AR : gamme anormale). Les figures 2.13 et 2.14 présentent les fonctions d'appartenance associées aux différentes variables d'entrée et de sortie.

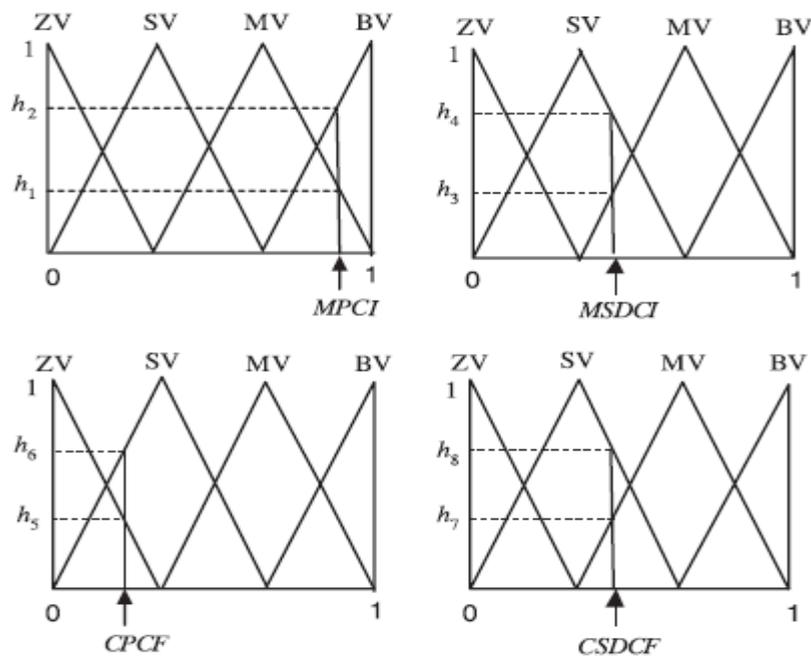


Fig2.13 - Illustration des variables d'entrée et fonctions d'appartenances associées.

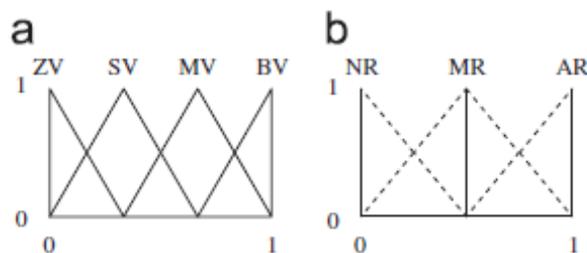


Fig2.14 - Illustration de la variable de sortie et fonctions d'appartenances associées

C - génération de la base des règles floues : Pour la base de règles on a quatre ensembles flous pour chaque variable d'entrée parmi les quatre variables qu'on a, ce qui mène à un total de 256 règles floues.

Une fois le système d'inférence construit, un test est obligatoire pour voir la réaction et les performances de ce dernier. Pour cela, le système a été appliqué la première fois à la surveillance d'un outil de coupe. L'expérience a été effectuée sur une fraiseuse (Modèle GPM-200s) avec un moteur à axe C.a-2HP, trois états d'outil sont considérés : Sharp cutter, worn cutter, tool fracture (outil pointu, outil usé, outil où la rupture est considérée). La figure 2.15 présente la variation de l'index FFI en fonction du temps et sa moyenne mobile pour différents états d'outil.

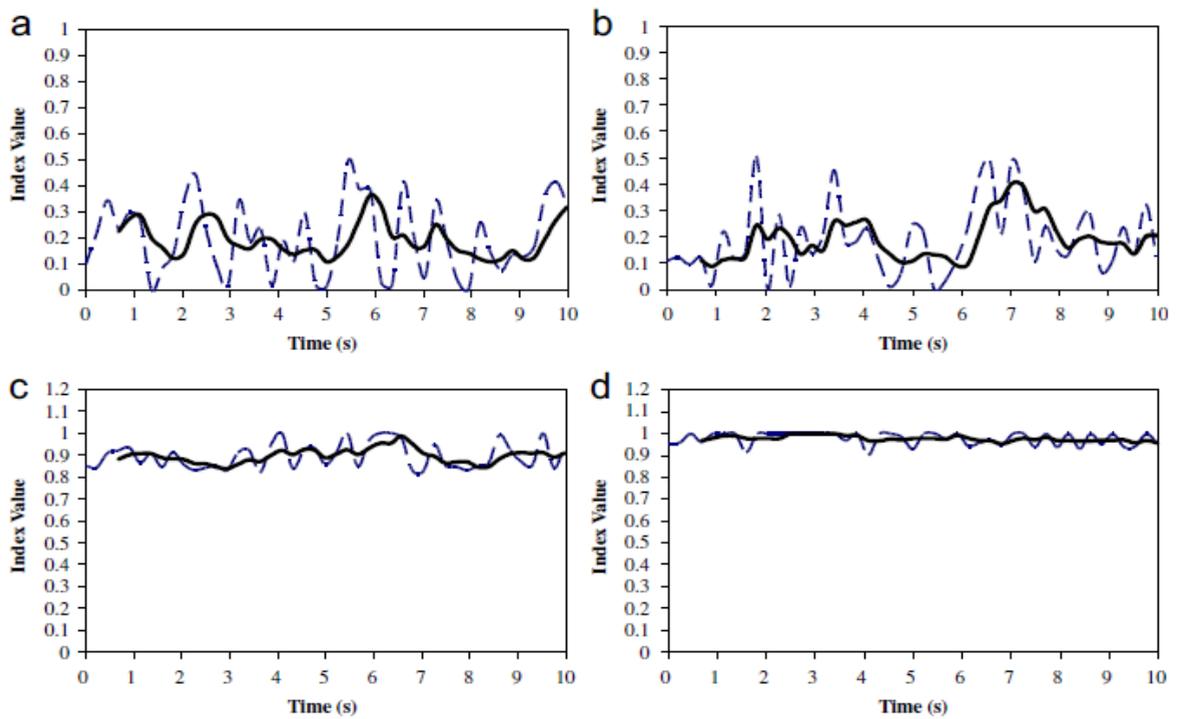


Fig2. 15- FFI et leurs moyen mobile pour différents états d'outil (a) outil pointu, 1930mm/min (b) outil pointu, 3003mm/min (c) outil usé, 1930mm/min (d) outil usé, 3003mm/min.

Pour démontrer sa polyvalence. L'approche proposée a été également appliquée à la surveillance d'état de roulement. Les données utilisées dans cette étude ont été obtenues à partir du « case western reserve university bearing data center ». Le centre fournit des données de vibration de deux roulements de moteur situés à l'extrémité

d'entraînement et à l'extrémité de ventilation. Les roulements du moteur à l'étude ont été soumis à des défauts en utilisant l'usinage électro-décharge (EDM). La figure 2.16 présente la variation de l'index FFI en fonction du temps pour différents états de défauts de roulement du côté accouplement (diamètre du défaut variable dans la bague intérieure) et sous différentes conditions de fonctionnement (couple de la charge résistante).

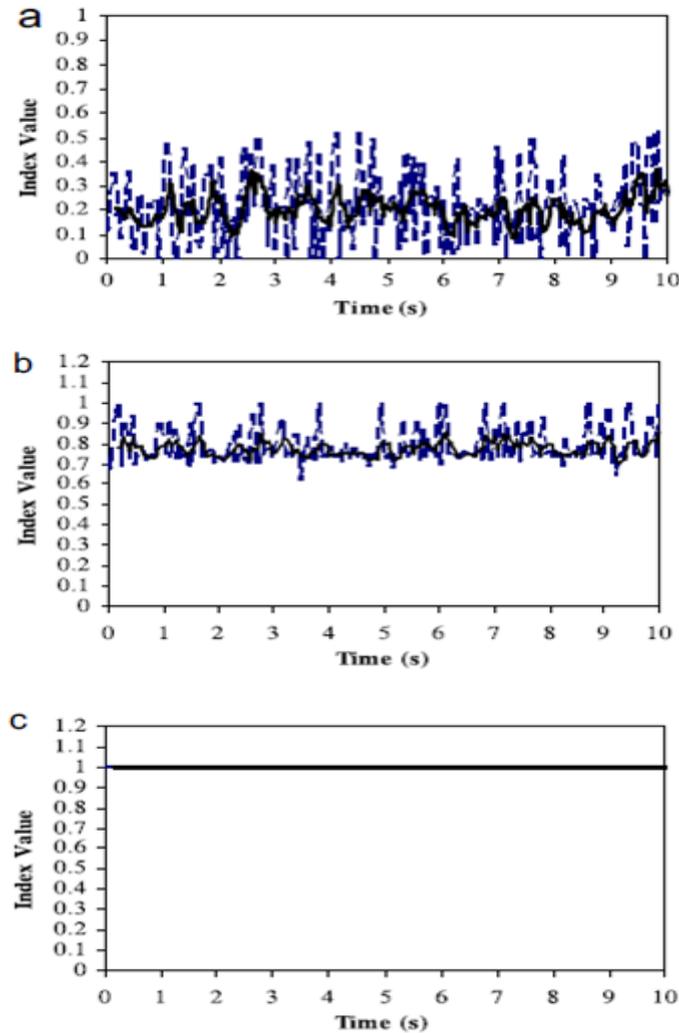


Fig2.16 - FFI et leurs moyen mobile pour différents états de défaut de la bague intérieure (diamètre variable), et sous mêmes conditions de fonctionnement (couple de charge résistante et vitesse de rotation)
(a) sans défaut, 0.746kw, 1772rpm (b) 0.746kw, 1772rpm, 0.356mm (c) 0.746kw,1772rpm, 0.712mm).

En conclusion de cette étude, le FFI combine l'efficacité de quatre indicateurs capables de détecter les anomalies passagères et graduelles. L'index FFI se base sur les règles floues, et il peut capturer les événements rapides et le changement progressif du signal de surveillance. Ceci indique clairement la robustesse de cette approche en comparaison avec beaucoup de méthodes traditionnelles de surveillance

(par exemple RMS., facteur de crête, kurtosis, ...etc.). Ces méthodes ne différencient pas entre les deux types d'anomalies. Un autre aspect important est la difficulté de placer des seuils de décision pour différents index utilisés dans les différentes applications pour les méthodes traditionnelles.

Dans cette étude, Le FFI se situe toujours dans la gamme de [0.1], et par conséquent simplifie le processus du choix du seuil de décision. Les expériences expérimentaux ont prouvé que l'approche proposée de fusion est souple et peut être employé pour la surveillance des anomalies de différentes natures, tels que les échecs d'outil de coupe et les défauts de roulement sans changer la base des règle floues ou le seuil de décision. Les expériences ont montré également que la méthode proposée est: (a) sensible aux changements de taille d'un défaut développé au même composant, (b) capable d'identifier la différence dans les dommages provoqués par un défaut classé égal à différents composants, et (c) moins susceptible aux changements des charges.

Cuneyt Aliustaoglu, H.Metin Ertunc, Hasan Ocak [ALIU08]: cette étude concerne le développement d'une technique de surveillance de l'état d'usure de l'outil basée sur le concept de la logique floue en combinaison de deux étapes. Dans la première étape, les paramètres statistiques dérivés des signaux (de force de coupe, son de machine, et vibrations) prélevés de différents capteurs sont utilisés comme des variables d'entrées des trois modèles d'inférence floue du système d'inférence de la première étape, et chaque modèle traite les données d'un seul capteur. Pour la deuxième étape ; les valeurs de sorties du système de la première étape sont utilisées comme variables d'entrées du système d'inférence flou de la deuxième étape. Enfin, les valeurs de sortie de cette deuxième étape ont été utilisées pour évaluer l'état d'usure de l'outil.

Le dispositif expérimental utilisé dans cette étude est une machine de perçage (perceuse), la figure2.17 présente la machine utilisée accompagnée par une chaîne de mesure pour le prélèvement des signaux.

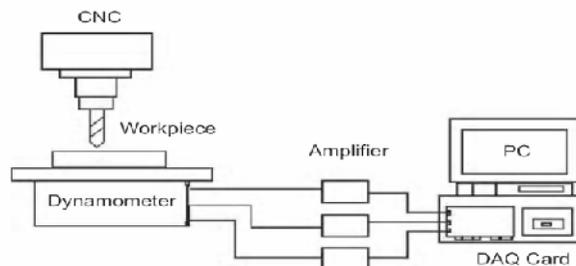


Fig2. 17- Dispositif expérimentale

La construction du système flou global pour la surveillance d'état d'usure de l'outil s'est déroulée en deux étapes combinatoires :

- Le système flou global est une combinaison de deux systèmes d'inférence floue, donc la construction de ce système se fait en deux étapes. Dans la première étape, ils ont choisi un système d'inférence floue avec trois modèles d'inférence floue de type Mamdani (voir figure2.18). Chaque modèle traite les données d'un seul capteur, ces trois modèles ont comme entrées quatre variables représentant quatre paramètres statistiques (Rms, Std, Mean, Max) dérivés des différents signaux étudiés (force, vibration, acoustique). En sortie, ils ont une seule variable représentant les valeurs croquantes des différentes grandeurs mise à l'entrée (force, vibration, acoustique).

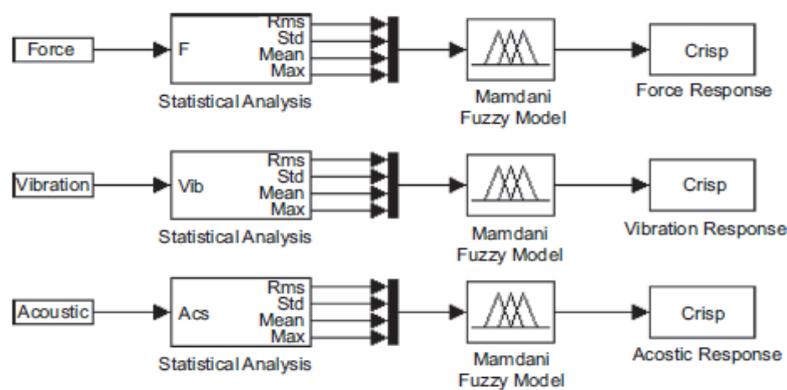


Fig2.18 - Système d'inférence floue de la première étape avec trois modèles flous.

Toujours dans cette première étape, et pour la fuzzification des variables d'entrées et de sorties, Ils ont choisi pour chaque modèle des intervalles de définition avec des valeurs normalisées entre 0 et 1 pour chaque variable d'entrée et trois fonctions d'appartenance floues représentant les différents états d'usure de l'outil(Sharp, workable, dull), et pour la variable de sortie un intervalle de définition avec des valeurs normalisées entre 0 et 1 et neuf fonctions d'appartenance de MF1 à MF9, MF1 et MF9 respectivement représentent les deux états(Sharp,Dull) et le reste des fonctions de MF2 à MF8 correspond aux états transitoires d'usure d'un outil. La figure 2.19 présente la fuzzification des variables d'entrées et de sorties pour un modèle du système d'inférence de la première étape.

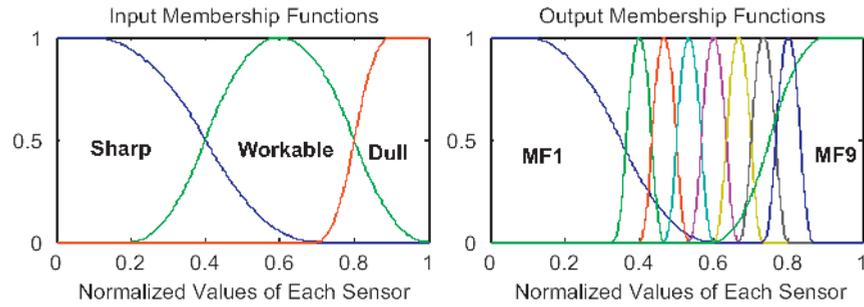


Fig2.19- Fuzzification des variables d'entrées et de sorties pour un modèle flou de la première étape

L'édition des règles d'un modèle flou parmi les trois composants, le système flou de la première étape est présentée dans le tableau 2.4.

Tableau 2.4 - Règles floues pour un modèle flou du système flou de la première étape.

Max	Mean	Standard deviation			Standard deviation			Standard deviation		
		S	W	D	S	W	D	S	W	D
Sharp	Sharp	MF1	MF1	MF2	MF4	MF4	MF5	MF7	MF7	MF8
	Work	MF3	MF3	MF4	MF5	MF6	MF7	MF8	MF9	MF9
	Dull	MF6	MF6	MF6	MF9	MF9	MF9	MF9	MF9	MF9
Work	Sharp	MF2	MF2	MF3	MF5	MF5	MF6	MF8	MF8	MF9
	Work	MF3	MF4	MF5	MF6	MF7	MF8	MF9	MF9	MF9
	Dull	MF7	MF7	MF7	MF9	MF9	MF9	MF9	MF9	MF9
Dull	Sharp	MF3	MF3	MF4	MF6	MF6	MF7	MF9	MF9	MF9
	Work	MF4	MF5	MF6	MF7	MF8	MF9	MF9	MF9	MF9
	Dull	MF8	MF8	MF8	MF9	MF9	MF9	MF9	MF9	MF9
RMS		Sharp		Workable		Dull				

- Pour la deuxième étape. ils ont choisi un système d'inférence flou avec un seul modèle d'inférence flou de type Takagi_Sugeno (voir figure2.20). Le modèle flou de cette étape a comme entrée trois variables qui sont les valeurs de sortie du système flou de la première étape (valeurs croquants des grandeurs utilisées (force, vibration, acoustique) ; ce qui assure une fusion des différentes données issues des différents capteurs. La sortie de ce modèle est une fonction qui doit être normalement monotone et croissante représentant le taux d'usure en fonction du nombre de trous réalisés par l'outil.

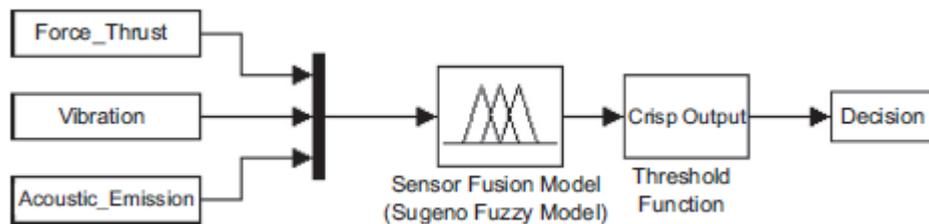


Fig2.20- Modèle de fusion floue de la deuxième étape

Pour La fuzzification des variables d'entrées de ce modèle, il ont choisi pour chaque variable d'entrée un intervalle de définition avec des valeurs normalisées entre 0 et 1, et trois fonctions d'appartenance de type gaussiennes correspondant aux trois états d'usure de l'outil (Sharp, Workable, Dull). La figure 2.21 représente la fuzzification des variables d'entrées du modèle d'inférence flou de la deuxième étape.

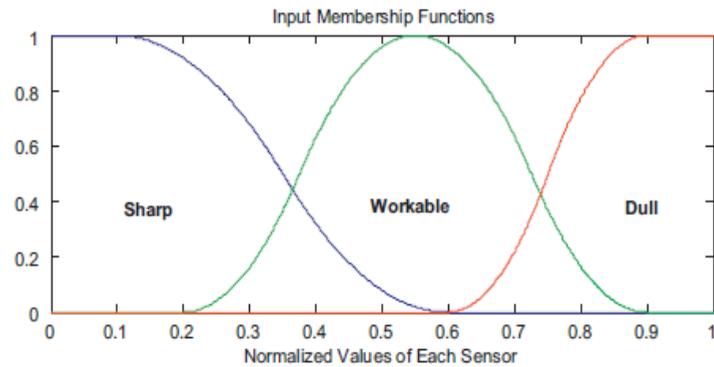


Fig2.21- Fonctions d'appartenances floues associées aux Variables d'entrées pour le modèle Takagi-Sugeno de la deuxième étape.

Le tableau 2.5 présente l'édition des règles d'inférence floues utilisées pour ce modèle flou de type Sugeno de la deuxième étape.

Tableau 2. 5- Fonctions de sortie et règles d'inférence Floue utilisées pour le modèle de type Takagi_Sugeno.

Vibration	Machine sound	Force thrust		
		Sharp	Workable	Dull
Sharp	Sharp	1	1	2
	Workable	1	2	2
	Dull	2	2	3
Workable	Sharp	1	2	2
	Workable	1	2	3
	Dull	2	2	3
Dull	Sharp	1	2	2
	Workable	1	2	3
	Dull	2	3	3

Comme nous l'avons déjà cité, la sortie de ce deuxième système est une fonction croissante et monotone, elle montre l'état d'usure de l'outil numériquement entre [0,1] en fonction du nombre de tours réalisés par l'outil (voir figure 2.22).

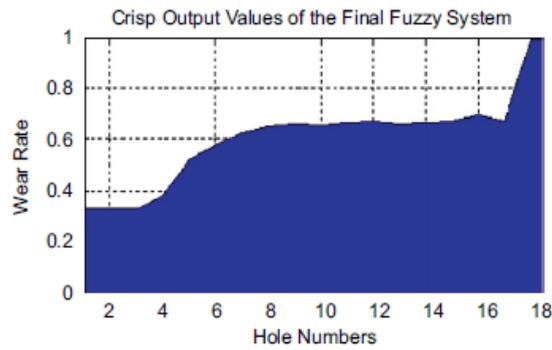


Fig2.22- La sortie du modèle Takagi_Sugeno avant le passage à la fonction seuil.

Les valeurs de sortie de ce deuxième système sont utilisées comme entrée d'une fonction seuil (treshold function). La fonction résultante permet de prendre une meilleure décision sur l'état d'usure d'un outil. La figure 2.23 présente les fonctions seuil de décision pour deux outils sélectionnés.

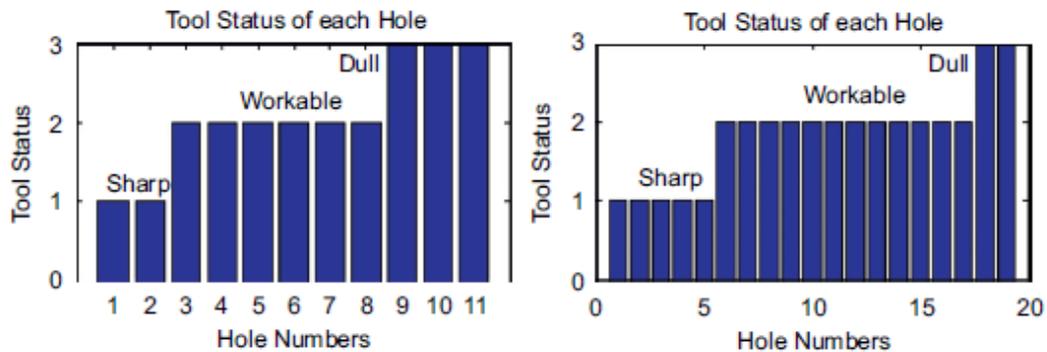


Fig2. 23 - Fonctions de seuil de décision pour deux outils sélectionnés.

Pour les résultats pratiques utilisés, les auteurs ont donné les interprétations suivantes :

- La technique de surveillance choisie, qui est basée d'un part sur une multitude de capteurs mesurant différentes grandeurs (force, son, vibration) et d'autre part un système d'inférence flou en deux étapes, permet de faire une fusion des données des différents capteurs et de prendre les avantages de toutes les mesures. Par exemple, le signal de force est le mieux pour la surveillance d'usure de l'outil tandis que le signal acoustique surpasse les autres en détection des fissures, on peut dire que cette fusion des données est une sorte d'optimisation pour augmenter la fiabilité (sûreté) de la technique proposée.

- Les techniques de surveillances basées sur un seul capteur peuvent être non précises, par ce que l'usure d'outil est un processus trop compliqué et elle dépend de divers facteurs d'usinage, tels que la vitesse de coupe et le pas d'alimentation de la pièce à usiner. Ces facteurs affectent la fiabilité de détection d'usure d'outil et la défaillance. Il s'en suit que l'utilisation de multiples capteurs est meilleur pour une estimation correcte de l'usure de l'outil. Par similarité, une seule étape d'inférence floue n'est pas fiable comme dans le cas de deux étapes.
- L'utilisation du courant d'alimentation du moteur comme 4^{ème} grandeur d'entrée permet d'augmenter la performance de cette technique.

N.Saravanan, S.Cholairajan, K.I.Ramachandran [SARAV09]: Cet article présente le développement d'une technique d'identification des défauts d'une boîte de vitesse à base de la logique floue. La classification des défauts a été effectuée par un système d'inférence flou (SIF), les paramètres d'entrée de ce système sont de type statistique, et ils ont été sélectionnés par la technique d'arbre de décision. La base de règles floues a été générée de manière intuitive à partir du schéma de l'arbre de décision. Après la construction du système (SIF), un test est obligatoire pour passer à l'exploitation de ce dernier.

Le dispositif utilisé dans cette étude est une boîte de vitesse qui renferme des roues coniques avec denture droite (voir figure2.24 et2.25).

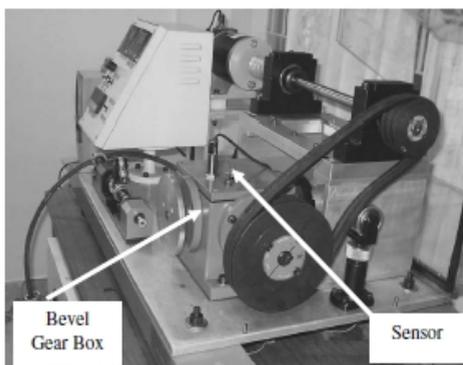


Fig2.24- Dispositif expérimental

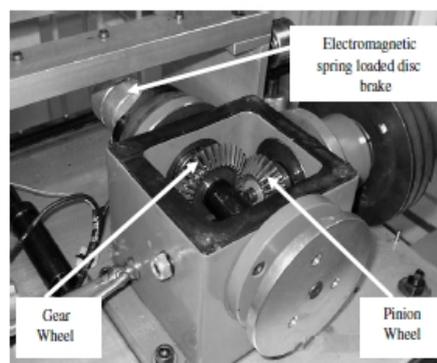


Fig2.25- Vue intérieure de la boîte de vitesse

Les bases de données utilisées dans cette étude se constituent de paramètres statistiques extraits à partir des signaux prélevés du dispositif pour différents défauts et sous différents couples de charge et niveaux de lubrification. Les quatre défauts étudiés dans cette étude sont :

- pignon sans défaut (GOOD).
- pignon avec dent cassé (GTB).
- pignon avec fissures à la racine de la dent (GTC).
- pignon avec des faces des dents usées (TFW).

La construction du système d'inférence flou (SIF) comprend trois étapes :

- la sélection des paramètres d'entrée du système parmi un ensemble de neuf paramètres statistiques proposés ; a été faite par la technique de l'arbre de décision, qui permet de faire une classification des paramètres selon le critère de pouvoir de distinction entre les différentes classes de défauts.

Les paramètres pertinents apparaissent sur le schéma d'arbre de décision. La figure 2.26 présente le schéma d'arbre de décision pour la sélection des paramètres sous la condition de fonctionnement (sans charge et sans lubrification).

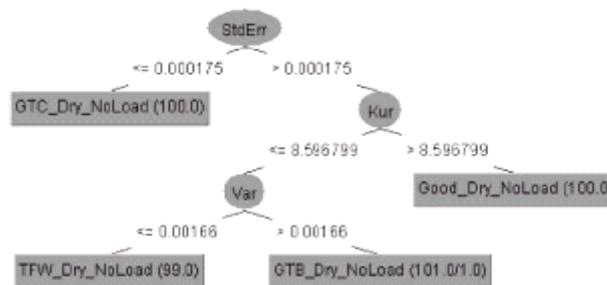


Fig2.26- Schéma d'arbre de décision pour la sélection des paramètres pour la condition de fonctionnement (sans charge et sans lubrification).

- Les règles d'inférence sont générées à partir du schéma de l'arbre de décision, en traçant une branche à partir d'un nœud situé sur le tronc dressée vers un état de défaut situé sur une feuille ; le décodage des informations disponible sur cette branche selon la forme générale « SI-ALORS », nous donne l'ensemble des règles d'inférences utilisées pour la classification des différents défauts. La base de règles floues pour la condition (sans charge et sans lubrification) obtenue à partir du schéma d'arbre de décision (figure 2.26) est la suivante :

1. If (stderr is not stderr) then (Output1 is GTC).
 2. If (stderr is stderr) and (kurtosis is Kur) then (Output1 is GOOD).
 3. If (stderr is stderr) and (kurtosis is not Kur) and (variance is Var) then (Output1 is GTB).
 4. If (stderr is stderr) and (kurtosis is not Kur) and (variance is not Var) then (Output1 is TFW).
- la construction et le test du système d'inférence flou (SIF) ont été réalisés à l'aide de la boîte à outil "fuzzy logic" disponible sur le Matlab 6.5. La construction du système (SIF) consiste à choisir le type du système (Mamdani pour cette étude), les paramètres de fuzzification des variables d'entrée et de sortie (intervalle de définition, le nombre et type des fonctions d'appartenance associées pour chaque variable), la méthode de défuzzification et l'édition de règles. Les figures: 2.27, 2.28, 2.29, 2.30 présentent la fuzzification des trois variables d'entrée et la variable de sortie.

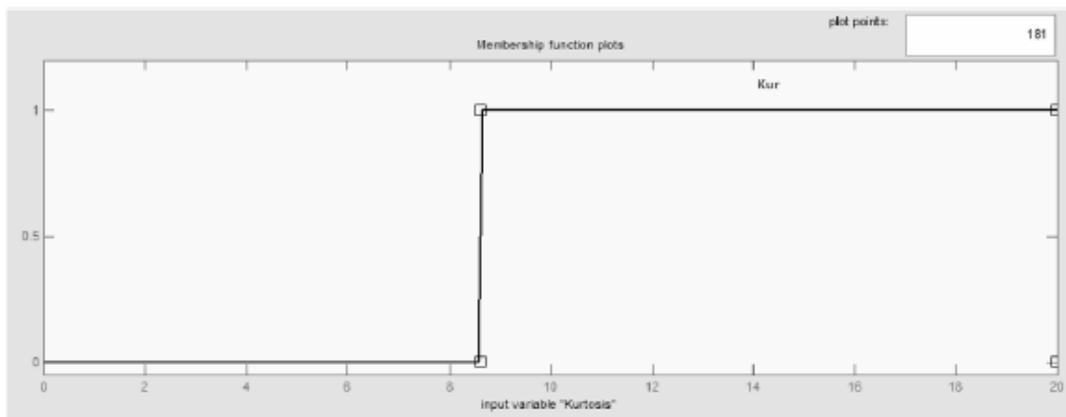


Fig2.27- Fonctions d'appartenance pour la variable d'entrée "Kurtosis".

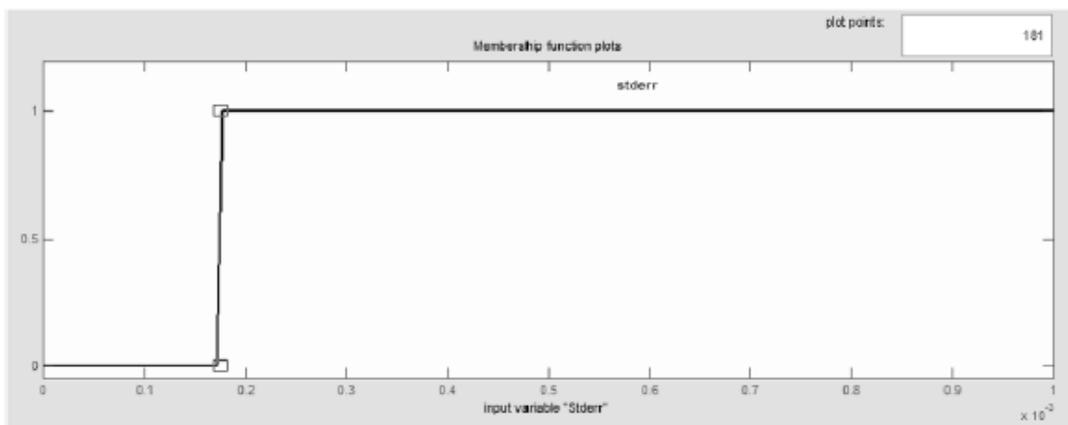


Fig2.28- Fonctions d'appartenance pour la variable d'entrée "standard error".

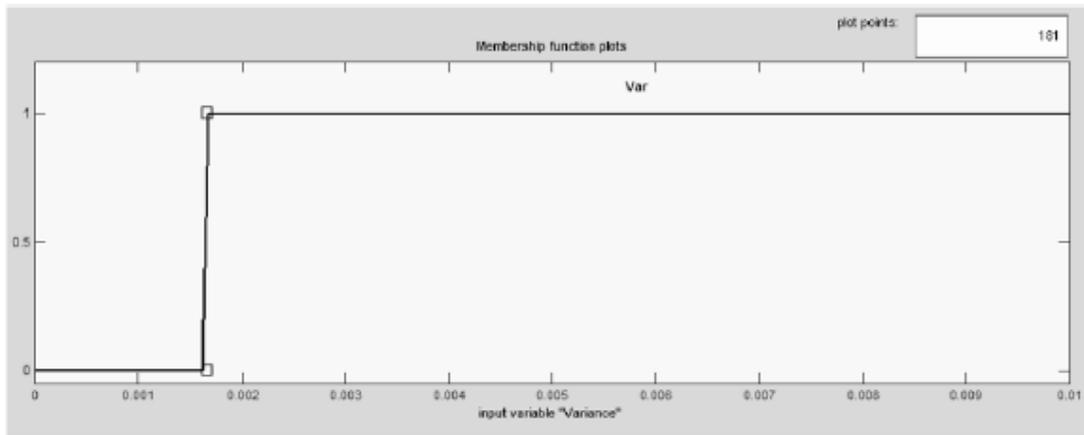


Fig2.29- Fonctions d'appartenance pour la variable d'entrée "variance".

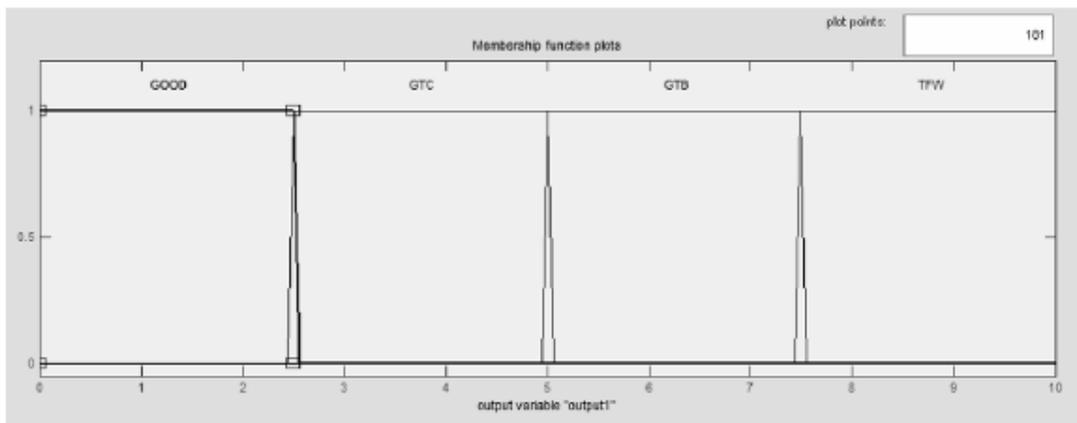


Fig2.30- Fonctions d'appartenance pour la variable de sortie.

Pour l'évaluation et le test du système (SIF) construit, une base de données de 100 observations a été réservée pour cet objectif.

Pour les résultats de cette étude, on a observé un grand potentiel et une grande capacité d'identification et de classification de cette méthode par la preuve des valeurs du taux de bonne classification obtenue dans les différentes conditions de fonctionnement (voir les tableaux: Tabl2.6, Tabl2.7, Tabl2.8, Tabl2.9, Tabl2.10, Tabl2.11).

Tableau 2. 6 - Le taux de bonne classification pour la condition (dry-lubrification and no-load condition).

Condition	GOOD	GTC	GTB	TFW
GOOD	100	0	0	0
GTC	0	100	0	0
GTB	0	0	100	0
TFW	0	0	0	100

Tableau 2. 7 - Le taux de bonne classification pour la condition (dry-lubrification and full-load condition).

Condition	GOOD	GTC	GTB	TFW
GOOD	100	0	0	0
GTC	0	100	0	0
GTB	0	0	100	0
TFW	0	0	0	100

Tableau 2. 8 - Le taux de bonne classification pour la condition (half-lubrification and no-load condition).

Condition	GOOD	GTC	GTB	TFW
GOOD	100	0	0	0
GTC	0	100	0	0
GTB	0	0	100	0
TFW	0	0	0	100

Tableau 2. 9- Le taux de bonne classification pour la condition(half-lubrification and full-load condition).

Condition	GOOD	GTC	GTB	TFW
GOOD	100	0	0	0
GTC	0	100	0	0
GTB	0	0	100	0
TFW	0	0	0	100

Tableau 2. 10 - Le taux de bonne classification pour la condition (full-lubrification and no-load condition).

Condition	GOOD	GTC	GTB	TFW
GOOD	96	0	0	4
GTC	0	100	0	0
GTB	10	0	90	0
TFW	0	0	0	100

Tableau 2. 11- Le taux de bonne classification pour la condition (full-lubrification and full-load condition).

Condition	GOOD	GTC	GTB	TFW
GOOD	100	0	0	0
GTC	0	100	0	0
GTB	0	0	100	0
TFW	0	0	0	100

En fin, la conclusion de cette recherche est que l'étude des défauts des boîtes de vitesses est un axe principal de recherche en matière de surveillance des machines tournantes. Le travail réalisé propose une technique d'identification des défauts des boîtes de vitesse à engrenage conique à base de la logique floue, on a observé le grand potentiel et la forte capacité d'identification et de classification de cette méthode. En

plus cette étude fait sortir le potentiel de la technique d'arbre de décision à la sélection des paramètres les plus pertinents pour la classification et aussi la génération automatique des règles d'inférence et à fait preuve que cette méthode est la meilleure en génération des règles.

Jian-Da Wu, Chuang-Chin Hsu [DAWU09]: cet article décrit le développement d'un système d'identification de défauts d'engrenage en utilisant le signal de vibration avec la transformée en ondelette discrète (DWT) et l'inférence par la logique floue pour un système d'engrenage. Le système proposé pour le diagnostic se construit par la combinaison de deux étapes, l'extraction des paramètres à partir des signaux prélevés en utilisant la transformée (DWT) et l'identification des défauts en utilisant l'inférence par la logique floue (système d'inférence floue (SIF)).

La figure 2.31 présente le dispositif expérimental, qui est un système d'engrenage et l'algorithme de la procédure d'identification des défauts en partant du prélèvement des signaux et en arrivant à la décision. Les défauts étudiés dans cette étude correspondent aux roues A, B, C, D, E, F (figure2.31). Dans le travail expérimental, six conditions de fonctionnement sont incluses: 300 t/mn, 600 t/mn, 900 t/mn, 1200 t/mn, 1500 t/mn et condition à vitesse variable.

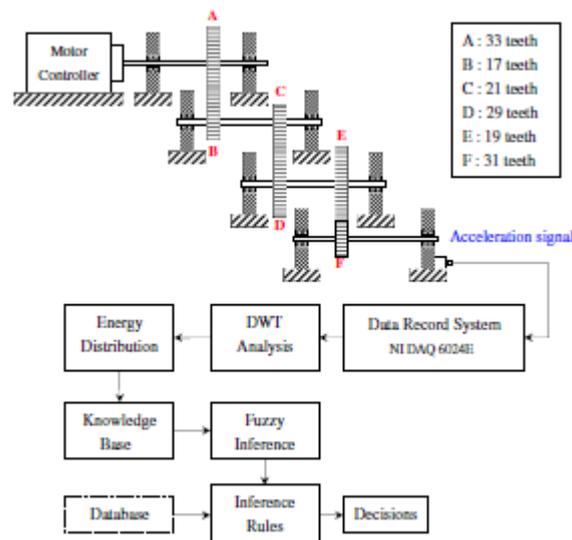


Fig2.31- Dispositif expérimental (système d'engrenage) accompagné Par l'algorithme d'identification des défauts.

La construction du système d'identification des défauts comprend deux étapes principales:

A – Extraction des paramètres par l'utilisation de la (DWT):

Le signal vibratoire est décomposé par la transformée en ondelette discrète à neuf niveaux, les ondelettes utilisées sont de type daubchie (db4, db8, db20). Les paramètres extraits sont les énergies contenues dans les différents coefficients de décomposition par la (DWT), les détails (de D_1 à D_9), et l'approximation dans A_9 . La figure 2.32 présente la Distribution d'énergies sur les dix (10) niveaux pour les différents défauts à base des signaux vibratoires avec l'utilisation de l'ondelette db4 sous différentes conditions de fonctionnement.

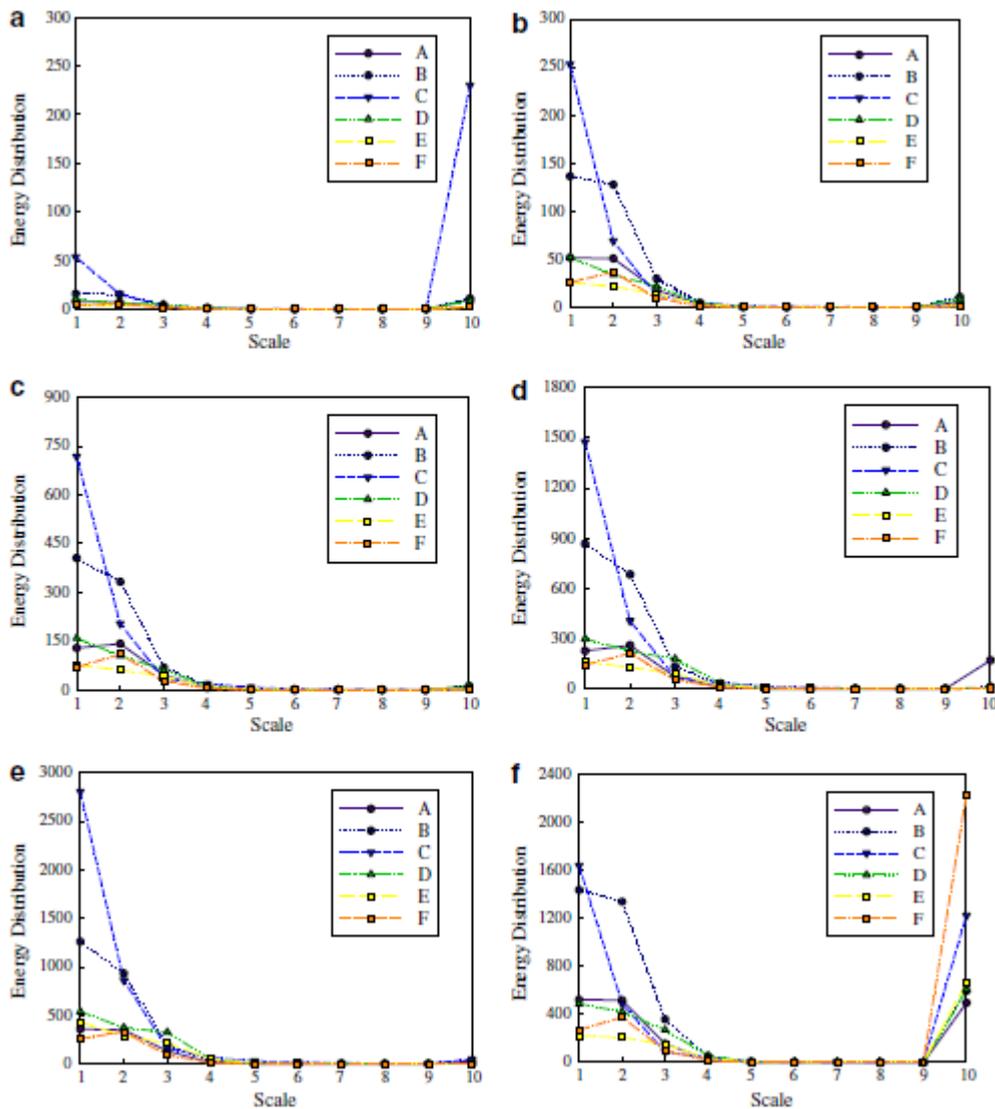


Fig2. 32- Distribution d'énergies pour les différents défauts à base des signaux vibratoires avec l'utilisation de l'ondelette db4 sous différentes condition de fonctionnement: (a) 300rpm, (b) 600rpm, (c) 900rpm, (d) 1200rpm, (e) 1500rpm, (f) vitesse variable.

B – construction du système d'inférence à base de la logique floue:

Le moteur d'inférence floue est utilisé pour réduire les erreurs de classification et la complexité du système d'identification. Les paramètres d'entrée du système d'inférence sont les énergies des signaux détails (de D₁ à D₉) et l'énergie du signal d'approximation (A₉), pour les paramètres de sortie, il y'a un seul paramètre qui représente l'état du défaut. Les fonctions d'appartenance utilisées pour les variables d'entrée sont des fonctions de type π et d'expression

$$\Pi(x, a, b) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - a}{b}\right)^2} ;$$

pour la sortie on a six fonctions

d'appartenances associées à la variable de sortie correspondant aux six défauts étudiés.

Le tableau 2.12 présente les règles d'inférence floue de type [SI-ALORS] pour le système d'inférence proposé pour l'identification des défauts.

Tableau 2. 12

Règles floues pour le système d'inférence floue pour le diagnostic des défauts d'engrenage

IF					THEN					
D1	D2	...	D9	A9	Gear A	Gear B	Gear C	Gear D	Gear E	Gear F
Low1	low2	...	Low1	High1	×					
Low2	low1	...	High2	low1		×				
High2	low2	...	Low1	High2			×			
High1	low2	...	High1	High2				×		
High1	High1	...	High2	low1					×	
Low1	High2	...	Low1	High2						×

Une fois le système d'inférence floue construit, le test de ce dernier est obligatoire pour avoir leur réaction et leurs performances. Pour cela, la base de donnée est divisée en deux, une partie de 50 éléments pour l'apprentissage et l'autre partie de 100 éléments pour le test sauf pour la condition vitesse variable ; la base de données est de 25 éléments pour l'apprentissage et 25 pour le test.

Finalement, le taux d'identification par le système d'inférence floue est calculé pour les différents défauts sous les différentes conditions de fonctionnement et pour les trois types d'ondelette daubchie (db4, db8, db20). Les tableaux 2.13, 2.14, 2.15 présentent les taux d'identification pour les conditions citées ci-dessus.

Tableau 2. 13

Taux d'identification sous différentes conditions par l'utilisation de l'ondelette db4

Gear-set operation	Recognition rate of fault condition (%)						Average
	Gear A	Gear B	Gear C	Gear D	Gear E	Gear F	
300 rpm	96	89	100	98	98	98	96.5
600 rpm	98	100	100	99	100	94	98.5
900 rpm	99	100	100	100	100	100	99.8
1200 rpm	96	99	99	100	99	100	98.8
1500 rpm	97	98	100	100	100	100	99.1
Run-up	96	100	100	96	96	100	98

Tableau 2. 14

Taux d'identification sous différentes conditions par l'utilisation de l'ondelette db8

Gear-set operation	Recognition rate of fault condition (%)						Average
	Gear A	Gear B	Gear C	Gear D	Gear E	Gear F	
300 rpm	95	90	100	98	95	98	96
600 rpm	100	97	100	99	100	91	97.8
900 rpm	99	100	100	100	100	100	99.8
1200 rpm	98	97	100	100	100	100	99.2
1500 rpm	99	96	100	100	99	94	98
Run-up	96	100	100	96	96	96	97.3

Tableau2.15

Taux d'identification sous différentes conditions par l'utilisation de l'ondelette db20

Gear-set operation	Recognition rate of fault condition (%)						Average
	Gear A	Gear B	Gear C	Gear D	Gear E	Gear F	
300 rpm	98	91	100	99	96	96	96.7
600 rpm	99	98	100	99	99	90	97.5
900 rpm	99	99	100	100	100	100	99.7
1200 rpm	99	98	100	100	99	98	99
1500 rpm	95	98	100	100	99	91	97.2
Run-up	100	100	100	92	96	96	97.3

Les tableaux ci-dessus montrent que Les taux d'identification des défauts sont à un pourcentage égal où plus de 96%. Les résultats ont indiqué que le système de diagnostic de défauts basé sur la DWT et l'inférence par la logique floue est un outil utile pour l'identification des défauts d'engrenage.

Comme conclusion de cette étude, un système d'identification de défauts d'engrenage basé sur les signaux vibratoires en utilisant la technique de DWT et l'inférence par la logique floue pour une plateforme expérimentale d'un système d'engrenage est proposé. Le DWT peut utiliser pour détecter les signaux transitoires du défaut dans le système d'engrenage. Le résultat de l'extraction des paramètres montre la différence d'énergie entre chaque état de défaut.

L'inférence par la logique floue est utilisée pour améliorer les inconvénients conventionnels seulement utilisant l'inspection de vision. La méthode de diagnostic de défaut proposée fournit une technique de classification précise et automatique. Les résultats expérimentaux ont précisé le taux d'identification du système proposé

employant des signaux vibratoires à où plus de 96% sous diverses conditions de fonctionnement expérimentaux.

2.3 Conclusion:

Ce chapitre a été consacré, à la présentation d'un état d'art de l'application de la logique floue pour le diagnostic des machines tournantes. Nous avons présenté une synthèse bibliographique de quelques travaux de façon assez détaillée sur l'application de la logique floue pour le diagnostic des machines tournantes. Alors La logique floue a une large utilisation dans la maintenance industrielle. La méthode de classification la plus utilisée à base de la logique floue est la méthode d'inférence floue basée sur un ensemble de règles floues. Les deux types (modèle) d'un système d'inférence floue sont utilisés (type Mamdani et Sugeno) dans les différents travaux présentés. Cependant, pour exploiter un système capable de faire un diagnostic précoce, il reste à bien choisir les paramètres du système proposé pour la classification. Il existe différentes techniques pour optimiser la structure du système d'inférence flou (par l'ajustage des paramètres du système ou par des méthodes conçues pour l'optimisation).

Le chapitre suivant décrit, l'utilisation de l'une des méthodes de classification floue, appelée méthode de classification par mécanisme d'inférence floue pour la classification des défauts des roulements et d'engrenage par l'analyse vibratoire, ainsi que son implémentation sous Matlab et la description des deux bancs d'essais étudiés.

CHAPITRE 3
DEMARCHE EXPERIMENTALE

CHAPITRE 3 : DEMARCHE EXPERIMENTALE

3.1 Introduction

La recherche bibliographique traitée en deuxième chapitre, nous a permis de former une idée générale sur les applications de la logique floue en matière de maintenance des machines tournantes.

A partir du milieu des années 90, les applications de la logique floue en maintenance des machines tournantes commencent à apparaître progressivement avec l'utilisation des différentes méthodes de classification floues. On a constaté que plusieurs applications, aux cours des dernières années, utilisent des systèmes d'inférence à base de règles floues, comme un outil de classification des défauts en vue de diagnostic. Dans notre travail, on va utiliser cet outil (système d'inférence flou (SIF)) pour la classification et le diagnostic des défauts dans les machines tournantes pour les deux cas : roulements et engrenages.

Ce chapitre est structuré en trois parties. La première partie contient les étapes de la mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic.

La deuxième partie est consacrée à l'implémentation d'un tel système d'inférence flou (SIF) sous Matlab.

Dans la troisième partie, nous présentons les différents bancs d'essai et les signaux vibratoires prélevés pour la réalisation de l'étude expérimentale.

3.2 Mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF)

Il existe 3 étapes fonctionnelles dans la mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic, comme le montre le schéma [BAND95] :(Voir figure 3.1)

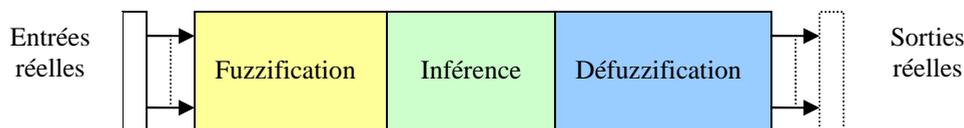


Fig3.1- Étapes de la mise en œuvre d'un système d'inférence flou (SIF)

3.2.1 Étape de fuzzification

L'étape de fuzzification consiste à définir des ensembles flous pour les variables d'entrée et de sortie, Pour chacune de ces variables, on doit connaître à priori son intervalle de définition, le nombre d'ensembles flous et les formes des fonctions d'appartenance.

3.2.2 Étape d'inférence

C'est l'étape où l'on établit les règles floues qui permettent d'aboutir à la sortie en fonction des valeurs des variables d'entrée.

Les règles floues lient la variable de sortie aux variables d'entrée afin de tirer des conclusions ou des déductions.

Après l'édition des règles, il reste de calculer les degrés d'appartenance de la variable de sortie à tous les ensembles flous qui lui sont associés.

Chaque règle est composée de prémisses liées par les opérateurs ET, OU et donne lieu à une implication par l'opérateur ALORS.

L'agrégation de ces règles est une opération qui doit aboutir à une seule valeur de la variable de sortie après défuzzification.

3.2.3 Étape de défuzzification

Cette étape consiste à transformer la variable linguistique issue du système d'inférence flou en valeur numérique. Pour cela, il existe trois grandes méthodes [MEUNI03], [ZADEH76]:

- La méthode du maximum qui correspond à l'abscisse minimum de l'ordonnée maximum de la surface. Elle est peu utilisée.
- La méthode de la moyenne pondérée.
- La méthode des centroïdes est la meilleure. Elle consiste tout simplement à calculer les centres de gravité des surfaces.

3.3 Déroulement de la classification des défauts par un système d'inférence flou (SIF)

La méthodologie choisie pour la classification des différents états de défauts d'une machine par un système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic est représentée par l'organigramme de la figure3. 2.

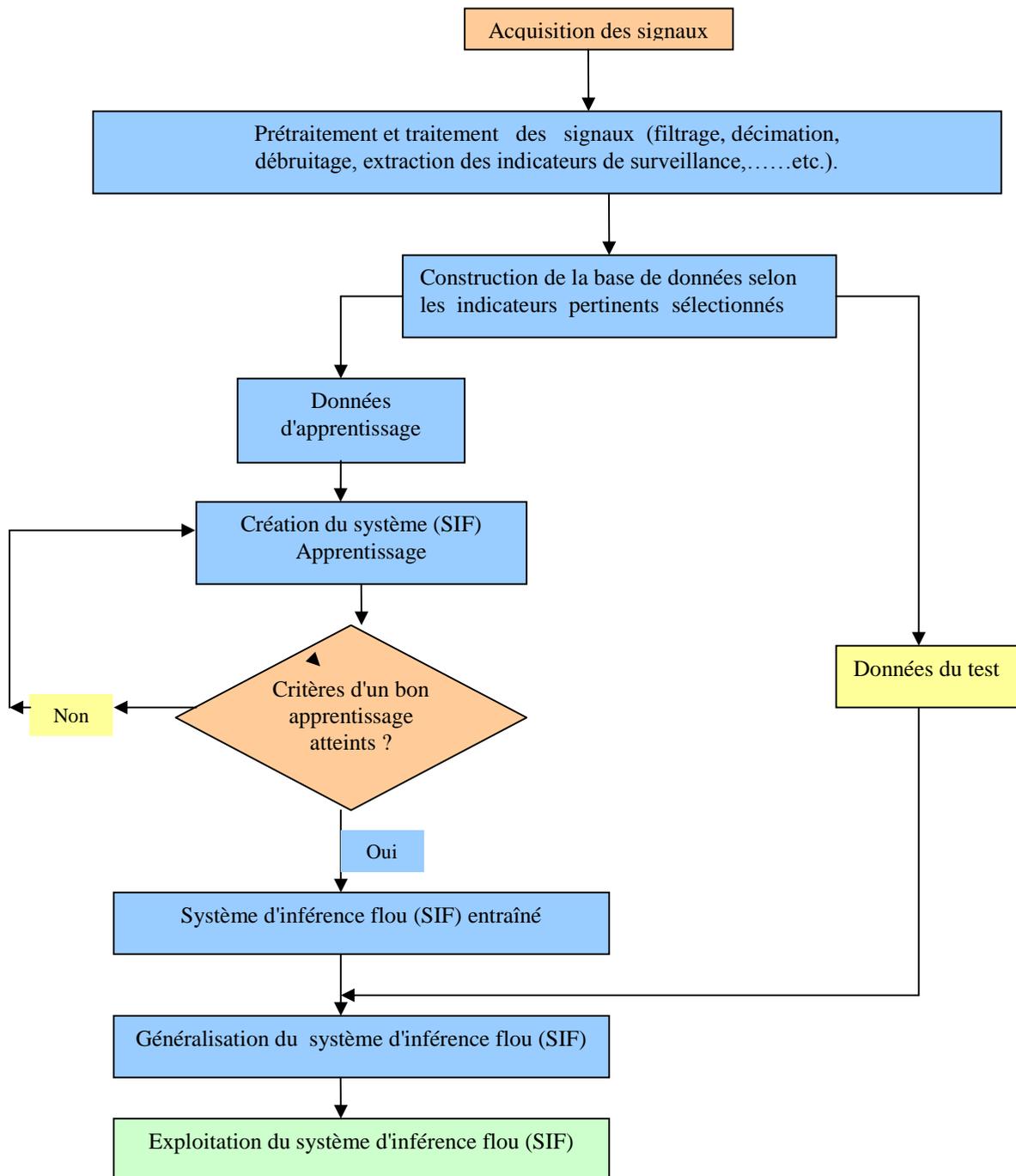


Fig3. 2- Organigramme de mise en place du système d'inférence flou (SIF) pour la classification des défauts

3.3.1 Acquisition des signaux

Dans cette étape, on procède à une collection (enregistrement) des signaux vibratoire correspondant aux différents états de fonctionnement du dispositif étudié (la machine). Cette opération se fait à l'aide d'une chaîne de mesure (capteurs, multiplexeur; amplificateur,

convertisseur, carte d'acquisition, ...etc.) placée entre le dispositif en cours d'étude et l'unité de calcul (enregistrement et traitement).

3.3.2 Prétraitement des données

Cette étape est nécessaire pour éliminer toute sorte d'informations inutiles existantes dans la base de données (signaux). Ainsi, cette étape consiste à faire une préparation pour l'étape suivante (étape de traitement), c'est-à-dire passer les signaux vibratoires par un prétraitement qui contient les opérations de type (filtrage, décimation, débruitage, ...etc.).

3.3.3 Traitement des données

Cette étape consiste à faire une analyse fréquentielle et temporelle du signal, c'est-à-dire l'extraction des paramètres statistiques et fréquentiels. Aussi on procède à une sélection des paramètres pertinents selon les types de défauts qu'on veut étudier (pour notre cas, étude des défauts de roulements et d'engrenage).

3.3.4 Construction du vecteur forme

La sélection des paramètres pertinents dans l'étape précédente permet de former le vecteur de forme, ce dernier permet de représenter la base de données sous forme d'une matrice ($N \times M$) avec N : le nombre des observations de la base de test ou d'apprentissage et M : le nombre des paramètres sélectionnés.

3.3.5 Apprentissage et test du système d'inférence flou (SIF)

La base de données se répartie en deux s'il est nécessaire de faire un apprentissage, une pour l'apprentissage et l'autre pour le test (validation).

L'opération d'apprentissage consiste à chercher une configuration optimale des paramètres du système (choix et nombre des variables d'entrée(indicateurs) et de sortie, nombre et type d'ensembles flous associés aux variables d'entrée et de sortie, méthode de défuzzification...; etc.) correspondant à un taux de succès élevé. Une fois le (SIF) est entraîné, on procède à un test avec la base de données test pour vérifier que notre système réagit correctement, on pourra ainsi déterminer le taux de succès ou de bonne classification. Après ces deux opérations, le système (SIF) est prêt à l'exploitation.

3.3.6 Exploitation du système d'inférence flou (SIF)

Une fois que la configuration optimale du (SIF) est déterminée, le système devient capable de classer les différents modes normaux de fonctionnement et aussi de détecter de

nouveaux modes (modes anormaux), qui sont due à l'apparition des défauts dans la machine étudiée.

3.4 Implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) sous Matlab

Les étapes d'implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) pour le diagnostic sous Matlab sont schématisées dans la figure (3.3) [MOKHT98]. Les étapes sont données par les annexes (4.6) et (4.11).

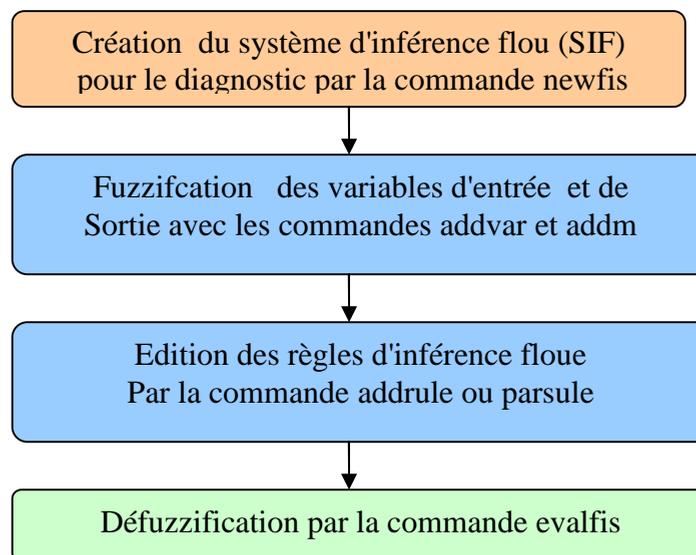


Fig3. 3 - Étapes d'implémentation d'un système d'inférence flou (SIF) sous Matlab

3.4.1 Création du système d'inférence flou (SIF)

On commence dans cette étape par le choix du type de système qu'on veut implémenter, Soit le type Mamdani ou Sugeno.

La méthode de Mamdani, datant de 1975, est beaucoup plus répandue dans la théorie du contrôle de procédés. La méthode de Sugeno (1985) en diffère au niveau de la définition de la variable de sortie et, par conséquent, des méthodes de Défuzzification.

Rien ne change au niveau de la fuzzification des variables d'entrée. La variable de sortie prend soit une valeur constante (singleton) indépendamment des valeurs d'entrées, soit une combinaison linéaire de celles-ci. De plus, chacune des deux méthodes, présente des caractéristiques et des avantages [BEZD92]; pour la méthode de Mamdani :

- Elle est intuitive ;
- Elle est largement utilisée ;
- Elle simule le raisonnement humain ;

Par ailleurs, la méthode dite Sugeno a les avantages suivants :

- Très efficace du point de vue calcul ;
- Elle fonctionne bien avec les techniques linéaires, l'optimisation et les techniques dites adaptatives ;
- Enfin, elle privilégie l'analyse mathématique ;

Remarque: dans notre étude, nous avons choisi d'utiliser un système (SIF) de type Mamdani, comme on pourrait utiliser le système de type Sugeno.

La création d'un système d'inférence flou (SIF) de diagnostic à l'aide des commandes Matlab se fait par la commande **newfis** qui accepte jusqu'à 7 arguments.

La syntaxe générale avec les 7 arguments est [MATH00] :

```
Sys_flou=newfis ('nom_syst','type','ET_method','OU_method','imp_method',  
                'agg_method', 'deffuz_method');
```

nom_syst : nom du système flou,
type : type Mamdani ou Sugeno,
ET_methode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (min, prod, custom) pour Mamdani et Sugeno,
OU_method : méthode utilisée pour l'opérateur OU (max, probor, custom) pour Mamdani et Sugeno,
imp_method : méthode d'implication pour Mamdani (min, prod où custom), pour Sugeno on a pas d'implication.
agg_method : méthode d'agrégation des règles (max, sum, probor, custom), pour Mamdani, pour Sugeno on a pas d'agrégation.
deffuz_method : méthode de Défuzzification (centroid, bisector, mom, lom, som, Custom), pour Sugeno on a les méthodes (wtaver, wtsum).

3.4.2 Fuzzification des variables d'entrées et de sorties

La définition des variables d'entrée et de sortie se fait par la commande **Addvar:**

```
Sys_flou = addvar ('nom_syst','type','nom','intervalle');
```

nom_syst : nom du système flou,
type : variable d'entrée 'input' ou de sortie 'output',

nom : nom de la variable auquel feront référence les règles flous,
 intervalle : intervalle de définition que prend la variable.

Après la définition des différentes variables d'entrée et de sortie par la commande **addvar**, les différentes fonctions d'appartenance associées aux différentes variables sont spécifiées par la commande **addmf**.

Sys_flou = addmf ('nom_syst','type','num','nom','interv', params);

nom_syst : nom du système flou,
 type : variable d'entrée 'input' ou de sortie 'output',
 nom : nom de la fonction d'appartenance (triangulaire, trapézoïdale, gaussienne,...).
 num : numéro de la variable (la variable n°1 est la 1^{ère} créée),
 interv : intervalle de valeurs que prend la variable,
 params : paramètres de la fonction d'appartenance (ex:moyenne et écart_type d'une fonction d'appartenance de type Gaussienne, etc.).

3.4.3 Édition de règles floues

Pour un système d'inférence flou possédant m variables d'entrée et n variables de sortie, l'ensemble des règles floues est défini par une matrice de règles possédant autant de lignes que d'ensembles flous de chacune des entrées et (m+n+2) colonnes.

La première règle floue constitue la première ligne de la matrice, la forme générale d'une règle avec m entrées et une seule sortie (conclusion) est la suivante:

SI [V_{e1} est A₁ ET V_{e2} est A₂ ET.....ET V_{em} est A_m] ALORS [V_{s1} est B₁]

Avec: V_{e1}, V_{e2},....., V_{em} : les m variables d'entrée du système flou (SIF)

V_{s1} : variable de sortie du système (une seule variable).

A₁: ensemble flou parmi les ensembles flous associés à V_{e1}.

⋮

A_m: ensemble flou parmi les ensembles flous associés à V_{em}.

B₁: ensemble flou parmi les ensembles flous associés à V_{s1}.

- le nombre des ensembles flous associés à chaque variable d'entrée ou de sortie est défini par l'utilisateur.

- **Remarques :**

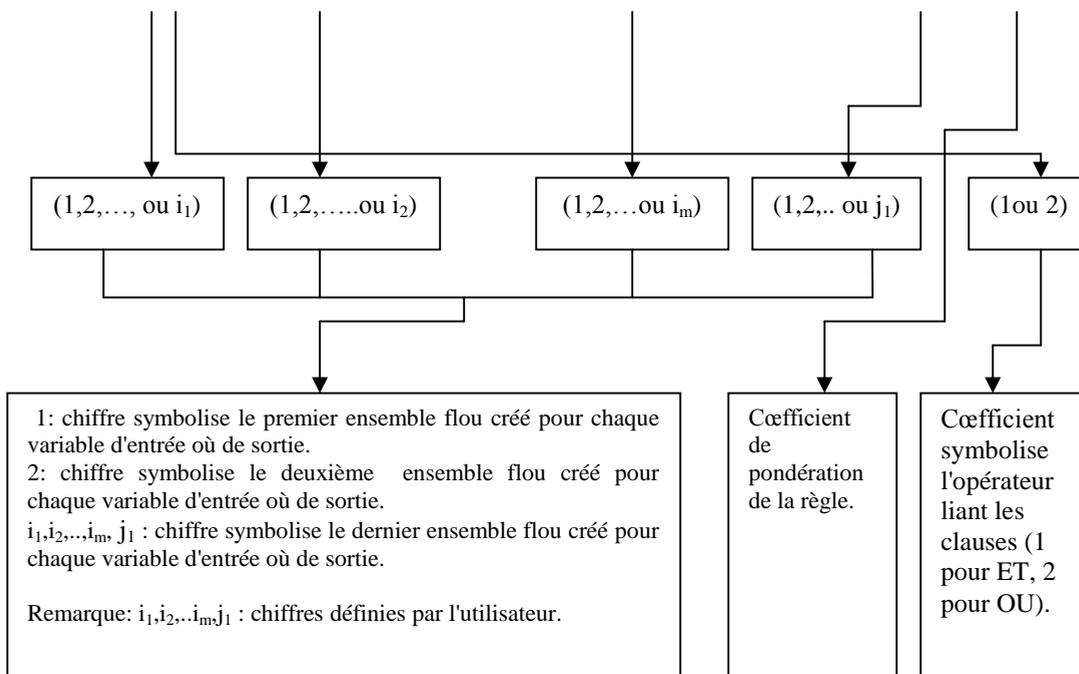
- La matrice des règles, comme nous l'avons cité, possède autant de lignes que d'ensembles flous de chacune des variables d'entrées, et $m+n+2$ (pour notre cas, $n=1$ (une seule sortie)), m : nombre de variables d'entrée.

- Pour l'édition des règles sous Matlab, On a deux possibilités, édition sous la forme symbolique (symbolic) et l'autre sous la forme textuelle (verbeuse).

Dans la forme symbolique les éléments de la matrice sont des chiffres, et chaque chiffre symbolise un des éléments constituant les règles (ensembles flous associés aux différentes variables d'entrée et de sortie, les opérateurs liant les différentes clauses, un coefficient de pondération).

Toujours dans cette forme, la matrice des chiffres est déduite à partir de la base de règles, la manière de déduction des lignes de la matrice à partir de la base des règles est la même pour l'ensemble des règles. Pour illustrer cette manière, on fait une déduction à partir de la forme générale des règles déjà donnée (voir ci-dessous).

$$\text{SI } [V_{e1} \text{ est } A_1 \text{ ET } V_{e2} \text{ est } A_2 \text{ ET} \dots \text{ ET } V_{em} \text{ est } A_m] \text{ ALORS } [V_{s1} \text{ est } B_1] \quad (1)$$



Donc, La ligne de la matrice déduite à partir de la règle générale est de la forme suivante:
 $[(1,2,\dots \text{ou } i_1) (1,2,\dots \text{ou } i_2) \dots (1,2,\dots \text{ou } i_m) (1,2,\dots \text{ou } j_1) (1 \text{ coefficient}) (1 \text{ou } 2)]$

De la même manière, on obtient le reste des lignes de la matrice à partir de la base des règles.

Une fois la matrice des chiffres définie, on procède à l'édition des règles, l'édition se fait par la commande **addrule**.

La commande utilisée pour l'édition des règles pour la forme symbolique est :

Sys_flou = *addrule* ('nom_syst', regles,);

Avec :

'nom_syst' : Nom du système d'inférence floue.

Regles : ensemble des règles.

- pour la forme textuelle (linguistique), l'édition des règles se fait sous forme d'une chaîne de caractères, la commande ***parsule*** permet ensuite de l'ajouter sous le format adéquat à la matrice des règles.

Par le choix de la langue, le français dans notre cas, la commande ***parsule*** reconnaît les mots clés:

SI, ALORS, Est, Et, Ou et NON.

Il suffit de rentrer les différentes règles sous forme d'un vecteur de chaînes de caractères, en faisant attention à rajouter des blancs à certaines d'entre elles pour qu'elles aient la même taille.

La commande utilisée pour l'édition des règles pour cette forme est:

Sys_flou=*parsule* ('nom_syst', regles,'verbos','français');

Avec :

Regles : ensemble des règles.

Verbos : forme d'édition des règles (forme textuelle).

Français : la langue d'édition des règles (le français).

La commande ***showrule*** affiche les règles de façon normalisée :

***Showrule*(sys_flou)**

On sauvegarde sous le même nom que le système flou préalablement défini à l'aide de la commande ***writefis*** :

***Writefis*(sys_flou,'nom_syst')**

Après que le système est complètement défini. La commande ***getfis***, possédant plusieurs syntaxes, permet d'avoir des informations sur le système : nombre d'entrées, d'ensembles flous de chacune d'elles, etc.

```
getfis(sys_flou,'name')
getfisg (sys_flou,'input',1)
getfis(sys_flou,'output',1)
getfis(sys_flou)
getfis(sys_flou,'input',1,'mf',1)
```

3.4.4 Défuzzification

Lors de la fuzzification, pour chaque variable d'entrée réelle, on calcule ces degrés d'appartenance aux ensembles flous qui lui sont associés.

Dans l'étape de Défuzzification, on réalise l'opération inverse, à savoir, obtenir une valeur réelle de la sortie à partir des surfaces obtenues dans l'étape d'inférence.

Il existe plusieurs méthodes de Défuzzification, dont la plus utilisée est celle du centre de gravité.

La boîte à outil <<fuzzy logic toolbox>> dispose de plusieurs types de défuzzification (voir les arguments de la commande **newfis** section 3.4.1):

'centroid' : centre de gravité de la surface,
'bisector' : bissecteur de la surface,
'mom' : moyenne des maximas,
'som' : plus petit des maximas en valeur absolue,
'Lom' : plus grand des maximas en valeur absolue.

La commande **ruleview** affiche la fenêtre Rule viewer dans la quelle on peut Observer la défuzzification par la méthode choisie :

```
ruleview(sys_flou)
```

À l'aide de la souris on peut choisir des valeurs quelconques pour chacune des entrées et observer la fonction d'appartenance de la variable de sortie obtenue par la méthode choisie, par défaut la défuzzification est réaliser par la méthode du centre de gravité.

La commande **gensurf**(sys_flou) trace la surface de la variable de sortie en fonction des entrées dans une fenêtre graphique.

L'angle de vue de la surface obtenue par **gensurf** peut-être modifié par la commande **view** en spécifiant l'azimut(AZ) et l'altitude(EL) adéquats.

```
AZ=45 ; EL=30 ; gensurf(sys_flou), view(AZ,EL),
```

3.4.5 Test du système d'inférence flou (SIF)

Le test du système d'inférence flou (SIF) peut être obtenu par la commande **evalfis**.

Si la matrice représentant le système d'inférence flou (SIF) n'est pas présente dans l'espace de travail, sa lecture se fait par la commande **readfis**.

Sys_flou= readfis('nom_syst') ;

X= [x₁, x₂,...,x_m] ; avec x₁, x₂,...,x_m : valeurs numériques des variables d'entrée

Y=evalfis(X, sys_flou)

ruleview (sys_flou) % cette commande affiche la fenêtre Rule viewer dans laquelle on peut observer la défuzzification.

3.5 Description des bancs d'essai étudiés

3.5.1 Introduction

Les deux bases de données utilisées pour la construction et la validation du système d'inférence flou (SIF) proposé pour le diagnostic provient de deux sources (bancs d'essais) différents et qui sont:

Les premiers signaux de vibrations que nous proposons d'étudier ont été fournis par le CETIM « *Centre des technologie industriel mécanique -France-* » à plusieurs laboratoires de Traitement du Signal et des Images. Au cours de cette campagne d'essai, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré.

Et le second ensemble de signaux étudiés sont les Signaux de roulements provient de : "*of the Case Western Reserve University- Bearing Data Center* " ; base de données des essais de roulements à billes normaux ou défectueux, recueillis sur un banc d'essai très simple, composé d'un moteur, un accouplement et une génératrice. Des défauts simples sous forme de points « de différent diamètres et profondeurs » ont été créés sur les différents organes composants les roulements d'essais.

3.5.2 Banc d'essai CETIM [FEDAL05]

Les premiers signaux que nous proposons d'étudier ont été fournis par le CETIM « Centre des technologies industriel mécanique -France- ».

Les tests ont été effectués sur un banc d'essai de grandeur industrielle (Figure 3.4), fonctionnant 24h/24h. Le dimensionnement des roues de l'engrenage cimenté trempé, ainsi que les conditions de fonctionnement (vitesse, couple) sont fixés de façon à obtenir un écaillage sur toute la largeur d'une dent (qui fixe la fin de l'essai, la rupture étant imminente) en environs 15 jours. Tous les jours après l'acquisition des signaux vibratoires, le banc est arrêté pour observer l'état des dents de roues. Un rapport d'expertise est ainsi rédigé.

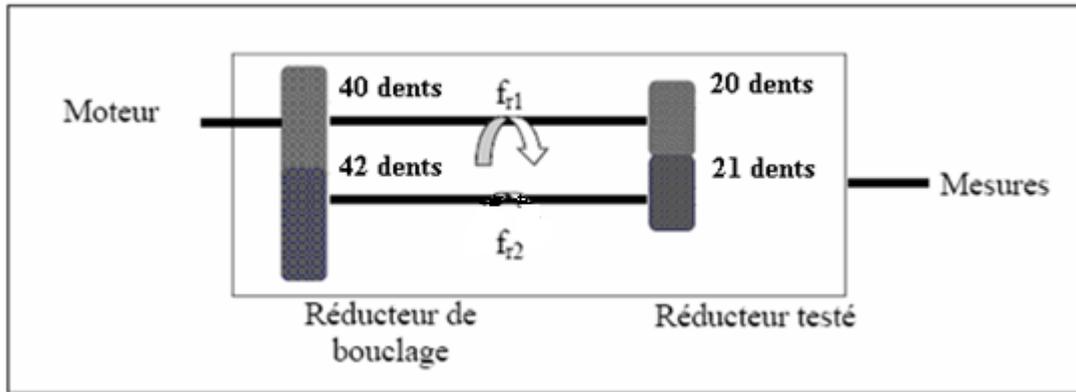


Fig3.4- Schéma du dispositif d'enregistrement

Le système est composé d'un moteur, d'un réducteur (figure3.4) de bouclage de rapport 40/42 et du réducteur testé de rapport 20/21. Le réducteur testé a pour vitesse de rotation 1000 tr/min, soit donc une fréquence de rotation 16,67 Hz. Or, les deux roues composant ce réducteur ont un nombre de dents quasiment identique. Leurs fréquences de rotation sont donc très proches l'une de l'autre. Nous avons en effet :

$$=1000\text{tr}/\text{min} \Rightarrow fr_1=1000/60=16,67\text{HZ}$$

$$fr_2=\frac{20}{21} \cdot fr_1=15,88\text{HZ} \quad (3.1)$$

La fréquence d'engrènement des deux roues sera:

$$f_{eng} = fr_2 \cdot 21 = fr_1 \cdot 20 = 333,48\text{HZ} \quad (3.2)$$

Le nombre de points N par période (par tour) de la roue 1 est:

$$fr_1 = 1000\text{tr}/\text{min} = 1000/60\text{tr}/\text{s}$$

$$N = \frac{T_1}{\Delta t} = \frac{fe}{fr_1} = \frac{20000}{16,67} = 1200\text{pts} \quad (3.3)$$

La période T_1 de la première roue est:

$$T_1 = 1 / f_{r1} = 6 / 100 = 0.06s \quad (3.4)$$

Fréquence d'échantillonnage: $f_e = 20\text{KHZ} = 20000\text{HZ}$

La période d'échantillonnage:

$$\Delta t = 1 / f_e = 5.10^{-5} s \quad (3.5)$$

La fréquence d'engrènement du réducteur testé est 333,48HZ. Un enregistrement a été fait tous les jours de la seconde journée à la treizième. Nous disposons donc d'un ensemble de douze signaux de 60160 points, échantillonnés à 20KHZ, représentant chacun 3 secondes soit à peu près 50 périodes de rotation.

Au cours de cette campagne de test, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré sur une durée de 13 jours; le défaut qui apparaît étant un écaillage.

3.5.2.1 Rapport d'expertise

Le rapport d'expertise est présenté par le tableau (3.1) :

Tableau 3. 1- Rapport d'expertise [ELBAD99].

Jour	Observation
2	Premier jour d'acquisition, pas d'anomalie
3	Pas d'anomalie
4	// //
5	// //
6	// //
7	Écaillage sur le profil de la dent 1/2
8	Pas d'évolution
9	dent 1/2 pas d'évolution
10	Évolution de l'écaillage dent 15/16
11	// //
12	// //
13	Écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16

3.5.2.2 Représentation des signaux temporels:

La figure 3.5, nous montre les signaux temporels représentant 3 périodes de rotation. L'analyse des signaux temporels nous permet de visualiser l'apparition d'un défaut très marqué le douzième jour.

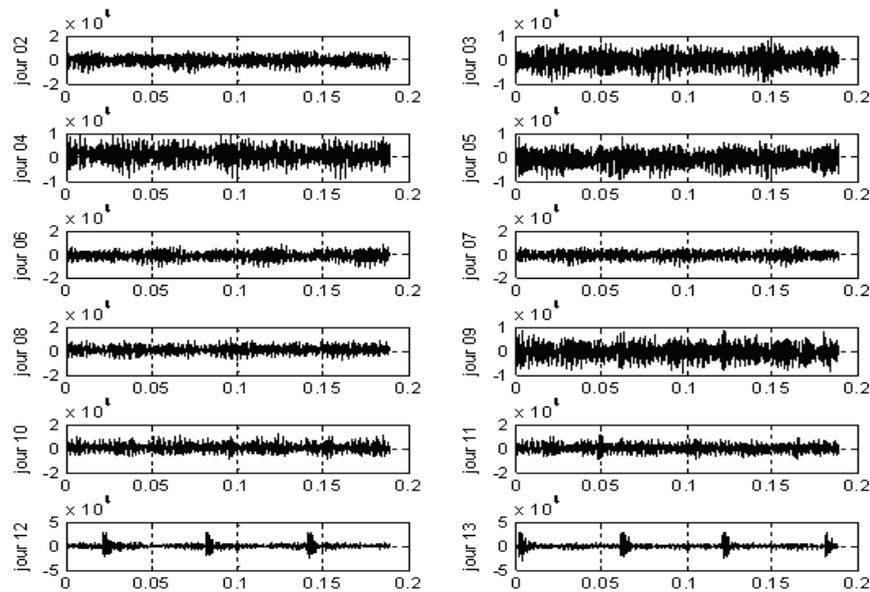


Fig3.5 - Représentation des signaux temporels (CETIM).

3.5.3 Signaux de roulements "bearing data center" [FEDAL05]

Ce site Web "www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/welcome_overview.htm"⁽¹⁾; Permet d'accéder à la base de données des essais de roulements à billes, soit les roulements normaux ou défectueux.

Comme représenté sur la figure (3.6) ci-dessous, le banc d'essai se compose principalement d'un moteur "2HP"⁽²⁾ (à gauche), d'un accouplement transducer/encoder (centre), d'un dynamomètre (droit) et des circuits de commande (non montrés).

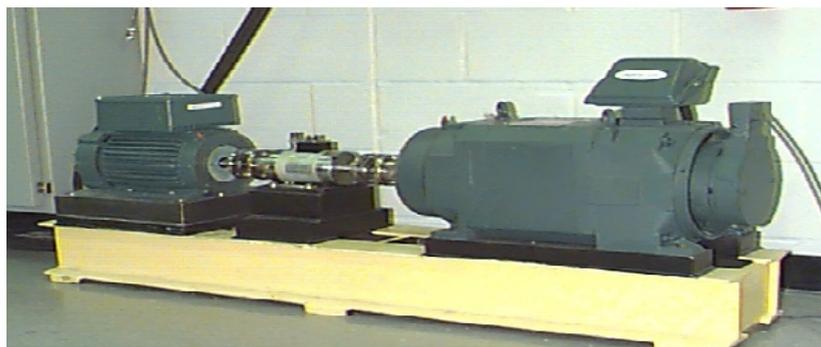


Fig3. 6 - Banc d'essai de roulements.

⁽¹⁾ The Case Western Reserve University - Bearing Data Center. Cleveland, Ohio. USA.

⁽²⁾ HP: horsepower, 1hp = 745, 69987 watt.

Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux cotés (coté entraînement et coté ventilateur). De simples défauts sous forme de points ont été créés sur les roulements d'essai, en utilisant l'usinage électro-décharge.

Le tableau (3.2) Représente les diamètres des défauts, leurs profondeurs et les marques de roulements utilisés.

Tableau 3.2 Caractéristiques des défauts de roulements

Position du roulement	Emplacement du défaut	Diamètre [inches ¹]	profondeur [inches]	Marque du roulement
coté entraînement	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
coté entraînement	bague Intérieur	0.014	0.011	SKF
coté entraînement	bague Intérieur	0.021	0.011	SKF
coté entraînement	bague Intérieur	0.028	0.050	NTN
coté entraînement	bague extérieur	0.007	0.011	SKF
coté entraînement	bague extérieur	0.014	0.011	SKF
coté entraînement	bague extérieur	0.021	0.011	SKF
coté entraînement	bague extérieur	0.040	0.050	NTN
coté entraînement	Bille	0.007	0.011	SKF
coté entraînement	Bille	0.014	0.011	SKF
coté entraînement	Bille	0.021	0.011	SKF
coté entraînement	Bille	0.028	0.150	NTN
coté ventilateur	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
coté ventilateur	bague Intérieur	0.014	0.011	SKF
coté ventilateur	bague Intérieur	0.021	0.011	SKF
coté ventilateur	bague extérieur	0.007	0.011	SKF
coté ventilateur	bague extérieur	0.014	0.011	SKF
coté ventilateur	bague extérieur	0.021	0.011	SKF
coté ventilateur	Bille	0.007	0.011	SKF
coté ventilateur	Bille	0.014	0.011	SKF
coté ventilateur	Bille	0.021	0.011	SKF

Des roulements **SKF** ont été utilisés pour les défauts de diamètre 7,14 et 21 [mil⁽²⁾], et des roulements équivalents **NTN** ont été utilisés pour les défauts de diamètre 28 et 40 [mil].

Les caractéristiques des roulements des deux cotés (accouplement et ventilateur), y compris les fréquences des défauts et la géométrie du roulement sont énumérées ci-dessous: Tableau 3.3.

Tableau 3.3 - Caractéristiques des roulements et leurs Fréquences des défauts.

Caractéristique du roulement coté accouplement: 6205-2RS JEM SKF, roulement à Billes de cannelure profonde.				
Taille: (inches)				
Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de Bille	Diamètre primitif
0.9843	2.0472	0.5906	0.3126	1.537
Fréquences du défaut: (multiple de vitesse courante en Hz)				
Bague Intérieur	Bague Externe	Cage	Élément Roulant	
5.4152	3.5848	0.39828	4.7135	

Caractéristique du roulement coté ventilateur: 6203-2RS JEM SKF, roulement à billes de cannelure profonde.				
Taille: (inches)				
Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de bille	Diamètre primitif
0.6693	1.5748	0.4724	0.2656	1.122
Fréquences du défaut: (multiple de vitesse courante en Hz)				
Bague Intérieur	Bague extérieur	Cage	Élément Roulant	
4.9469	3.0530	0.3817	3.9874	

¹ Inches = pouces=25,4mm

⁽²⁾ 1 Mil=0,001 inches

Les signaux ont été enregistrés à l'aide des accéléromètres, qui ont été fixés à la cage du moteur par aimant. Ces capteurs ont été placés à la position 12 heures "vertical", des deux côtés "accouplement et ventilateur" de la cage du moteur.

Les défauts de la bague externe sont des défauts stationnaires, donc le placement du défaut relativement à la zone de charge du roulement a un impact direct sur la réponse vibratoire du système "moteur/roulement". Afin de mesurer cet effet, des essais ont été effectués pour les deux côtés "accouplement et ventilateur", Avec des défauts de bague situés à 3 heures (directement dans la zone de charge), à 6 heures (orthogonale à la zone de charge), et à 12 heures.

Les données ont été enregistrées pour:

- les roulements sans défauts.
- Les défauts uniques du côté accouplement (12.000 et 48.000 points/seconde)
- Les défauts uniques du côté ventilateur (12.000 points/seconde).

La vitesse [tr.min] et les puissances [HP] pour chaque essai ont été enregistrées manuellement en utilisant le couple transducer/encoder. Tous les fichiers de données sont au format (*.mat) Matlab. Chaque fichier contient trois données: signaux de vibration des deux côtés et la vitesse de rotation du moteur. Pour notre étude nous avons considéré, seulement, les signaux coté accouplement.

La figure 3.7 représente les signaux temporels recueillis du coté de l'accouplement, pour différents diamètres de défauts, réalisés sur la bague intérieure, pour un couple moteur de 3HP. (HP: Horse Power)

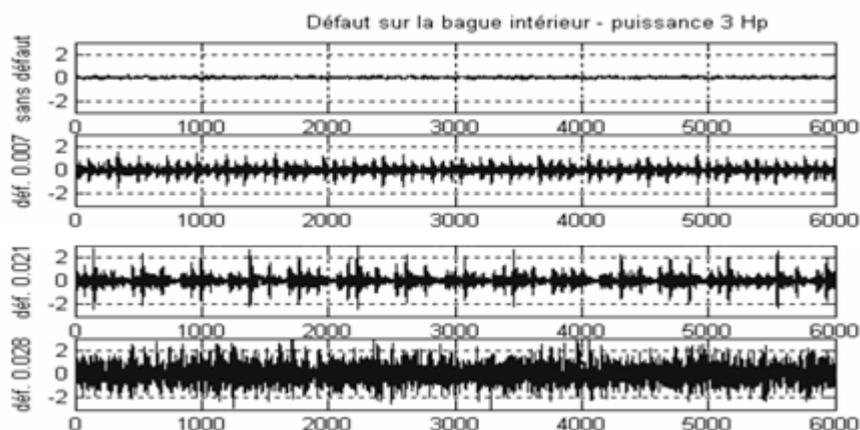


Fig3.7- Représentation des signaux temporels pour différents Diamètres du défaut sur la bague intérieure.

3.6 Prétraitement et extraction des paramètres du vecteur forme

Pour le prétraitement et l'extraction des paramètres correspondants aux différents états des systèmes étudiés en vue de les utiliser pour la classification; nous avons développé des sous-programmes pour cet objectif (voir annexes :(4.1), (4.3), (4.4), et (4.8)).

3.7 Classification des défauts par le système d'inférence flou (SIF)

Nous avons développé un programme sous environnement Matlab, qui nous permet de classifier les différents états de défauts des bancs d'essais étudiés, en utilisant des systèmes d'inférence floue (SIF)(voir annexes : (4.6), et (4.11)). Les programmes sont exécutés sur un micro-ordinateur Pentium 4 avec une RAM de 1G et une vitesse de 3.4GHZ.

3.8 Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre à la démarche expérimentale du diagnostic des défauts des machines tournantes, par la classification des différents signaux correspondant aux différents états de la machine en utilisant la logique floue à l'aide d'un système d'inférence flou (SIF). Nous avons expliqué cette démarche étape par étape.

Le taux de succès de classification de ce système dépend du bon choix des différents paramètres de ce dernier. La difficulté reste toujours dans ce type de système de diagnostic dans le choix des paramètres, commençant par le choix des variables d'entrées (vecteur forme), passant par le nombre d'ensembles flous associés pour chaque variable d'entrée et de sortie en arrivant à l'édition des règles dans le cas où le nombre d'ensembles flous est assez grand. On peut dire ici, qu'il n'y a pas de règles pour choisir les paramètres du système d'inférence, qui varient en fonction du problème étudié. Seule, l'expérience de l'utilisateur permet de surmonter cette difficulté.

L'implémentation du système d'inférence flou (SIF) sous environnement Matlab se caractérise par la simplicité. Il suffit de choisir les différents paramètres du système, et puis les implémenter soit à l'aide des interfaces graphiques disponible dans la boîte à outil (fuzzy logic), soit par les commandes Matlab.

Nous avons présenté aussi dans ce chapitre, les deux bancs d'essais utilisés pour l'application du système de diagnostic élaboré à base de la logique floue.

Dans ce sens, le chapitre suivant sera consacré à la discussion et l'interprétation des différents résultats obtenus en étudiant l'influence des différents paramètres sur les performances du système d'inférence flou (SIF).

CHAPITRE 4
RESULTATS ET DISCUSSION

CHAPITRE 4 : RESULTATS ET DISCUSSION

4.1 Introduction

Le choix des paramètres du système d'inférence floue (SIF) est basé sur l'expertise de l'utilisateur concernant le problème étudié et le savoir-faire dans l'application de la technique proposée pour leur traitement. La variété et la diversité de ces paramètres et la difficulté dans leurs choix, rendent l'élaboration de ces systèmes un peu difficile, surtout dans le cas où on a un nombre assez important de variables d'entrée du système et par conséquent un nombre important de fonctions d'appartenance associées à ces variables ; c'est pour cette raison qu'il faut donner une attention particulière à cette étape.

Dans ce chapitre est discuté le choix des différents paramètres du système d'inférence floue choisie, et leurs influences sur les performances de ce dernier. On a appliqué le SIF dans le diagnostic des engrenages (banc d'essai de CETIM) et les roulements (banc d'essai de "the case western reserve university").

4.2 Diagnostic des défauts d'engrenage

Les signaux que nous proposons d'étudier sont les signaux prélevés du banc d'essais de CETIM (défauts d'engrenages) et qui est déjà présenté dans la section (3.5.2). Le système utilisé pour le diagnostic des défauts d'engrenages est un système d'inférence flou (SIF) de type Mamdani, que nous lui avons choisi les arguments suivants pour l'implémentation sous Matlab :

- Nom_système : **diag_eng_flou**,
- Type : **Mamdani**,
- ET_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (**min**),
- OU_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (**max**),
- Imp_méthode : méthode d'implication (**min**),
- Agg_méthode : méthode d'agrégation des règles (**max**),
- Defuzz_méthode : méthode de défuzzification (**centroid**),

Mais, avant de commencer la classification des défauts, un prétraitement des signaux est nécessaire. Nous décrivons ci-dessous les différentes étapes de prétraitement des données et la construction du système de diagnostic à base de la logique floue.

4.2.1 Constitution de la base de données

On a vu dans le deuxième chapitre (état de l'art), que pour la classification par les systèmes à base de l'inférence floue (SIF), la taille de la base de données est généralement autour de 150 observations [SARAV09], [DAWU09], [SUGUM07]. Pour notre cas nous avons seulement 12 signaux, correspondant aux 12 jours d'enregistrement, ce qui signifie une grande insuffisance de la taille de la base de données. Pour faire face à ce problème, on procède à une division des signaux disponibles en tranches de façon à avoir une base de données avec une taille suffisante.

4.2.1.1 Préparations des observations

a - Division des signaux

Comme nous disposons d'enregistrements (signaux) d'une longueur de $N_S = 60160$ points, et pour avoir suffisamment d'observations, nous avons divisé chaque signal en K_t tranches de N_M points avec éventuellement un recouvrement de s_l .

Le nombre d'échantillons (points) pour chaque tranche doit être suffisamment grand pour couvrir un nombre suffisant du plus grand cycle correspondant à la plus grande période (la plus petite vitesse de rotation) donc à $T_2 = 0.063s$.

Le moteur tourne à une vitesse de $1000tr/min$, le rapport de réduction était de $20/21$.

$$N_{tr} = 1000tr / mim \Rightarrow fr_1 = 16.67HZ.$$

$$fr_2 = \frac{20}{21} fr_1 = 15.88HZ.$$

Les périodes T_1 et T_2 , respectivement de la roue 1 et 2 sont :

$$T_1 = 1 / fr_1 = 6 / 100 = 0.06s.$$

$$T_2 = 1 / fr_2 = 6.3 / 100 = 0.063s.$$

La fréquence d'échantillonnage est de : $fe = 20KHz = 20000Hz$

La période d'échantillonnage sera : $\Delta t = 1/fe = 5.10^{-5} s$.

Le nombre de points N_{p1} et N_{p2} par période respectivement de la roue 1 et 2 est :

$$N_{p1} = \frac{T_1}{\Delta t} = \frac{fe}{fr_1} = \frac{20000}{16.67} = 1200 pts.$$

$$N_{p2} = \frac{T_2}{\Delta t} = \frac{fe}{fr_2} = \frac{20000}{15.88} = 1260 pts.$$

La plus grande période est $T_2 = 0.063s$. En prenant un coefficient de 5, la longueur nécessaire de la tranche donc est de : $T_t = 0.315s$, soit un nombre d'échantillons nécessaire par tranche de $N_t = 6300pts$. En prenant pour longueur de la tranche N_M une valeur de puissance de 2 (2^n) supérieure à N_t , qui représente 2^{13} . Alors $N_M = 8192$ échantillons, et le nombre de tranches dans le cas d'un recouvrement S_f de 50% est de :

$$K_t = \frac{N_s - S_1}{N_M - S_1} \cong 13 tranches. \quad (4.1)$$

La figure 4.1 présente le découpage d'un signal en tranches ou sections.

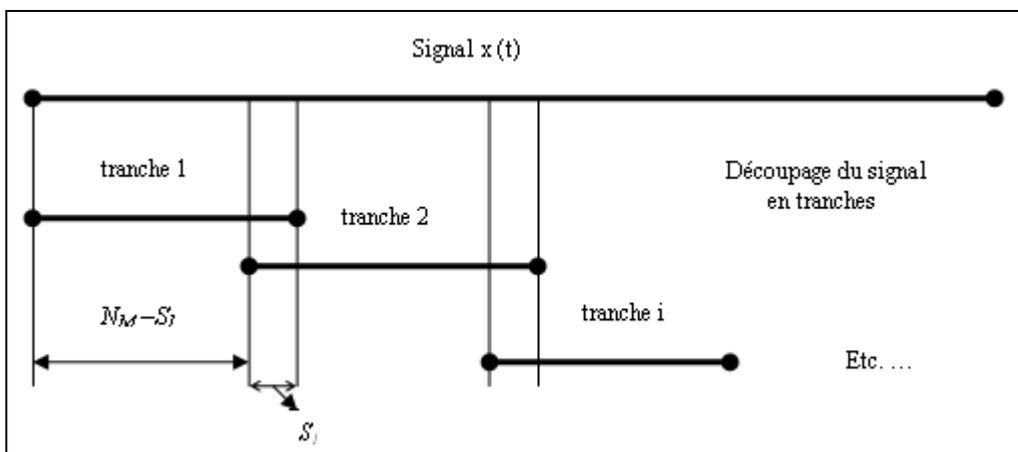


Fig4. 1- Découpage d'un signal en tranches ou sections

b - Prétraitement de données

Le but de la phase de prétraitement des signaux est d'éliminer les informations parasites et non porteuses d'informations pertinentes pour la reconnaissance. Le concepteur s'aide pour

ce prétraitement sur les connaissances qu'il possède sur: les capteurs, les types de données, les caractéristiques propres des structures, les caractéristiques de fixation de la machine, la chaîne cinématique de la machine, etc.

Plusieurs opérations peuvent être envisagées, nous avons considéré le filtrage et la décimation.

b.1) Filtrage

L'effet de masque entache fortement la sensibilité des indicateurs calculés dans des "larges bandes", voir [BOUL03]. Donc, les indicateurs doivent être calculés dans des bandes fréquentielles ni trop larges ni trop étroites et définis en fonction des caractéristiques cinématiques de la machine.

Nous avons choisi, après une analyse préliminaire, de calculer les indicateurs temporels et fréquentiels dans des bandes de fréquence de largeur de 2000HZ ($\cong 6 \times f_{\text{engrènement}}$). Le signal de chaque tranche a donc été centré puis filtré par un filtre passe bas. Le filtre utilisé est à réponse impulsionnelle finie à phase minimale d'ordre 48 utilisant la méthode de la fenêtre de hamming. Le gain est égal à zéro à la fréquence de Nyquist.

b. 2) Décimation

Pour chaque jour, nous disposons de 13 tranches de signaux de $N_M=8192$ points, échantillonnées à 20000HZ. Par le filtrage ci-dessus, nous avons limité notre étude à une fréquence maximale de 2000HZ. Les tranches de signaux sont donc sur-échantillonnées. Nous proposons de décimer ces signaux par un facteur 4. Nous obtenons ainsi des signaux de 2048 points échantillonnés à une fréquence de $20000/4=5000$ HZ. Nous pouvons remarquer que la demie fréquence d'échantillonnage de Nyquist reste supérieure à la fréquence maximale du signal analysé. Le théorème de Shannon est donc bien vérifié. La fréquence d'échantillonnage $f_e \geq 2f_{\text{max}}$. Le vecteur décimé est 4 fois plus court.

A la fin de cette phase de prétraitement, on peut visualiser la division des 12 signaux en 13 tranches filtrés et décimés. L'exécution d'un sous-programme, sous environnement Matlab (voir annexe 4.1) conçu pour cette opération (prétraitement), nous donne la division en tranches des 12 signaux. Les figures 4.2 et 4.3 présentent respectivement la division du signal du jour 2 (sans défaut), et du jour 13(avec défaut).

On remarque sur ces deux figures une différence claire entre les comportements vibratoires des tranches des deux signaux (jour 2 et jour 13). Cette distinction est due à la

généralisation du défaut d'écaillage dans le jour 13 contrairement au jour 2 (sans défaut).
(Voir tableau 3.1).

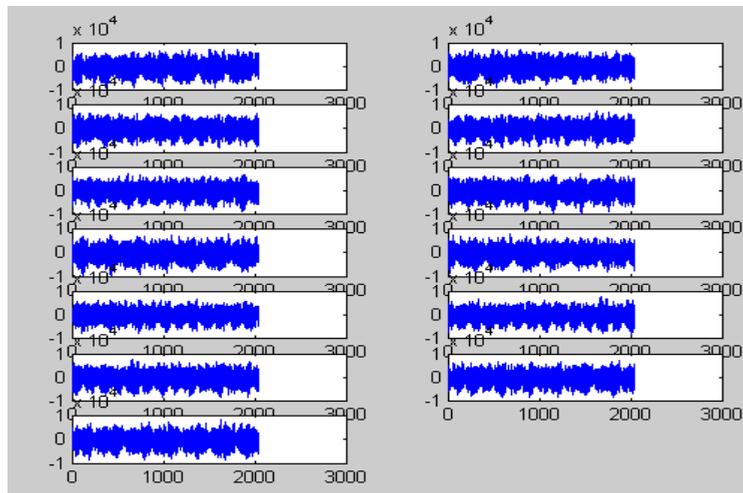


Fig4.2 - Division en tranches du signal du jour 2.

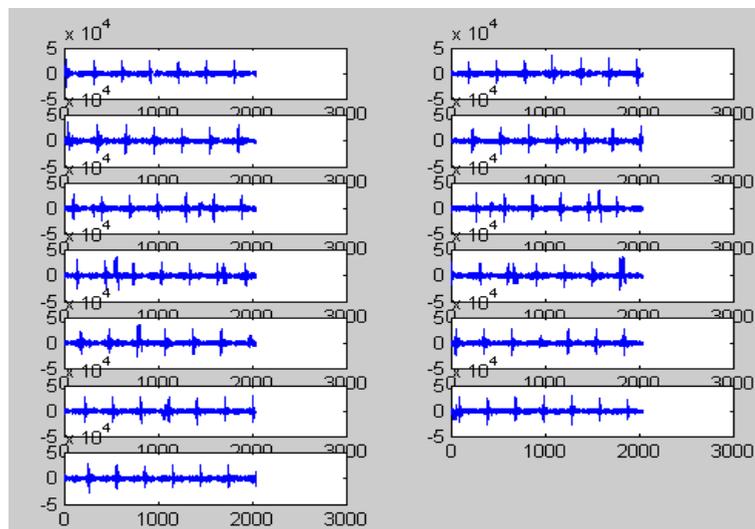


Fig4.3 - Division en tranches du signal du jour 13.

4.2.1.2 Choix et calcul des paramètres

Nous avons choisi initialement de calculer 11 paramètres, 5 parmi eux temporels (statistiques) et 6 fréquentiels.

Les paramètres temporels sont calculés sur chaque tranche pour les différents signaux, ces derniers sont les plus utilisés parmi les paramètres statistiques, on trouve :

- l'écart type(ET).
- Facteur de crête (F_c).
- La valeur crête-crête (A_{cc}).

- Le Skewness (facteur de déssymétrie), (K_S).
- Le kurtosis (facteur d'aplatissement), (K_U).

Ces paramètres sont représentés dans les tableaux 4.1 et 4.2 respectivement par les colonnes de 7 à 11.

Les paramètres fréquentiels sont calculés sur les composantes de la transformée en ondelette discrète de chaque tranche des différents signaux. Ces paramètres sont :

- puissance du signal reconstruit a_0 dans la bande [0-2000 Hz] (P_{a_0}).
- Puissance de la composante détail d_1 dans la bande [1000-2000 Hz] (P_{d_1}).
- Puissance de la composante détail d_2 dans la bande [500-1000 Hz] (P_{d_2}).
- Puissance de la composante détail d_3 dans la bande [250-500 Hz] (P_{d_3}).
- Puissance de la composante détail d_4 dans la bande [125-250 Hz] (P_{d_4}).
- Puissance de la composante approximation a_4 dans la bande [0-250 Hz] (P_{a_4}).

Ces paramètres sont représentés dans les tableaux 4.1 et 4.2 respectivement par les colonnes de 1 à 6.

Remarques :

- la transformée en ondelette discrète est utilisée pour détecter les phénomènes qui se déroulent sur des échelles de fréquence distinctes, rencontrés dans un signal (annexe 4.2).
- la transformée en ondelette discrète est calculée à l'aide d'une ondelette de type daubchies 20, et à 4 niveaux [DAUB91], [MATH98].
- Un sous-programme sous environnement Matlab est conçu pour le calcul des différents coefficients (approximations et détails), (voir annexe 4.3), les figures 4.4 et 4.5 montrent respectivement les composantes de la transformée en ondelette discrète de la première tranche du signal du jour 2 (sans défaut), et de la première tranche du signal du jour 13 (avec défaut).
- pour le calcul des 11 paramètres de la base de données (156 tranches), Un programme est conçu sous-environnement Matlab pour cet objectif. (Voir annexe 4.4). Les tableaux 4.1 et 4.2 montrent respectivement la matrice des 11 paramètres pour les 13 tranches du jour 2 et jour 13, (les lignes représentent les 13 tranches, les colonnes représentent respectivement les indicateurs P_{a_0} , P_{d_1} , P_{d_2} , P_{d_3} , P_{d_4} , P_{a_4} , σ , F_C , A_{CC} , K_S , K_U).
- les figures ; 4.6, 4.7, 4.8, 4.9, 4.10, 4.11, 4.12, 4.13, 4.14, 4.15, et 4.16 représentent graphiquement la variation 11 indicateurs en fonction des 156 observations (nombre de tranches). On remarque que les valeurs numériques des sept indicateurs P_{a_0} , P_{d_1} , ET , F_c , Acc , K_s , K_u , et ET correspondants aux figures 4.6, 4.7, 4.12, 4.13, 4.14, 4.15, 4.16 sont répartis en deux niveaux séparés totalement l'un de l'autre, Ces niveaux correspondent aux

deux états de fonctionnement (état sans défaut, et état avec défaut). Tous ces indicateurs peuvent être bons pour la classification, parmi eux, on a choisis quatre : Pa0, Pd1, Fc, Ku.

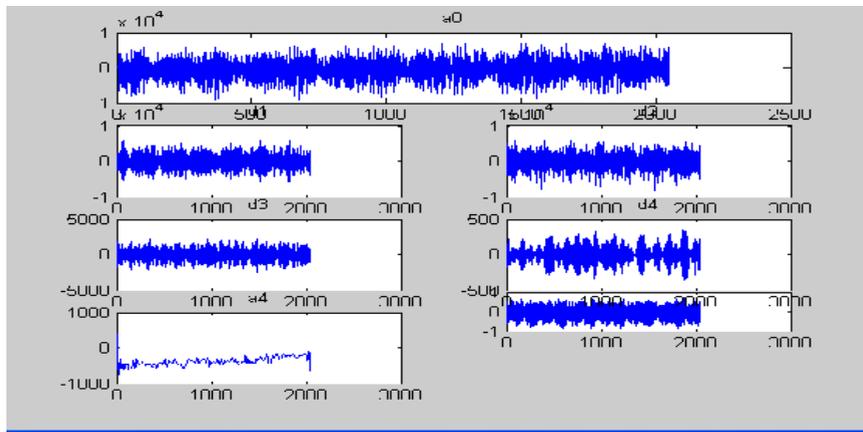


Fig4.4 - Les composantes de la transformée en ondelette de la première tranche du signal du jour2.

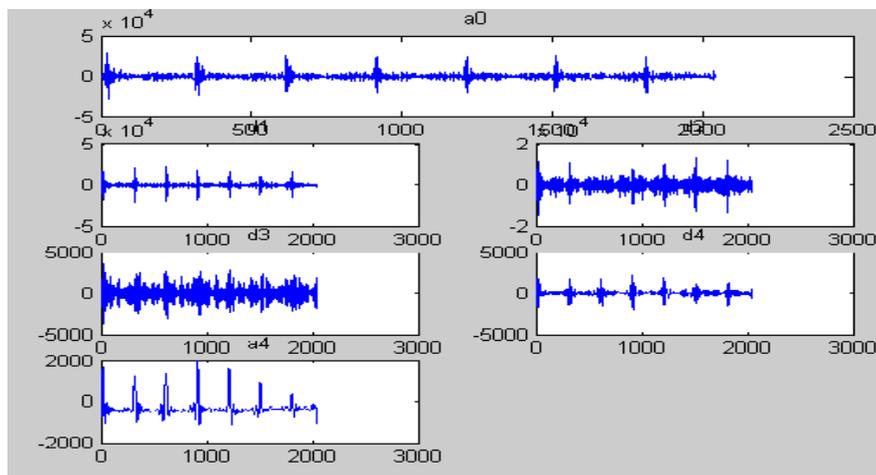


Fig4.5 Les composantes de la transformée en ondelette de la première tranche du signal du jour13.

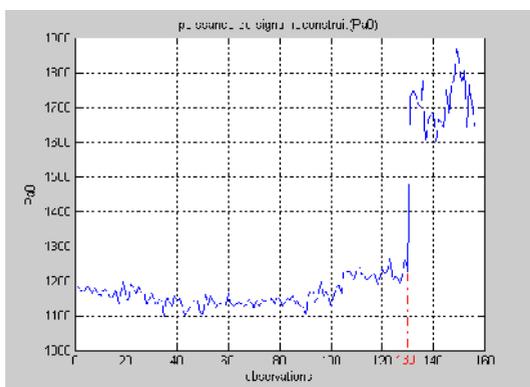


Fig4.6- Variation de l'indicateur Pa0

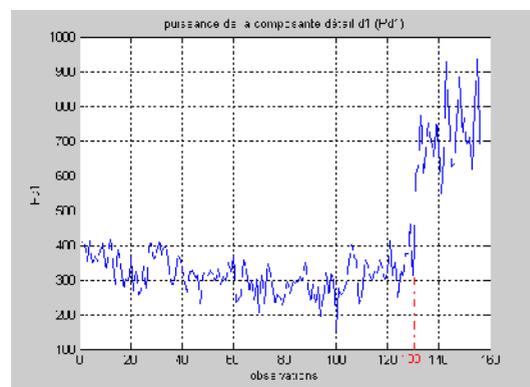


Fig4.7- Variation de l'indicateur Pd1

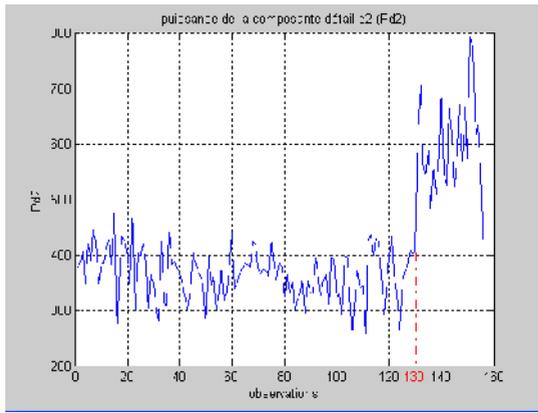


Fig4.8- Variation de l'indicateur Pd2

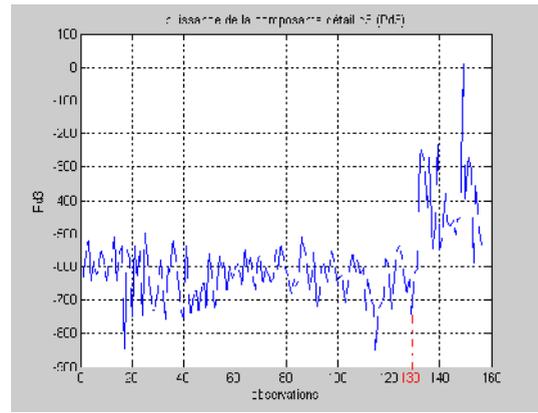


Fig4.9- Variation de l'indicateur Pd3

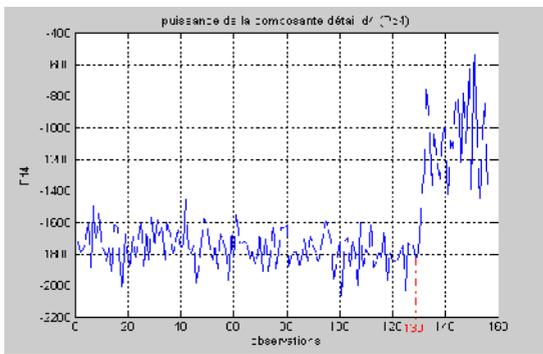


Fig4.10- Variation de l'indicateur Pd4

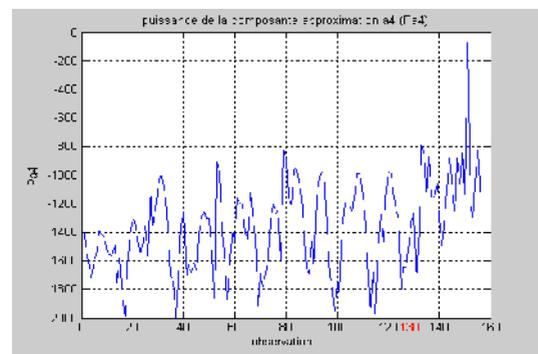


Fig4.11- Variation de l'indicateur Pa4

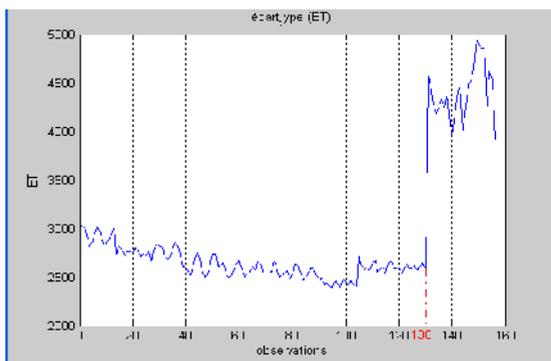


Fig4.12- Variation de l'indicateur ET

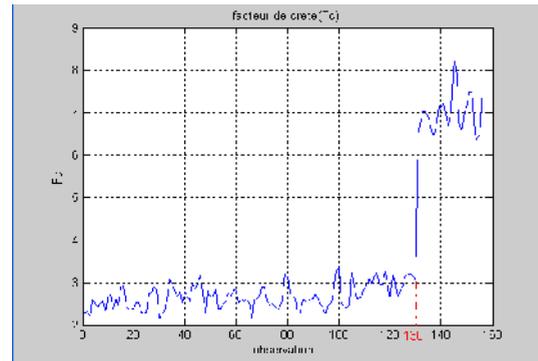


Fig4.13- Variation de l'indicateur Fc

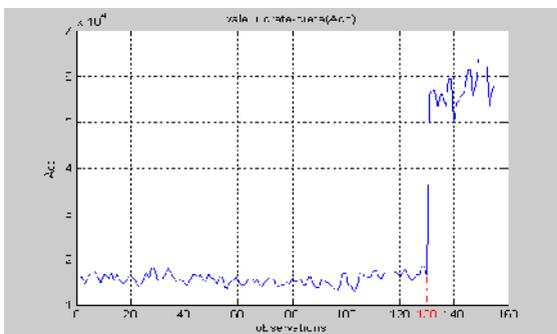


Fig4.14- Variation de l'indicateur Acc

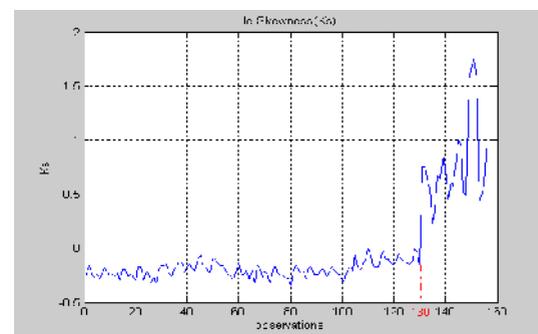


Fig4.15- Variation de l'indicateur Ks

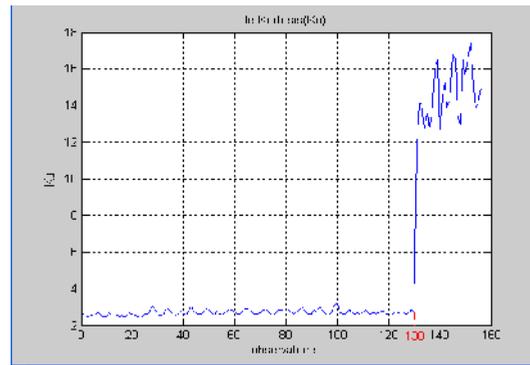


Fig4.16- Variation de l'indicateur Ku

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1186	410.11	377.29	-645.82	-1701.1	-1370	3032	2.3035	16297	-0.23983	2.6274
2	1174.2	400.57	385.97	-555.97	-1792.6	-1527.3	3004	2.325	16011	-0.16245	2.5388
3	1169.2	352.89	405.9	-520.07	-1777	-1642.8	2908.9	2.1921	14660	-0.23403	2.4222
4	1169.7	411.75	349.02	-656.19	-1734.9	-1717.4	2819.5	2.5883	15605	-0.26408	2.5205
5	1187.3	347.56	419.35	-582.96	-1602.8	-1598	2882.3	2.5319	16657	-0.24305	2.5799
6	1170	367.73	388.34	-622.79	-1884.4	-1535.6	2989.2	2.3973	16861	-0.27467	2.6376
7	1163.4	353.63	444.69	-608.45	-1497.9	-1386.7	3017.6	2.4984	17234	-0.23406	2.6664
8	1179	383.08	424.73	-544.21	-1700.4	-1406.9	2947.9	2.5575	16221	-0.18174	2.5593
9	1161.7	402.91	347.75	-581.56	-1544.9	-1446.2	2841	2.2811	14641	-0.2246	2.4237
10	1157.9	323.25	385	-642.66	-1762.3	-1536.4	2842.5	2.7405	16655	-0.25204	2.5334
11	1172.3	355.89	385.04	-585.59	-1770.1	-1555.7	2880.5	2.7044	16655	-0.23762	2.6715
12	1174.1	416.6	412.62	-586.52	-1844.3	-1566.2	2941.6	2.3724	15821	-0.2581	2.565
13	1167.8	350.18	431.29	-510.9	-1747.5	-1488	3025.5	2.6474	16939	-0.23371	2.5798

Tableau 4. 1 - Matrice des 11 paramètres pour les 13 tranches du signal du jour 2.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1644.3	773.24	614.16	-479.88	-841.12	-879.43	4013.6	7.0662	56855	0.76431	14.264
2	1747.7	625.11	524.33	-461.27	-824.22	-1104.3	4261	8.3076	61290	0.99893	16.801
3	1670.3	635.39	585.98	-503.24	-1295.8	-1292.3	4483.9	7.8947	61290	0.93816	16.596
4	1760.8	759.82	671.23	-457.4	-784.21	-881.89	4511.1	6.7966	55125	0.52021	13.483
5	1774.1	881.92	568.69	-454.81	-1096.6	-1065.8	4655.5	6.5489	58192	0.4874	12.958
6	1868.5	709.5	665.7	10.091	-627.11	-798.17	4954.2	7.035	63795	1.5528	16.531
7	1832.8	765.9	572.73	-395.15	-1391.2	-1136	4903.5	7.1079	63795	1.6532	15.722
8	1776	692.02	791.72	-262.3	-424.96	-70.027	4858.8	7.4927	63799	1.7547	16.461
9	1803.1	713.07	775.22	-306.83	-1060.9	-1197.1	4854.5	7.4992	63799	1.5805	17.42
10	1640	600.56	610.9	-588.03	-1450.5	-1317.6	4264.7	6.5369	53662	0.42153	15.015
11	1763.5	810.41	634.36	-354.63	-1125.1	-1053.9	4617.2	6.378	56030	0.48404	13.842
12	1715.2	934.69	551.53	-461.7	-842.25	-828.88	4539.1	6.4896	58133	0.59621	14.11
13	1643.2	642.43	403.45	-534.95	-1367.9	-1174.4	3908	7.5377	58133	0.98809	14.923

Tableau 4. 2 - Matrice des 11 paramètres pour les 13 tranches du signal du jour 13.

4.2.1.3 Constitution du vecteur forme (entrée du SIF)

Le vecteur forme se compose d'un certain nombre de paramètres sélectionnés parmi les 11 paramètres calculés précédemment. Les composantes du vecteur forme représentent les

variables d'entrée du système d'inférence flou (SIF) choisie pour la classification des défauts d'engrenage.

Les données que l'on doit classer et traiter sont stockées dans un tableau de type observations/variables de la forme suivante :

$$base - donnée = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{NM} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}$$

Où $\begin{cases} N \text{ est le nombre d'observations.} \\ M \text{ est le nombre d'indicateurs.} \end{cases}$

On a alors :

M : indicateurs, représentées en colonnes, et N observations représentées en ligne qui seront divisées en N_c classes (w_1, w_2, \dots, w_{N_c}) ou modes de fonctionnement, Chaque classe w_i possède N_i observations.

Pour notre travail :

- $N = 156$ observations (13 tranches par 12 signaux).
- $M = 4$: pour le nombre des indicateurs qui représentent les variables d'entrée du système d'inférence floue, on a choisi 4 indicateurs parmi les 11 calculés, (ce choix est justifié dans la section précédente(4.2.1.2), et en plus ce nombre de variables est suffisant par ce que chaque fois on augmente le nombre des variables d'entrée et le nombre des fonctions d'appartenance associées à ces variables, on aura une complexité pour la génération des règles d'inférences). Les 4 indicateurs choisis, deux de type statistique : le kurtosis(Kurt) et le facteur de crête(Fc) (ces deux indicateurs sont très utilisés pour la surveillance des défauts d'engrenages [OEHL97],[STAN02],[GADD84],[LEBL90],[NAND00]), et deux de type fréquentiel : la puissance du signal reconstruit(Pa_0), et la puissance du signal détail d_1 (Pd_1) (l'indicateur Pa_0 est choisi pour la raison que ce dernier représente l'énergie du signal reconstruit(total), et en plus ,il est de telle sorte débruité par l'effet de décomposition et reconstruction par la transformée en ondelette discrète(TOD). Pour l'indicateur (Pd_1) son choix est justifié aussi pour la raison que le signal d_1 représente un détail dans la bande la plus haute des fréquences [1000-2000Hz]).
- $N_c = 3$ classes (ensembles flous de la variable de sortie correspondant aux différents modes de fonctionnement du dispositif étudié).

- **Remarque** : l'annexe (4.5) présente un tableau qui contient la base de données selon les conditions citées dans ce paragraphe.

4.2.1.4 Choix des classes (ensembles flous de la variable de sortie du (SIF))

Nous avons choisi pour la sortie du système (SIF) une seule variable de sortie, qui représente l'état de santé du dispositif étudié (état), pour cette variable on a choisi trois ensembles flous : ce choix trouve sa justification dans le rapport d'expertise (section 3.5.2.1). On remarque que : Les cinq premiers jours, le dispositif fonctionne sans défaut (classe1 où niveau1 (N1)), du septième jour au onzième une apparition et évolution de l'écaillage sur les dents 1/2 et 15/16 (classe2 où niveau2 (N2)), les jours 12 et 13 un écaillage sur toute la largeur de la dent 15/16 (classe3 où niveau3 (N3)). Donc les trois classes sont :

- Du 2^{ème} jour au 6^{ème} jour : classe1 où niveau1 (N1) (sans défaut).
- Du 7^{ème} jour au 11^{ème} jour : classe2 où niveau2 (N2) (apparition et évolution du défaut).
- Du 12^{ème} jour au 13^{ème} jour : classe3 où niveau3 (N3) (généralisation du défaut sans).

4.2.2 Implémentation du système d'inférence flou (SIF) sous Matlab

L'implémentation du système d'inférence flou sous Matlab, peut être réalisée par deux méthodes différentes, soit à l'aide des commandes de la boîte à outils (Fuzzy logic) ou par son interface graphique.

4.2.2.1 Implémentation du système (SIF) par l'interface graphique

La commande **fuzzy** permet d'ouvrir l'interface graphique FIS Editor dans laquelle on peut définir complètement le système flou.

Par défaut, l'interface propose une entrée et une sortie avec la méthode de Mamdani. Les opérateurs ET et OU sont réalisés respectivement par le min et le max, l'implication se fait par le min, l'agrégation des règles par le max et la défuzzification par la méthode du centre de gravité (centroid).

Dans la fenêtre FIS Editor : Untitled, ouverte par la commande fuzzy, on ajoute d'autres variables d'entrée par l'option **Add input** du menu Edit. Pour chacune de ces variables d'entrée ou de sortie, sélectionnée à la souris, on a la possibilité de spécifier un nom et de choisir entre les méthodes max-min, som-prod, etc. En double-cliquant sur l'une d'elles, on

ouvre la fenêtre d'édition des fonctions d'appartenance dans laquelle on peut choisir le nombre et le type de ces fonctions, l'intervalle de valeurs de cette variable. La sélection à la souris de chacune des fonctions d'appartenance permet de lui donner un nom auquel on fera référence dans les règles floues.

Lorsque toutes les variables d'entrée et de sortie sont complètement définies, on ouvre la fenêtre Rule Editor par l'option **Edit rules** du menu View pour l'édition des règles. Dans cette fenêtre, un nouveau menu, Options, permet de choisir la langue dans laquelle on écrit les règles. Chaque règle peut être pondérée par un coefficient que l'on écrit à la fin et entre parenthèses. Par défaut ce coefficient vaut 1. Pour valider une règle, il faut appuyer simultanément sur les touches CTRL et Entrée. Le signe dièse '#' qui peut apparaître au début d'une règle est synonyme d'erreur, soit sur le nom de l'une des variables soit sur celui de l'une des fonctions d'appartenance.

4.2.2.1.1 Structure du système d'inférence flou (SIF)

Nous avons choisi, un système d'inférence flou de type Mamdani avec quatre variables à l'entrée et une variable à la sortie. La figure 4.17 montre le schéma bloc de notre système, qui se compose de deux parties principales constituant la base de données qui renferme les données spécifiques des fonctions d'appartenances des variables d'entrée (P_{a0} , P_{d1} , F_c , K_u) et de sortie (état) du système.

Quand à la base de règles, elle renferme les règles qui permettent de définir la relation entre les prémisses et la conséquence en fonction des variables floues résultants de la fuzzification.

Nous avons choisi un mécanisme d'inférence floue qui fonctionne avec les méthodes apparaissant sur la figure 4.17 et qui doit aboutir à une seule valeur de la variable de la sortie. Ces méthodes sont :

- ET_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (**min**),
- OU_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (**max**),
- Imp_méthode : méthode d'implication (**min**),
- Agg_méthode : méthode d'agrégation des règles (**max**),
- Deffuz_méthode : méthode de défuzzification (**centroid**),

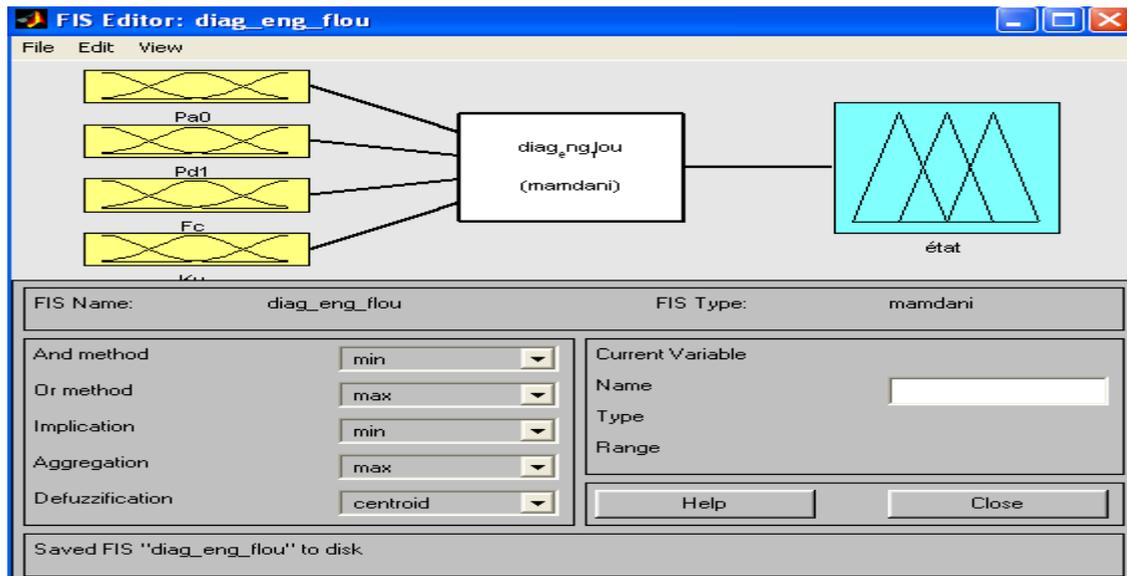


Fig4.17 - Schéma bloc du (SIF)

4.2.2.1.2 Fuzzification des variables d’entrée et de sortie

4.2.2.1.2.1 Fuzzification de la variable d’entrée « puissance du signal reconstruit (Pa₀) »

Cette variable varie dans l’intervalle [1099.2, 1868.5], (voir annexe (4.5)). Donc on a choisi un domaine de variation de [1000, 2000], et deux fonctions d’appartenance. La première de type Z appelée «petite (P)» avec deux paramètres [1300 1300], le choix de ces deux paramètres est dicté par la variation de l’indicateur (Pa₀) (annexe (4.5)). La deuxième fonction d’appartenance de type S est appelée «grande (G)» avec deux paramètres [1300 1300]. La figure 4.18 montre la fuzzification de la variable d’entrée «puissance du signal reconstruit (Pa₀)».

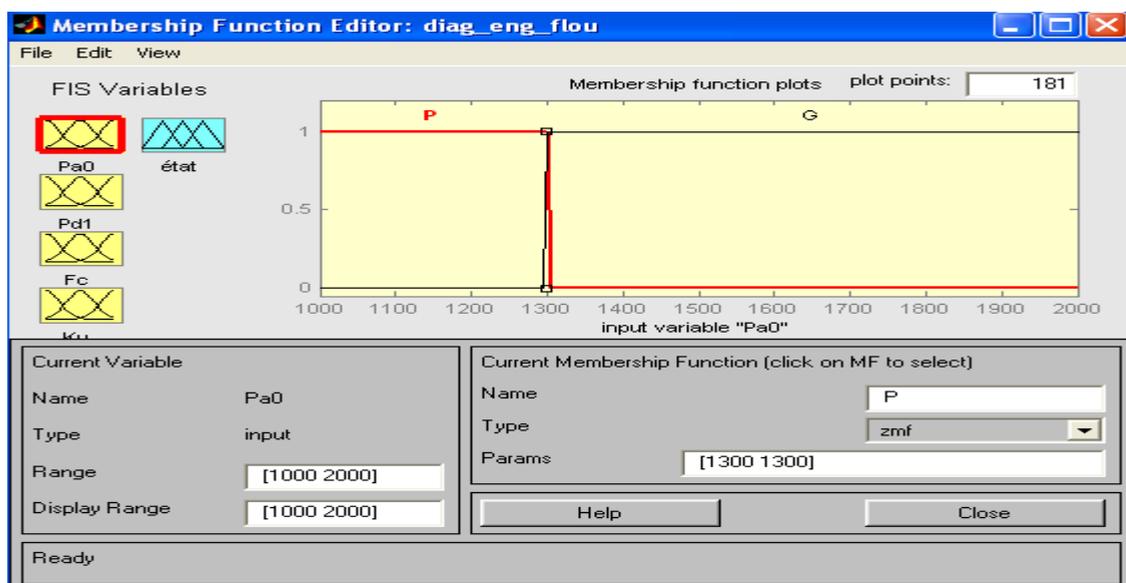


Fig4.18 - Fuzzification de la variable d’entrée « puissance du signal reconstruit (Pa₀) ».

4.2.2.1.2.2 Fuzzification de la variable d'entrée «puissance du signal détail d1 (Pd₁) »

Cette variable varie dans l'intervalle [154.8908, 934.6943], (voir annexe (4.5)). Donc on a choisi un domaine de variation de [100, 1000], et deux fonctions d'appartenance. La première de type Z est appelée «petite (P)» avec deux paramètres [500 500], le choix de ces deux paramètres reviennent à la variation de l'indicateur (Pd1) (annexe (4.5)). La deuxième fonction d'appartenance de type S est appelée «grande (G)» avec deux paramètres [500 500]. La figure 4.19 montre la fuzzification de la variable d'entrée «puissance du signal détail d1 (Pd₁)».

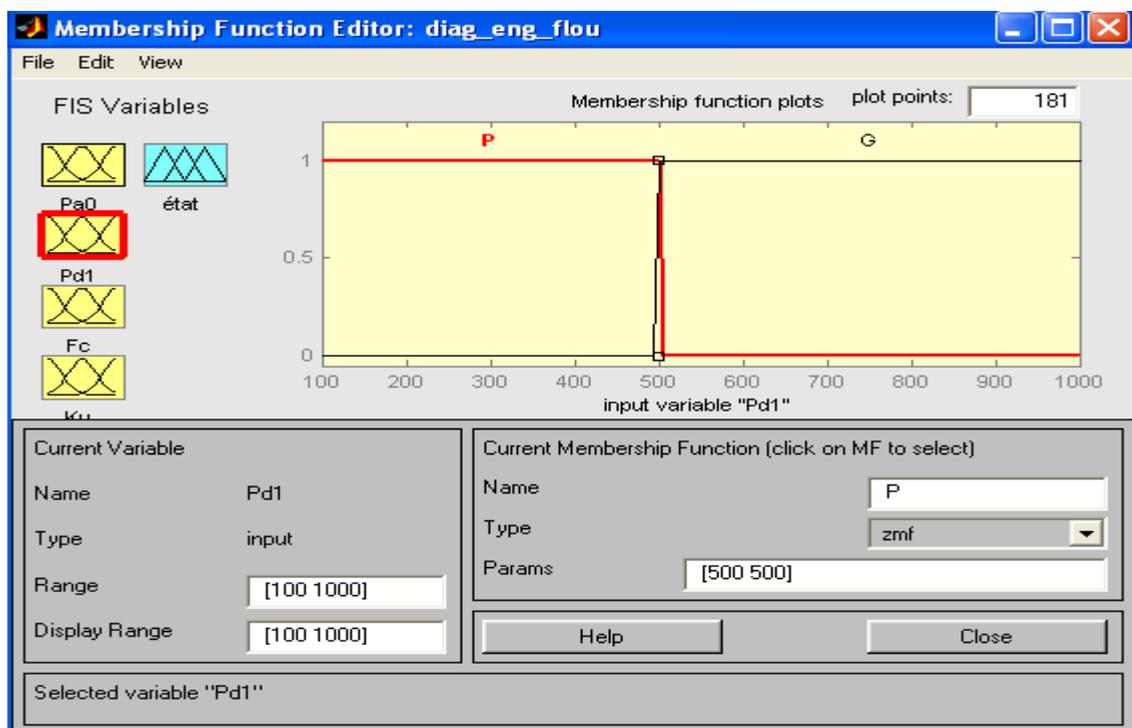


Fig4.19- Fuzzification de la variable d'entrée « puissance du signal détail (Pd₁) ».

4.2.2.1.2.3 Fuzzification de la variable d'entrée « Facteur de crête(F_c) »

Cette variable varie dans l'intervalle [2.1459, 8.3076], (voir annexe (4.5)). Donc on a choisi un domaine de variation de [0, 9], et deux fonctions d'appartenance. La première de type Z appelée «petite (P)» avec deux paramètres [5 5], le choix de ces deux paramètres est lié au comportement du facteur de crête pour le cas d'un engrenage ($F_c < 5$ en l'absence de défaut, $F_c > 5$ en présence du défaut) [BOUL03]. La deuxième fonction d'appartenance de type S est appelée «grande (G)» avec deux paramètres [5 5]. La figure 4.20 montre la fuzzification de la variable d'entrée «facteur de crête (F_c) ».

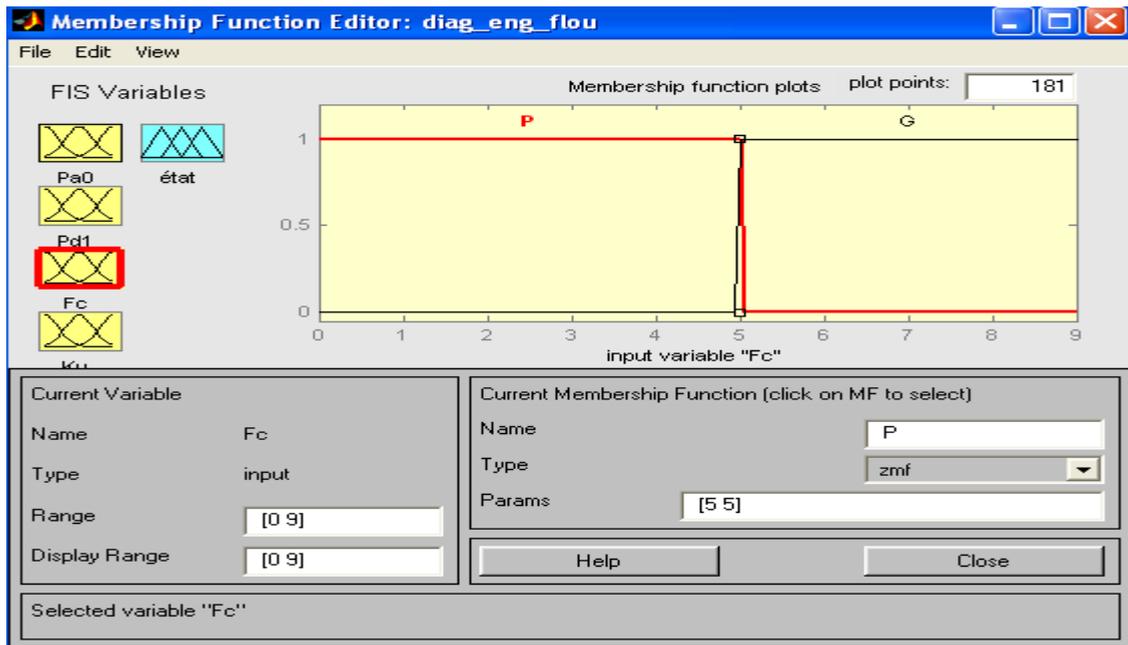


Fig4.20 - Fuzzification de la variable d’entrée « facteur de crête(Fc) »

4.2.2.1.2.4 Fuzzification de la variable d’entrée « Kurtosis(Ku) »

Cette variable varie dans l’intervalle [2.4222, 17.4200] (voir annexe (4.5)). Donc, on a choisi un domaine de variation de [0, 20], et deux fonctions d’appartenance, la première de type Z appelée «petite(P)» avec deux paramètres[3 3], le choix de ces deux paramètres est du au comportement du Kurtosis pour le cas d’un engrenage(Kurt≈3 en l’absence de défaut, $K > 3$ après fissuration d’une dent)[BOUL03], la deuxième fonction d’appartenance de type S est appelée «grande(G)» avec deux paramètres[3 3]. La figure 4.21 montre la fuzzification de la variable d’entrée « Kurtosis ».

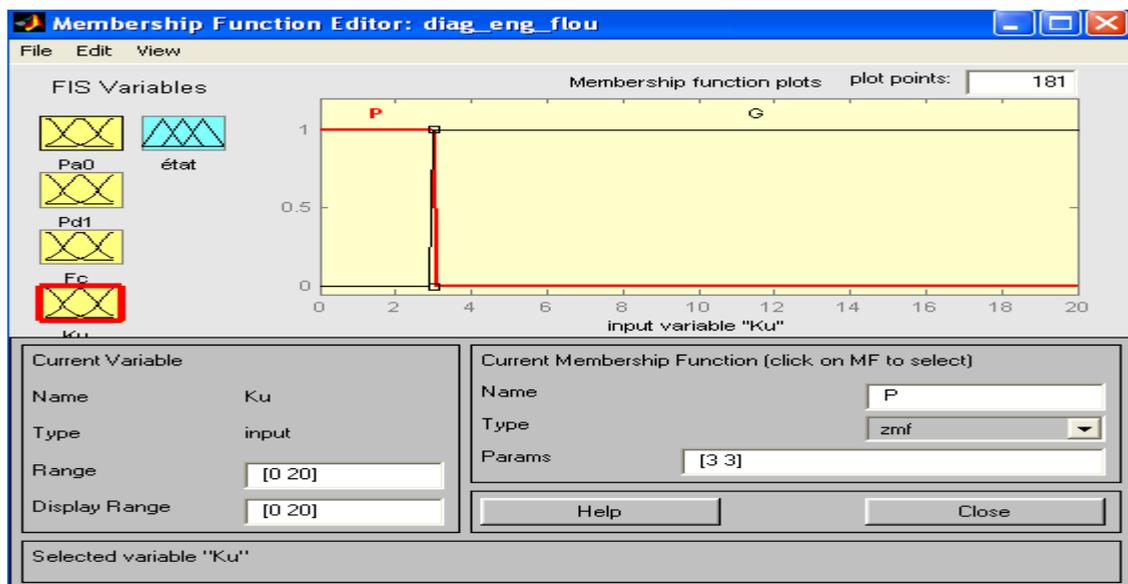


Fig4.21 - Fuzzification de la variable d’entrée « kurtosis(Ku) »

4.2.2.1.2.5 Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) »

On a choisi un domaine de variation de [0, 6], et trois fonctions d'appartenance. La première de type Z appelée «niveau1 (N1)» avec deux paramètres [2 2], la deuxième fonction d'appartenance de type trapézoïdale (trap) appelée «niveau2 (N2)» avec quatre paramètres [2 2 4 4], et la troisième de type S appelée « niveau3 (N3) » avec deux paramètres [4 4]. La figure 4.22 montre la fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) ».

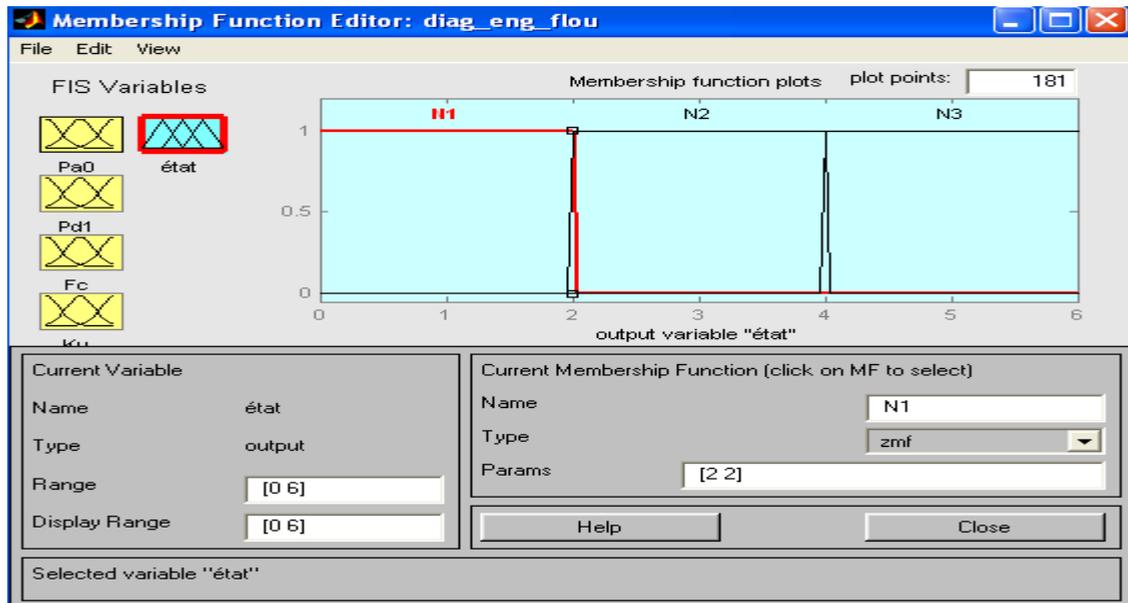


Fig4.22 - Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) ».

4.2.2.1.3 Règles d'inférence

La manipulation de règles symboliques et logiques a rendu possible l'un des grands succès de l'intelligence artificielle. Leur but est, à travers la manipulation d'un grand nombre de règles, de porter un jugement sur un problème relevant d'un domaine précis.

Dans notre cas, la combinaison de plusieurs de ces règles représentant tout les cas de figures possibles avec l'état de chaque variable (paramètre) et le résultat enregistré, traite toutes les possibilités rencontrées pour le dispositif étudié.

Les différentes règles possibles selon la fuzzification des différentes variables d'entrée et de sortie choisis sont les suivantes (4 variables d'entrée et 2 fonctions pour chacune des variables, on obtient 16 règles d'inférences ($2^4=16$)):

- 1 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est P) et (F_c est P) et (K_u est P)] ALORS (état est N1) (1)
- 2 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est P) et (F_c est P) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 3 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est P) et (F_c est G) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)

- 4 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est P) et (F_c est G) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 5 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est G) et (F_c est P) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 6 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est G) et (F_c est P) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 7 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est G) et (F_c est G) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 8 . SI[(P_{a0} est P) et (P_{d1} est G) et (F_c est G) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 9 . SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est P) et (F_c est P) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 10.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est P) et (F_c est P) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 11.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est P) et (F_c est G) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 12.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est P) et (F_c est G) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 13.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est G) et (F_c est P) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 14.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est G) et (F_c est P) et (K_u est G)] ALORS (état est N2) (1)
- 15.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est G) et (F_c est G) et (K_u est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 16.SI[(P_{a0} est G) et (P_{d1} est G) et (F_c est G) et (K_u est G)] ALORS (état est N3) (1)

4.2.2.1.4 Défuzzification de la variable de sortie

4.2.2.1.4.1 Exemple d’application

On prend un exemple d’application pour une observation de la troisième classe(N3) :

$$X = [1500 \ 700 \ 7 \ 10]$$

Hypothèse : la puissance du signal reconstruit(P_{a0}) est de 1500, la puissance du signal détail (Pd1) est de 700, le Facteur de crête(F_c) est de 7, et le Kurtosis(Kurt) est de 10 alors l’état du dispositif étudié est considéré comme N3 (état =5.01). On remarque que notre système à bien classer cette observation.

Ces valeurs sont portées à titre d’exemple, le système proposé accepte toutes les combinaisons possibles. La figure 4.23 montre la défuzzification pour l’exemple pratique donné.

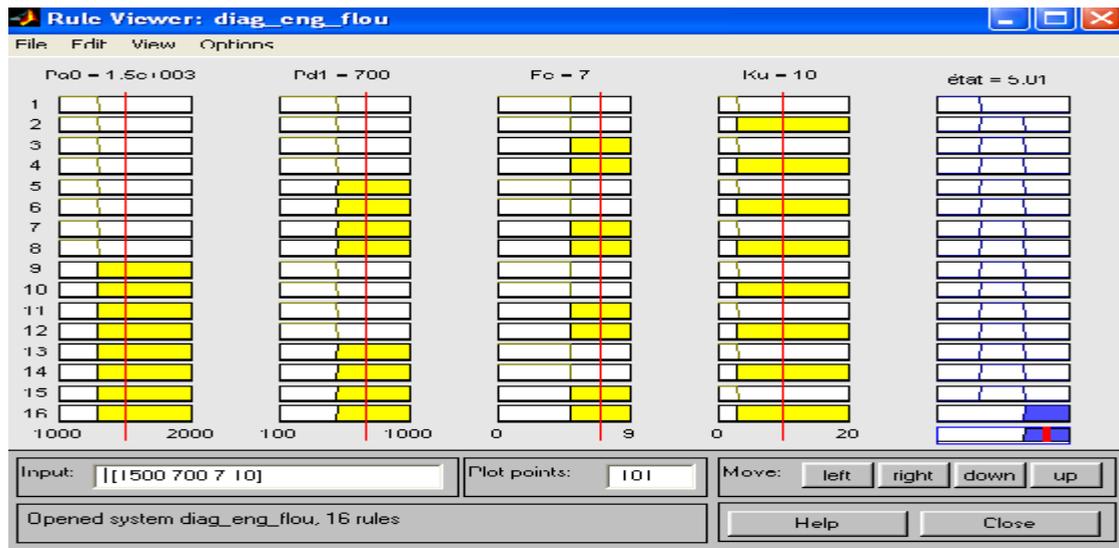


Fig4.23 Défuzzification de la variable de sortie

4.2.2.2 Implémentation du système(SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outils

Nous avons conçu un programme pour l'implémentation du système d'inférence floue (SIF) pour la classification et le diagnostic des défauts d'engrenage à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic » (le déroulement de l'implémentation est déjà présenté dans la section (3.4)). Le programme développé est présenté dans l'annexe (4.6).

4.2.3 Classification de la base de données par le système d'inférence flou (SIF)

Le programme développé dans la section 4.2.2.2, permet aussi de classifier les observations de la base de données. L'annexe (4.7) présente le résultat de classification de la base de données. Les valeurs numériques de l'annexe (4.7) représentent les valeurs réelles de la variable de sortie (état du dispositif étudié (état)). On a réparti la sortie du système en trois classes ou trois niveaux: état $\in [0 2]$ dans le niveau N1, état $\in [2 4]$ dans le niveau N2, et état $\in [4 6]$ dans le niveau N3.

4.2.3.1 Discussion

4.2.3.1.1 Représentation graphique du résultat de classification

La figure 4.24 représente graphiquement le résultat de classification, on remarque que :

- du jour 2 au jour 11, il y a seulement trois observations (28, 99,100) classées au niveau2 (N2) et le reste des observations sont classées au niveau1 (N1).
- du jour 12 au jour 13, toutes les observations sont classées au niveau3 (N3).

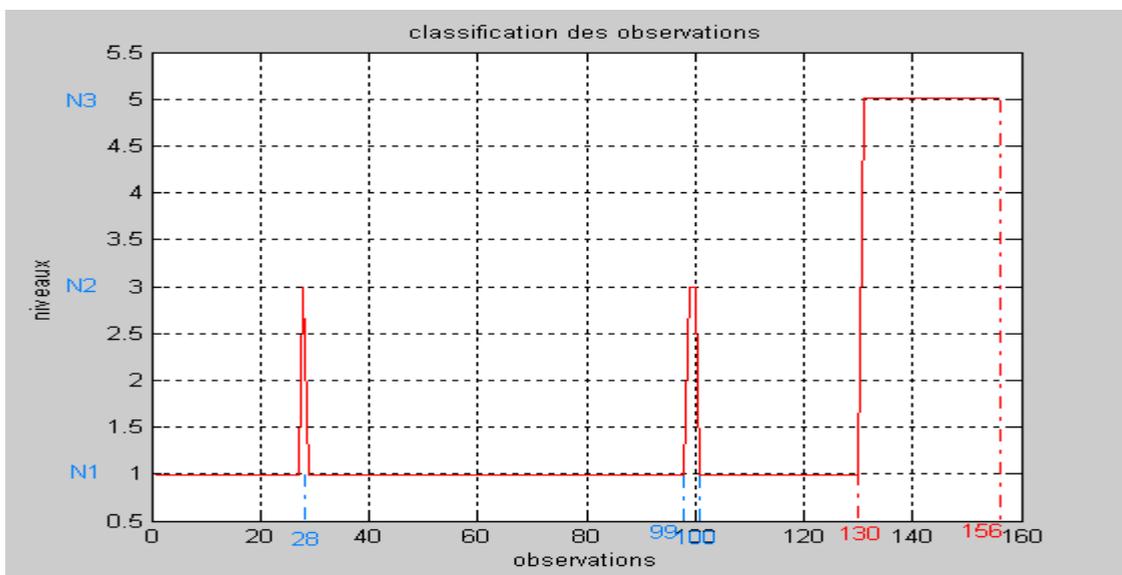


Fig4.24 – Classification de la base de données (engrenage).

4. 2. 3. 1. 2 Interprétation du résultat de classification

Le résultat obtenu par le système de classification (SIF) est différent de l'hypothèse que nous avons considéré dans la section (4.2.1.4) selon le rapport d'expertise, et qui concerne la répartition de la base de donnée en trois classes ; classe 1 : du jour2 au jour6, classe 2 : du jour 7 au jour 11, classe 3 : du jour 12 au jour 13. On remarque que les observations de la classe 2(sous l'hypothèse) sont classées dans la première classe 1(N1) à l'exception de trois observations (28, 99, et 100) qui sont classées dans la deuxième classe (N2). Cette différence peut être du à :

- l'évolution du défaut apparaissant à partir du jour 7 au jour 11 n'a pas atteint le niveau, dans le quel, la deuxième classe sera dissociée clairement de la première.
- Le bruit qui émerge dans les signaux prélevés entache la sensibilité des indicateurs formant la base de données, ce qui influe sur la classification.

En fin, on peut dire que le système d'inférence floue (SIF), avec cette configuration, permet de dissocier clairement deux classes : la première c'est la classe 1 (sans défaut (N1) : du jour2 au jour 11), et la deuxième (avec défaut (N3) : du jour 12 au jour 13), la classe intermédiaire (N2) n'est pas apparente à l'exception des trois observations citées(28, 99, 100) qui sont classées dans le deuxième niveau(N2).

4.3 Diagnostic des défauts de roulements

Les signaux que nous avons utilisés dans cette partie, sont les signaux prélevés du banc d'essai Data centre bearing (défauts de roulement), et qui est déjà présenté dans la section (3.5.3). Le système de diagnostic utilisé dans cette application, est un système d'inférence flou (SIF) de type Mamdani, que nous lui avons choisi les arguments suivants pour l'implémentation sous Matlab :

- Nom_système : **diag_roul_flou**,
- Type : **Mamdani**,
- ET_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (**min**),
- OU_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (**max**),
- Imp_méthode : méthode d'implication (**min**),
- Agg_méthode : méthode d'agrégation des règles (**max**),
- Defuz_méthode : méthode de défuzzification (**centroid**),

Les signaux étudiés ont été enregistrés pour les défauts de la bague intérieure dans les conditions suivantes :

- l'arbre tourne à une vitesse de 1730tr/min.
- la puissance du couple résistant est de 3HP.
- trois défauts de diamètres 0.007, 0.021, et 0.028inch, ont été créés sur la bague intérieure.
- Les quatre signaux (états) étudiés sont prélevés du coté accouplement, un signal sans défauts, et les trois autres avec défauts (trois défauts de diamètres 0.007, 0.021, et 0.028inch).

Mais, avant de commencer la classification des défauts, un prétraitement des signaux est nécessaire. Nous décrivons ci-dessous les différentes étapes de prétraitement et traitement des données et la construction du système de diagnostic à base de la logique floue.

4.3.1 Constitution de la base de données

La base de données disponible contient quatre signaux ; un signal sans défauts et les trois autres avec défauts. Comme, les systèmes d'inférence floue(SIF) nécessitent une grande base de données pour faire la classification [LOU04], [SARAV09], [DAWU09], [SUGUM07], et pour avoir suffisamment de données, nous avons divisé chaque signal en K , tranches de N_M points à condition que le nombre d'échantillons pour chaque tranche doit être suffisamment grand, pour couvrir un nombre suffisant du plus grand cycle correspondant à la plus grande période (la plus petite vitesse de rotation).

Nous disposons des signaux de longueur de 120800 points. L'arbre tourne avec une vitesse de 1730 rpm.

$$f_{r_{\text{arbre}}} = \frac{1730}{60} = 28.83\text{HZ}$$

On a quatre fréquences caractéristiques correspondantes aux différents éléments du roulement (cage, bague extérieure et intérieure et les éléments roulants). La plus grande période correspond à la plus petite fréquence.

Dans notre cas, la plus grande période est la période de la cage :

$$f_{\text{cage}} = 0.9382 \times 28.83 = 11.48\text{HZ}$$

- la période :

$$T_{\text{cage}} = \frac{1}{f_{\text{cage}}}$$

- la fréquence d'échantillonnage :

$$f_e = 12\text{KHZ} = 12000\text{HZ}$$

- la période d'échantillonnage :

$$\Delta t = \frac{1}{f_e}$$

- le nombre de points par période :

$$N_p = \frac{T_{cage}}{\Delta t} = \frac{f_e}{f_{cage}} = \frac{12000}{11.48} = 1045.29\text{pts} \cong 1046\text{pts}.$$

Si nous prenons un coefficient de 5. La longueur nécessaire pour chaque tranche sera :

$$N_T = N_p \times 5 = 5230\text{pts}.$$

Si on prend pour N_M une valeur de 2^n supérieur à N_T

$$N_M = 2^{13} = 8192 \text{ échantillons}.$$

Alors le nombre de tranches dans le cas d'un recouvrement de 50%, soit $s_1 = \frac{N_M}{2}$

Alors :

$$K_t = \frac{N_s - s_1}{N_M - s_1} = \frac{120800 - 4096}{8192 - 4096} \cong 28 \text{ tranches}.$$

Donc, nous avons obtenu 112 signaux ; 28 signaux pour chaque classe.

4.3.1.1 Prétraitement et calcul des indicateurs

Un prétraitement des signaux est nécessaire pour éliminer toute sorte d'information inutile, et de faciliter la tâche d'extraction des indicateurs de surveillance les plus pertinents formants la base de données.

Nous avons choisi initialement de calculer les indicateurs suivants : l'écart_type(ET), le facteur de crête (F_c), la valeur crête-crête(A_{cc}), le facteur de déssymétrie (skewness(K_s)) et le facteur d'aplatissement (Kurtosis(K_u)), ainsi que les énergies issues du spectre d'enveloppe. Ces indicateurs peuvent être des bons indicateurs de surveillance dans le cas des roulements [BREN02], [PING00], [SUN98].

Après une analyse préliminaire [FEDA05], nous avons choisi de calculer ces indicateurs comme suit :

a - Indicateurs temporels

Les indicateurs temporels cités précédemment sont calculés dans 5 bandes fréquentielles issues de la bande d'analyse '6KHZ', 4 sous bandes adjacentes de largeur 1500HZ, plus la bande totale. Les indicateurs considérés sont les moyennes des indicateurs calculés dans les cinq bandes. Les bandes de calcul sont alors : [0-1500HZ], [1500-3000HZ], [3000-4500HZ], [4500-6000HZ] et [0-6000HZ]. Le signal de chaque tranche a donc été centré puis filtré par des filtres de type passe-bande.

b - Indicateurs fréquentiels

Les indicateurs fréquentiels sont calculés dans la bande totale et en 5 bandes fréquentielles de largeur de 1000HZ, issues du spectre d'enveloppe des différentes tranches. Les indicateurs fréquentiels sont : E_{BT} calculé dans la bande [0-6000HZ], E_{B1} dans [0_1000HZ], E_{B2} dans [1000-2000HZ], E_{B3} dans [2000-3000HZ], E_{B4} dans [3000-4000HZ] et E_{B5} dans [4000-5000HZ].

- Remarques

- pour la division des signaux en tranches, et le calcul des indicateurs temporels et fréquentiels, un programme sous environnement Matlab est conçu pour cet objectif (voir annexe (4.8)).
- les tableaux 4.3 et 4.4 (voir annexe (4.9)) montrent respectivement la matrice des 11 paramètres pour les 28 tranches du signal sans défaut et signal avec défaut (diamètre (0.007inch)), les indicateurs de 1 à 11 sont respectivement : ET, F_c , A_{cc} , K_s , K_u , E_{BT} , E_{B1} , E_{B2} , E_{B3} , E_{B4} , E_{B5} .
- les figures ; 4.25, 4.26, 4.27, 4.28, 4.29, 4.30, 4.31, 4.32, 4.33, 4.34, et 4.35 représentent graphiquement la variation des 11 indicateurs en fonction des 112 observations (nombre de tranches). On remarque que les valeurs numériques des trois indicateurs ET, EB2, et EB5 correspondants aux figures 4.25, 4.32, et 4.35 sont répartis en 4 niveaux séparés totalement l'un de l'autre, Ces niveaux correspondent aux quatre états de fonctionnement étudiés, et par conséquence les trois indicateurs ET, EB2, et EB5 sont les plus pertinents pour la classification.

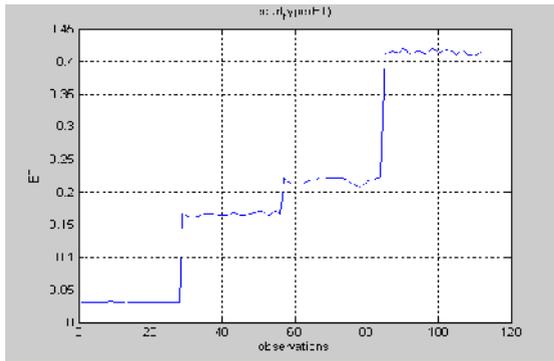


Fig4.25 Variation de l'indicateur(ET).

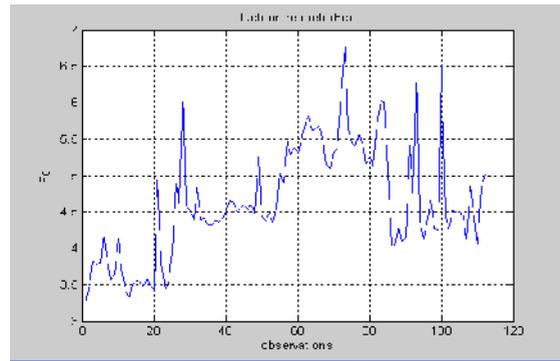


Fig4.26 Variation de l'indicateur(Fc).

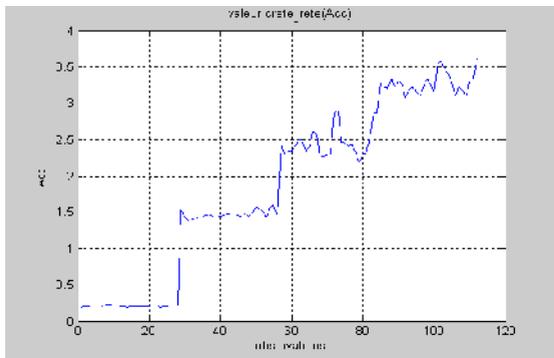


Fig4.27 Variation de l'indicateur(Acc).

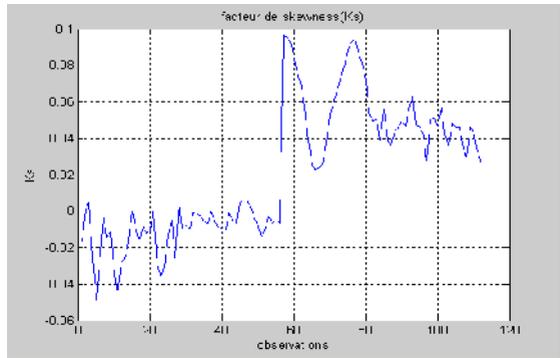


Fig4.28 Variation de l'indicateur(Ks).

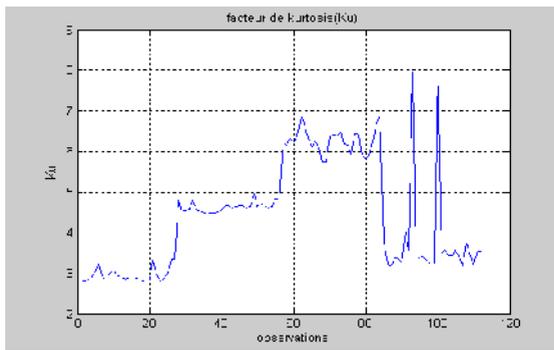


Fig4.29 Variation de l'indicateur(Ku).

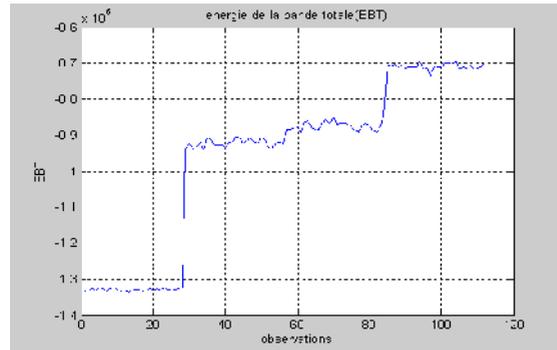


Fig4.30 Variation de l'indicateur(EBT).

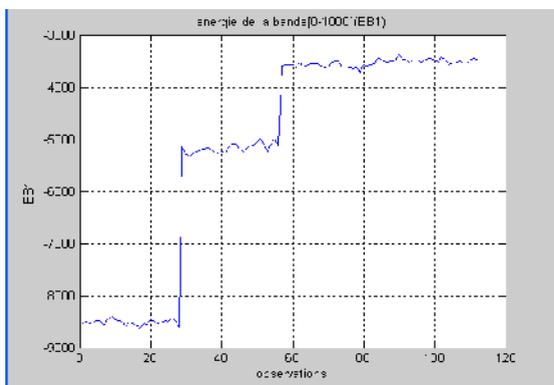


Fig4.31 Variation de l'indicateur(EB1).

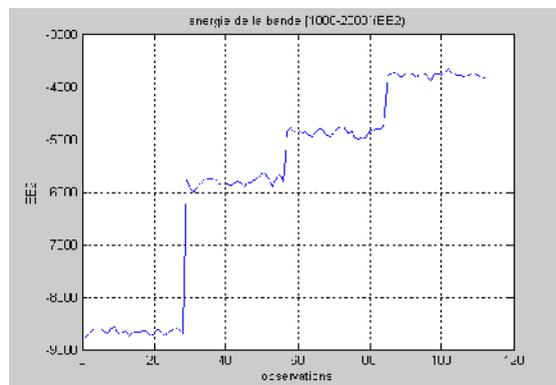


Fig4.32 Variation de l'indicateur(EB2).

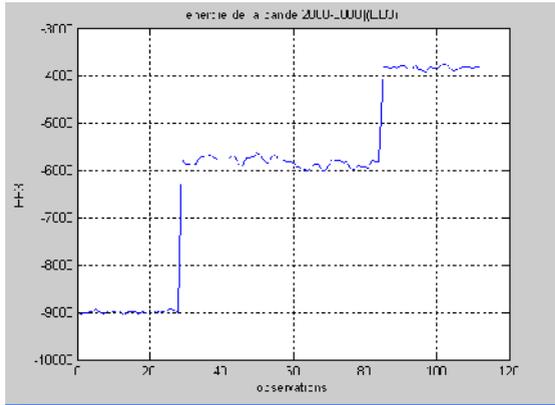


Fig4.33 Variation de l'indicateur(EB3).

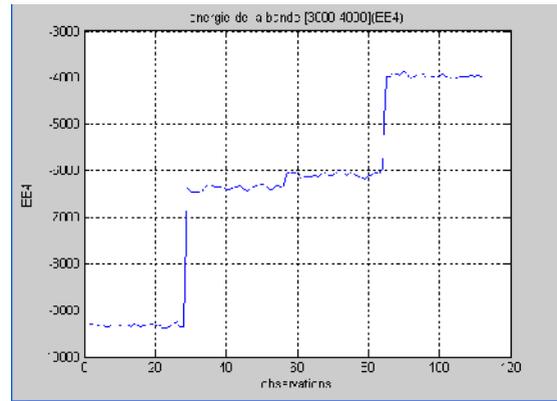


Fig4.34 Variation de l'indicateur(EB4).

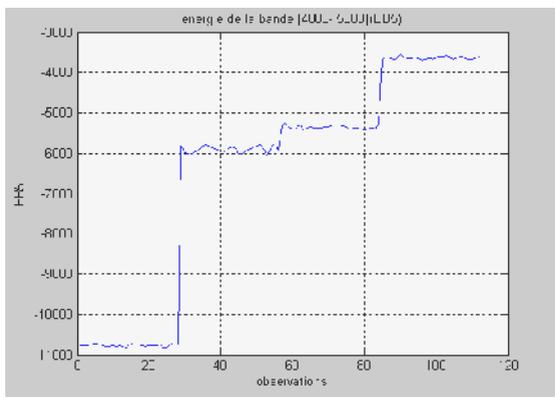


Fig4.35 Variation de l'indicateur(EB5).

4. 3. 1. 2 Constitution du vecteur forme (entrée du SIF)

Le vecteur forme est constitué d'un certain nombre des indicateurs sélectionnés parmi les indicateurs calculés précédemment. Les composantes du vecteur forme représentent les variables d'entrée du système d'inférence floue(SIF) choisie pour la classification des défauts de roulements. Les données que l'on doit classer et traiter sont stockées dans un tableau de type observations/variables de la forme suivante :

$$base - donnée = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & & x_{2M} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}$$

Où $\begin{cases} N \text{ est le nombre d'observations.} \\ M \text{ est le nombre d'indicateurs.} \end{cases}$

On a alors :

M : indicateurs, représentées en colonnes, et N observations représentées en ligne qui seront divisées en N_c classes (w_1, w_2, \dots, w_{N_c}) ou modes de fonctionnement, Chaque classe w_i possède N_i observations.

Pour notre travail :

- N=112 observations (28 tranches par 4 signaux).
- M=3 ; pour le nombre des indicateurs qui représentent les variables d'entrée du système d'inférence floue, on a choisi trois indicateurs les plus pertinents parmi les 11 indicateurs calculés (ce choix est justifié dans la section précédente 4.3.1.1, et en plus ce nombre est suffisant parce que chaque fois on augmente le nombre des variables d'entrée et le nombre des fonctions d'appartenance associées à chaque variable ; on aura une complexité pour la génération des règles d'inférence floue. Par exemple : pour deux variables d'entrée et 4 fonctions d'appartenance pour chacune des deux variables, on aura ($4^2 = 16$) règles d'inférence floue, et pour trois variables d'entrée et 4 fonctions d'appartenance, on aura ($4^3 = 64$) règles. Les trois indicateurs choisis ; un de type statistique : l'écart_type (ET) (cet indicateur est très utilisé pour la surveillance des défauts de roulements [DYER78], [HENG98]), et les deux autres de type fréquentiel (E_{B2}) et (E_{B5}) qui représentent respectivement les énergies issue des bandes [1000-2000HZ], [4000-5000HZ] du spectre d'enveloppe des différentes tranches (ces indicateurs sont choisis aussi, pour la raison qu'ils sont très sensible à la variation d'énergie (dans notre cas on a une augmentation de la taille du défaut et par conséquent une augmentation d'énergie)).
- **remarque** : l'annexe (4.10) présente un tableau qui contient la base de données selon les conditions citées dans cette section. Les indicateurs de 1 à 3 sont respectivement : ET, E_{B2} , E_{B5} .

4.3.1.3 Choix des classes (ensembles flous de la variable de sortie du (SIF))

Nous avons choisi pour la sortie du système (SIF) une seule variable de sortie, qui représente l'état de santé du dispositif étudié (**état**), pour cette variable on a choisi quatre ensembles flous correspondant aux différents diamètres de défaut. Le tableau 4.5 représente les différents ensembles flous (classes) associés à la variable de sortie.

Ensembles flous (classes) associées à la variable de sortie	Diamètre du défaut (inch)
N1	Sans défaut
N2	0.007
N3	0.021
N4	0.028

Tableau 4. 5 – Ensembles flous (classes) de la variable de sortie (état).

Donc la répartition de la base de données en classes est la suivante :

- De la 1^{ème} ligne à la ligne 28: classe1 ou niveau1 (N1) (sans défaut).
- De la 29^{ème} ligne à la ligne 56: classe2 ou niveau2 (N2) (avec défaut ($\Phi= 0.007\text{inch}$)).
- De la 57^{ème} ligne à la ligne 84: classe3 ou niveau3 (N3) (avec défaut ($\Phi= 0.021\text{inch}$)).
- De la 85^{ème} ligne à la ligne 112: classe4 ou niveau4 (N4) (avec défaut ($\Phi= 0.028\text{inch}$)).

4.3.2 Implémentation du système d'inférence flou sous Matlab

L'implémentation du système d'inférence flou sous Matlab, peut être réalisée par deux méthodes différentes, soit à l'aide des commandes de la boîte à outils ou par l'interface graphique de cette dernière.

4.3.2.1 Implémentations du système (SIF) par l'interface graphique

4.3.2.1.1 Structure du système d'inférence flou(SIF)

Nous avons choisi, un système d'inférence flou de type Mamdani avec trois variables à l'entrée et une variable à la sortie. La figure 4.36 montre le schéma bloc de notre système. Nous avons choisi un mécanisme d'inférence flou qui fonctionne avec les méthodes apparaissant sur la figure 4.36 et qui doit aboutir à une seule valeur de la variable de la sortie (état). Ces méthodes sont :

- ET_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (**min**),
- OU_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (**max**),
- Imp_méthode : méthode d'implication (**min**),
- Agg_méthode : méthode d'agrégation des règles (**max**),
- Deffuz_méthode : méthode de défuzzification (**centroid**),

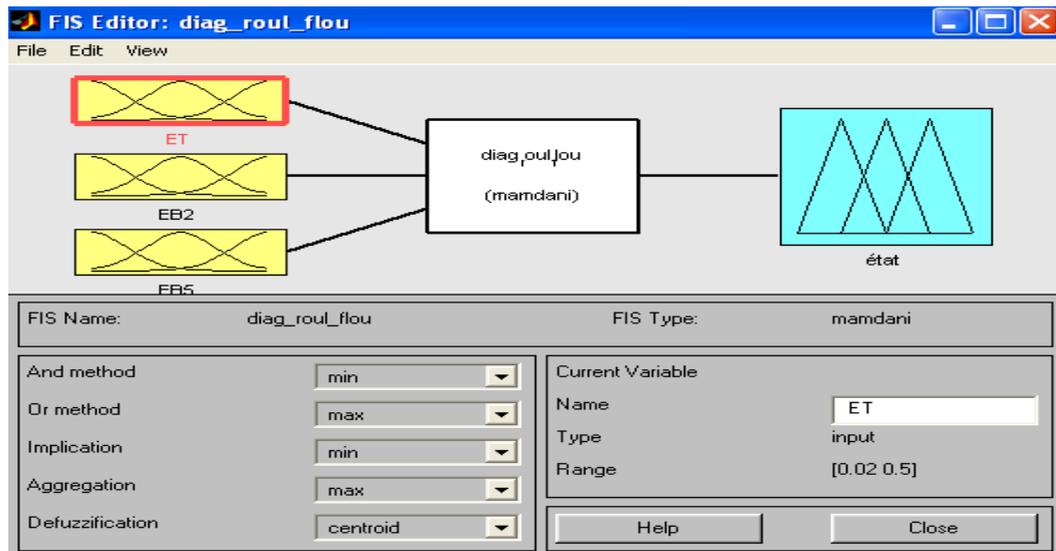


Fig4.36- Schéma bloc du (SIF).

4.3.2.1.2 Fuzzification des variables d'entrée et de sortie

4.3.2.1.2.1 Fuzzification de la variable d'entrée « l'écart_type(ET) »

Cette variable varie dans l'intervalle [0.0301, 0.4193] (voir annexe (4.10)). Donc on a choisi un domaine de variation de [0.0200, 0.5000], et quatre fonctions d'appartenance. La première fonction est de type (Z) appelée « très petite(TP) » avec deux paramètres [0.0965 0.0965], la deuxième fonction est de type trapézoïdale (trap) appelée « petite(P) » avec quatre paramètres [0.0965 0.0965 0.1895 0.1895], la troisième fonction est de type trapézoïdale (trap) appelée « grande(G) » avec quatre paramètres [0.1895 0.1895 0.3155 0.3155], et la dernière fonction est de type (S) appelée « très grande(TG) » avec deux paramètres [0.3155 0.3155]. La figure 4.37 montre la fuzzification de la variable d'entrée « l'écart_type(ET) ».

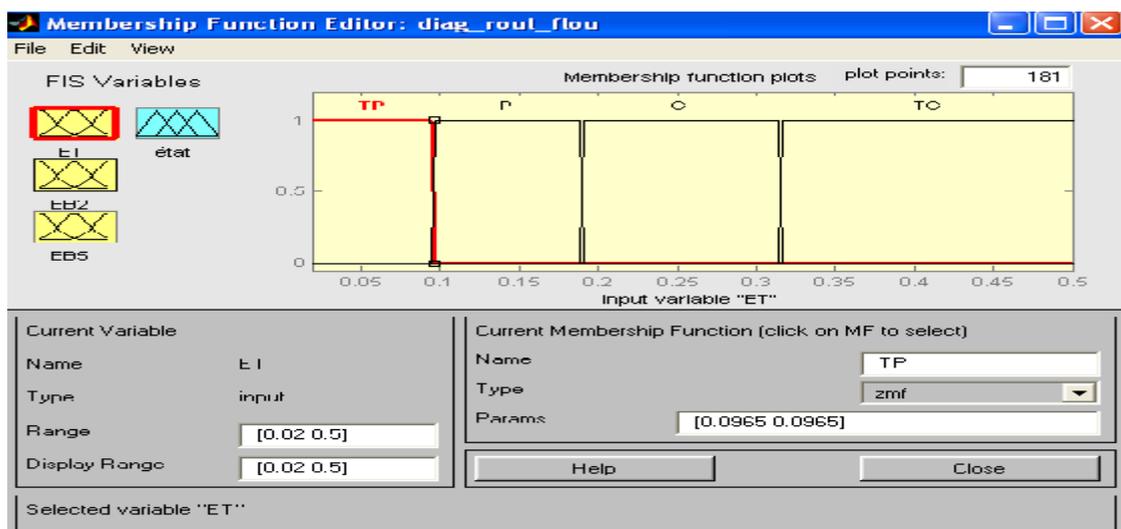


Fig. 4.37- Fuzzification de la variable d'entrée « l'écart_type(ET) ».

4.3.2.1.2.2 Fuzzification de la variable d'entrée «énergie de la bande [1000-2000] (EB2) »

Cette variable varie dans l'intervalle $[-8764.7, -3654.9]$ (voir annexe (4.10)). Donc on a choisi un domaine de variation de $[-9000.0, -3000.0]$, et quatre fonctions d'appartenance. La première fonction de type (Z) appelée « très petite(TP) » avec deux paramètres $[-7290.0 - 7290.0]$, la deuxième fonction est de type trapézoïdale (trap) appelée « petite(P) » avec quatre paramètres $[-7290.0 -7290.0 -5320.0 -5320.0]$, la troisième fonction est de type trapézoïdale (trap) appelée « grande(G) » avec quatre paramètres $[-5320.0 -5320.0 -4285.0 -4285.0]$, et la dernière fonction est de type (S) appelée « très grande(TG)» avec deux paramètres $[-4285.0 - 4285.0]$. La figure 4.38 montre la fuzzification de la variable d'entrée «énergie de la bande [1000-2000HZ] (EB2) ».

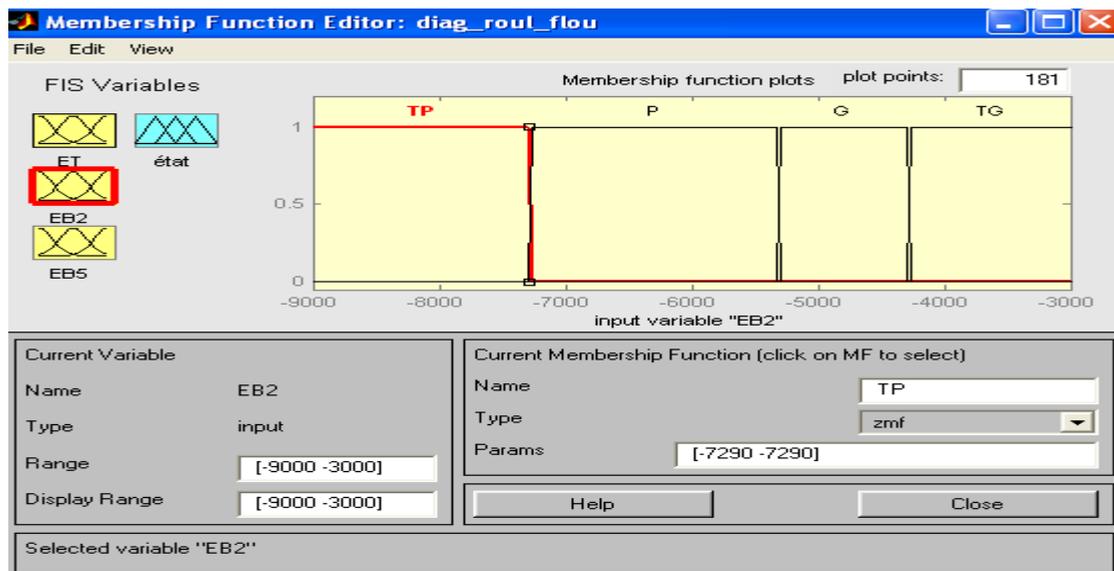


Fig4.38 - Fuzzification de la variable d'entrée«énergie de la bande [1000-2000HZ] (EB2) ».

4.3.2.1.2.3 Fuzzification de la variable d'entrée «énergie de la bande [4000-5000] (EB5) »

Cette variable varie dans l'intervalle $[-10841.0, -3545.6]$ (voir annexe (4.10)). Donc on a choisi un domaine de variation de $[-10900, -3500.0]$, et quatre fonctions d'appartenance. La première fonction de type (Z) appelée « très petite(TP) » avec deux paramètres $[-8385.0 - 8385.0]$, la deuxième fonction de type trapézoïdale (trap) appelée « petite(P) » avec quatre paramètres $[-8385.0 -8385.0 -5515.0 -5515.0]$, la troisième fonction est de type trapézoïdale (trap) appelée « grande(G) » avec quatre paramètres $[-5515.0 -5515.0 -4470.0 -4470.0]$, et la dernière fonction est de type (S) appelée « très grande(TG)» avec deux paramètres $[-4470.0 - 4470.0]$. La figure 4.39 montre la fuzzification de la variable d'entrée «énergie issue de la bande [4000-5000HZ] du spectre d'enveloppe(EB5) ».

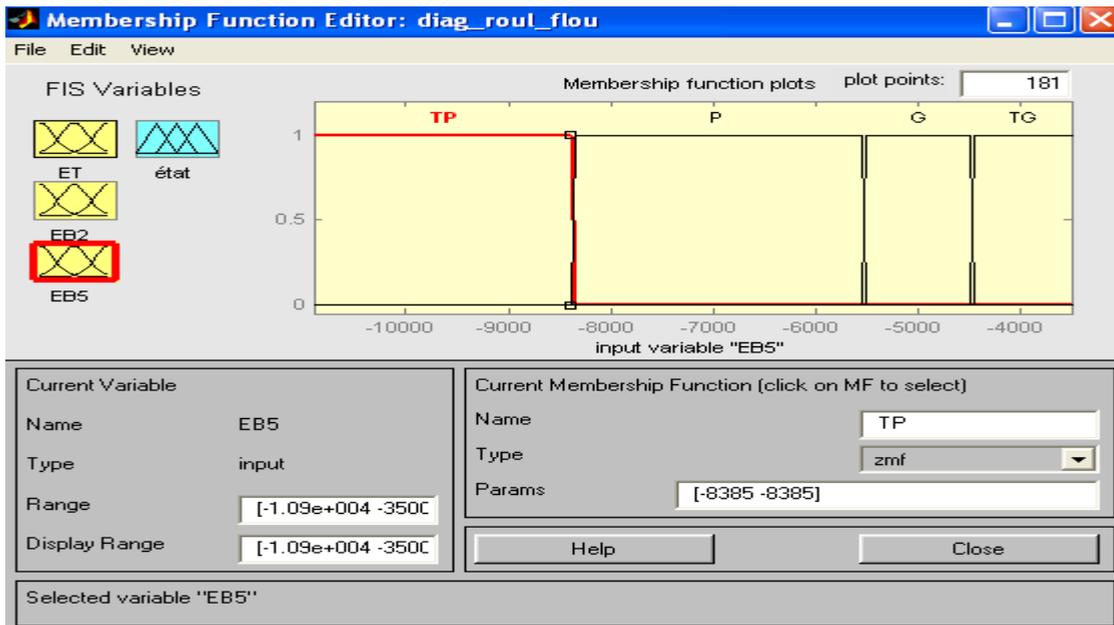


Fig4.39 - Fuzzification de la variable d’entrée«énergie de la bande [4000-5000HZ] (EB5) ».

4.3.2.1.2.4 Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) »

On a choisi un domaine de variation de [0, 8], et quatre fonctions d’appartenance. La première de type (Z) appelée «niveau1 (N1)» avec deux paramètres [2 2], la deuxième fonction de type trapézoïdale (trap) appelée «niveau2 (N2)» avec quatre paramètres [2 2 4 4], la troisième de type trapézoïdale (trap) appelée « niveau3 (N3) » avec quatre paramètres [4 4 6 6], et la quatrième de type(S) appelée « niveau 4 (N4) » avec deux paramètres [6 6]. La figure 4.40 montre la fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) ».

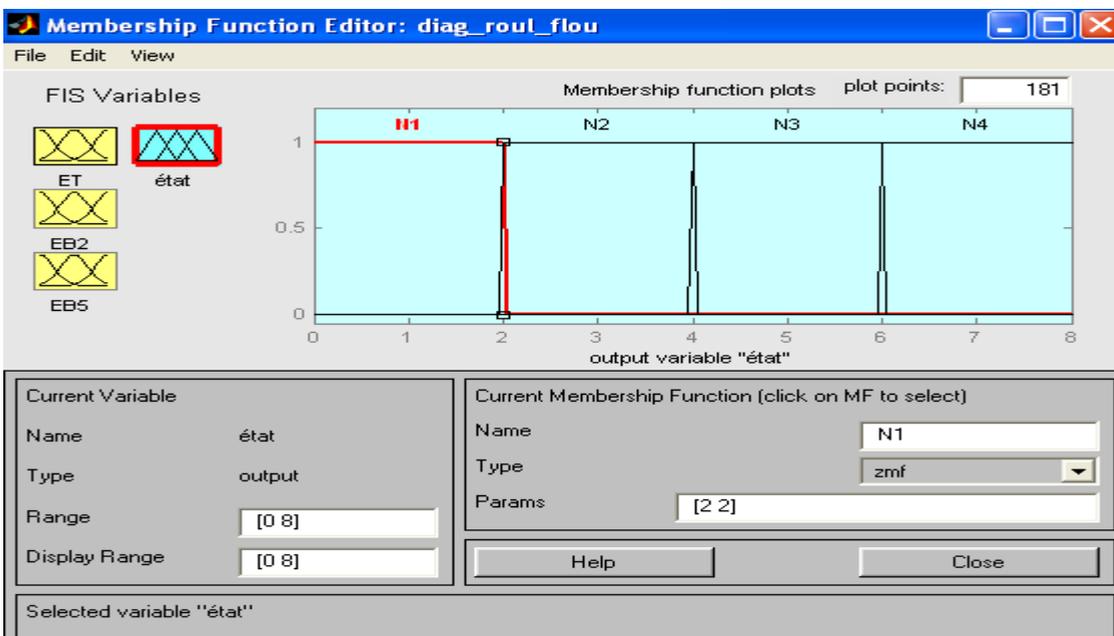


Fig4.40 - Fuzzification de la variable de sortie « état du dispositif (état) ».

4.3.2.1.3 Règles d'inférence

Les différentes règles possibles selon la fuzzification des différentes variables d'entrée et de sortie choisis sont les suivantes (3 variables d'entrée et 4 fonctions pour chacune des variables, on obtient 64 règles d'inférences ($4^3=64$):

- 1 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TP) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N1) (1)
- 2 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TP) et (EB5 est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 3 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TP) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
- 4 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TP) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 5 . SI[(ET est TP) et (EB2 est P) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N1) (1)
- 6 . SI[(ET est TP) et (EB2 est P) et (EB5 est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 7 . SI[(ET est TP) et (EB2 est P) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
- 8 . SI[(ET est TP) et (EB2 est P) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 9 . SI[(ET est TP) et (EB2 est G) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N3) (1)
- 10 . SI[(ET est TP) et (EB2 est G) et (EB5 est P)] ALORS (état est N3) (1)
- 11 . SI[(ET est TP) et (EB2 est G) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
- 12 . SI[(ET est TP) et (EB2 est G) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 13 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TG) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N4) (1)
- 14 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TG) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
- 15 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TG) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
- 16 . SI[(ET est TP) et (EB2 est TG) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 17 . SI[(ET est P) et (EB2 est TP) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N2) (1)
- 18 . SI[(ET est P) et (EB2 est TP) et (EB5 est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 19 . SI[(ET est P) et (EB2 est TP) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
- 20 . SI[(ET est P) et (EB2 est TP) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 21 . SI[(ET est P) et (EB2 est P) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N2) (1)
- 22 . SI[(ET est P) et (EB2 est P) et (EB5 est P)] ALORS (état est N2) (1)
- 23 . SI[(ET est P) et (EB2 est P) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
- 24 . SI[(ET est P) et (EB2 est P) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 25 . SI[(ET est P) et (EB2 est G) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N3) (1)
- 26 . SI[(ET est P) et (EB2 est G) et (EB5 est P)] ALORS (état est N3) (1)
- 27 . SI[(ET est P) et (EB2 est G) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
- 28 . SI[(ET est P) et (EB2 est G) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 29 . SI[(ET est P) et (EB2 est TG) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N4) (1)
- 30 . SI[(ET est P) et (EB2 est TG) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
- 31 . SI[(ET est P) et (EB2 est TG) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
- 32 . SI[(ET est P) et (EB2 est TG) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
- 33 . SI[(ET est G) et (EB2 est TP) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N3) (1)
- 34 . SI[(ET est G) et (EB2 est TP) et (EB5 est P)] ALORS (état est N3) (1)

35. SI[(ET est G) et (EB2 est TP) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
36. SI[(ET est G) et (EB2 est TP) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
37. SI[(ET est G) et (EB2 est P) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N3) (1)
38. SI[(ET est G) et (EB2 est P) et (EB5 est P)] ALORS (état est N3) (1)
39. SI[(ET est G) et (EB2 est P) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
40. SI[(ET est G) et (EB2 est P) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
41. SI[(ET est G) et (EB2 est G) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N3) (1)
42. SI[(ET est G) et (EB2 est G) et (EB5 est P)] ALORS (état est N3) (1)
43. SI[(ET est G) et (EB2 est G) et (EB5 est G)] ALORS (état est N3) (1)
44. SI[(ET est G) et (EB2 est G) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
45. SI[(ET est G) et (EB2 est TG) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N) (1)
46. SI[(ET est G) et (EB2 est TG) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
47. SI[(ET est G) et (EB2 est TG) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
48. SI[(ET est G) et (EB2 est TG) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
49. SI[(ET est TG) et (EB2 est TP) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N4) (1)
50. SI[(ET est TG) et (EB2 est TP) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
51. SI[(ET est TG) et (EB2 est TP) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
52. SI[(ET est TG) et (EB2 est TP) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
53. SI[(ET est TG) et (EB2 est P) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N4) (1)
54. SI[(ET est TG) et (EB2 est P) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
55. SI[(ET est TG) et (EB2 est P) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
56. SI[(ET est TG) et (EB2 est P) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
57. SI[(ET est TG) et (EB2 est G) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N4) (1)
58. SI[(ET est TG) et (EB2 est G) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
59. SI[(ET est TG) et (EB2 est G) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
60. SI[(ET est TG) et (EB2 est G) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)
61. SI[(ET est TG) et (EB2 est TG) et (EB5 est TP)] ALORS (état est N4) (1)
62. SI[(ET est TG) et (EB2 est TG) et (EB5 est P)] ALORS (état est N4) (1)
63. SI[(ET est TG) et (EB2 est TG) et (EB5 est G)] ALORS (état est N4) (1)
64. SI[(ET est TG) et (EB2 est TG) et (EB5 est TG)] ALORS (état est N4) (1)

4.3.2.1.4 Défuzzification de la variable de sortie

4.3.2.1.4.1 Exemple d'application

On prend un exemple d'application pour une observation de la quatrième classe(N4) :

$$X = [0.4155, -3850, -3603]$$

Hypothèse : l'écart_type(ET) est de 0.4155, l'énergie issue de la bande [1000-2000HZ] du spectre d'enveloppe (E_{B2}) est de -3850, l'énergie issue de la bande [4000-5000HZ] du spectre d'enveloppe (E_{B5}) est de -3603 alors l'état du dispositif étudié est considéré comme N4 (état =7). On remarque que notre système à bien classer cette observation.

Ces valeurs sont portées à titre d'exemple, le système proposé accepte toutes les combinaisons possibles. La figure 4.41 montre la défuzzification pour l'exemple pratique donné.

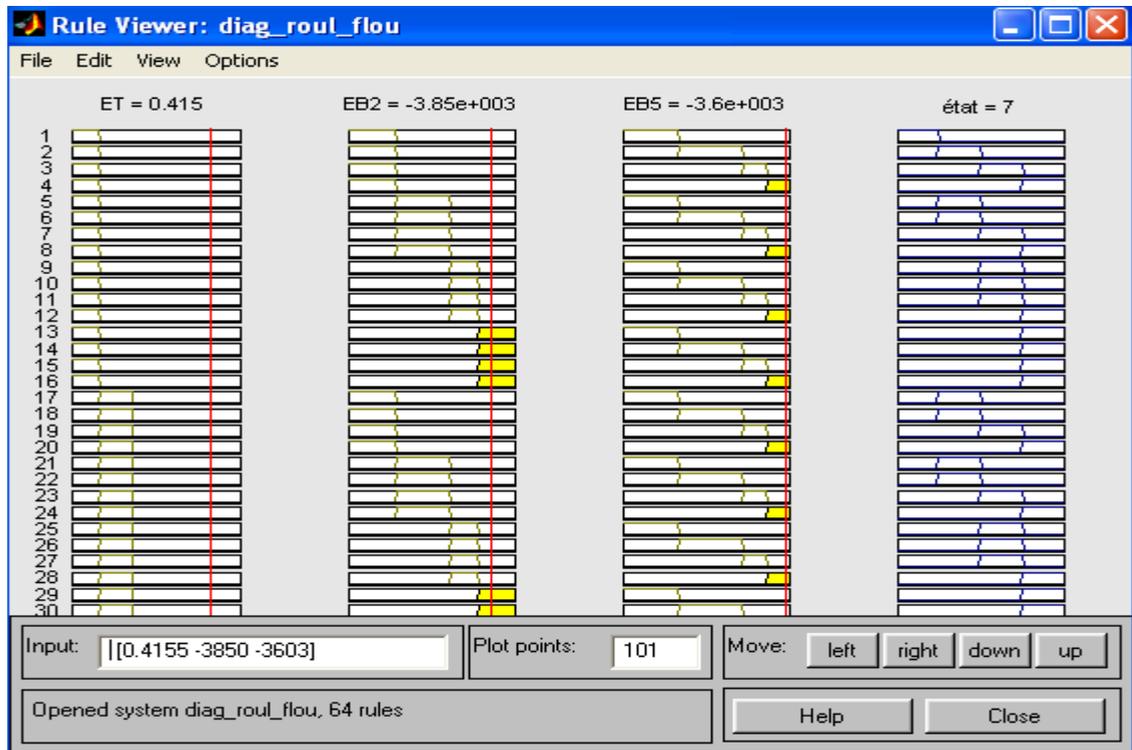


Fig4.41 Défuzzification de la variable de sortie (état).

4.3.2.2 Implémentation du système(SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outils

Nous avons conçu un programme sous l'environnement Matlab pour l'implémentation du système d'inférence floue (SIF) pour la classification et le diagnostic des défauts de roulements à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic » (le déroulement de l'implémentation est déjà présenté dans la section 3.4). Le programme développé est présenté dans l'annexe (4.11).

4.3.3 Classification de la base de données par le système d'inférence flou (SIF)

Le programme développé dans la section 4.3.2.2, permet de classifier les observations de la base de données. L'annexe (4.12) présente le résultat de classification de la base de données.

Dans l'annexe (4.12), on a :

En ligne: une seule ligne, qui représente la variable de sortie.

En colonne : 112 colonnes portent les valeurs réelles de la variable de sortie (état du dispositif étudié (état)).

- **Remarque :** On a réparti la sortie du système lors de la fuzzification en quatre classes ou quatre niveaux: SI état $\in [0 2]$, on est dans le niveau N1, SI état $\in [2 4]$, on est dans le niveau N2, SI état $\in [4 6]$, on est dans le niveau N3, et SI état $\in [6 8]$, on est dans le niveau N4.

4.3.3.1 Discussion

4.3.3.1.1 Représentation graphique du résultat de classification

La figure 4.42 représente graphiquement le résultat de classification, on remarque que :

- les observations considérées au départ de la classe1 (sans défauts) qui correspondent de la ligne1 à la ligne28 dans la matrice des données, toutes ces observations sont classées par le système au niveau N1, c'est-à-dire dans la classe1.
- les observations considérées au départ de la classe2 (diamètre du défaut (0.007inch)) qui correspondent de la ligne29 à la ligne 56 dans la matrice des données, toutes ces observations sont classées par le système au niveau N2, c'est-à-dire dans la classe 2.
- les observations considérées au départ de la classe3 (diamètre du défaut (0.021inch)) qui correspondent de la ligne57 à la ligne84 dans la matrice des données, toutes ces observations sont classées par le système au niveau N3, c'est-à-dire dans la classe3.
- les observations considérées au départ de la classe4 (diamètre du défaut (0.028inchh)) qui correspondent de la ligne85 à la ligne 112 dans la matrice des données, toutes ces observations sont classées par le système au niveau N4, c'est-à-dire dans la classe 4.

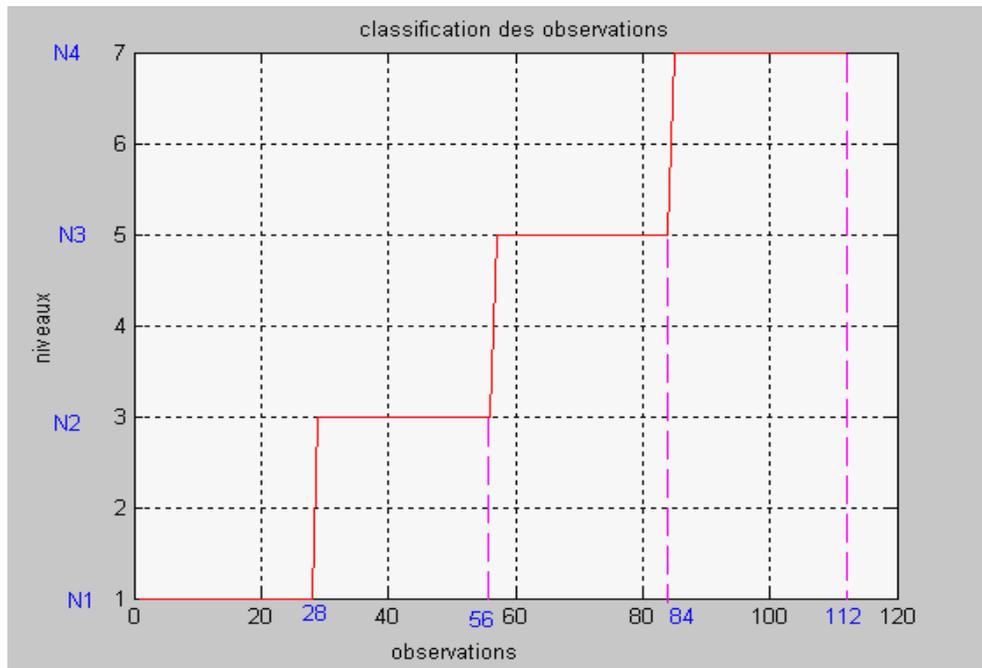


Fig4.42 – classification de la base de données (roulements).

4.3.3.1.2 Interprétation du résultat de classification

Le résultat obtenu par le système de classification (SIF) est confondu avec l'hypothèse que nous avons considéré dans la section (4.3.1.3), et qui concerne la répartition de la base de données en quatre classes ; classe 1 : sans défaut, classe 2 : avec défaut (Φ de 0.007inch), classe 3 : avec défaut (Φ de 0.021inch), et classe 4 : avec défaut (Φ de 0.028inch). On remarque que toutes les observations de la base de données sont classées correctement, ce qui nous donne un taux de bonne classification de 100%. Le taux élevé de bonne classification du système peut être dû à :

- Le bon choix des paramètres du système (variables d'entrée et de sortie, nombre et type des fonctions d'appartenance choisies pour les différents variables, règles d'inférence, méthode de défuzzification), et plus particulièrement les trois variables d'entrée du système (ET, EB2, EB5), ces variables (indicateurs) sont les plus pertinents pour la classification parmi les 11 indicateurs calculés.
- Le prétraitement appliqué sur les différentes tranches des signaux étudiés, et le calcul des indicateurs dans des bandes fréquentielles ni trop larges, ni trop étroites [BOUL03], ce la permet d'obtenir des indicateurs sensibles aux variations qui se peut produire sur le système étudié.
- la séparation totale des quatre classes peut être due aussi aux dimensions des défauts créés sur le système, qui sont relativement espacés entre eux (l'espacement des dimensions des défauts produit des niveaux énergétique dissociés)

En fin, on peut dire que le système d'inférence floue (SIF), avec cette configuration, permet de dissocier clairement les quatre classes.

4.4 Conclusion:

La difficulté reste toujours dans ce type de diagnostic par les systèmes d'inférence floue dans le choix des paramètres; commençant par le choix des variables d'entrées (vecteur de forme), passant par le nombre d'ensembles flous associés pour chaque variable d'entrée et de sortie en arrivant à l'édition des règles dans le cas où le nombre d'ensembles flous associés aux différents variables d'entrée est assez grand. On peut dire ici, qu'il n'y a pas de règles pour choisir les paramètres du système d'inférence, qui varient en fonction du problème étudié. Seule, l'expérience de l'utilisateur permet de vaincre cette difficulté. L'implémentation du système d'inférence flou (SIF) sous environnement Matlab se caractérise par sa simplicité, Il

suffit de choisir les différents paramètres du système, et puis implémenter soit à l'aide d'interface graphique, soit par les commandes Matlab de cette boîte.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Le travail effectué dans le cadre de cette thèse s'inscrit dans le domaine de la surveillance et le diagnostic automatisés des systèmes mécaniques par analyse vibratoire. Deux approches existent dans le cadre des méthodes d'analyse vibratoire : l'approche classique basée sur le jugement (décision) de l'homme sur l'état de santé des machines par l'analyse des signaux vibratoires, en utilisant les différentes méthodes du traitement du signal. La deuxième approche dite intelligente; est basée sur l'automatisation de la décision, en utilisant les différents algorithmes et règles de décision et surtout celles de l'intelligence artificielle.

Après avoir présenté un aperçu théorique, dans lequel nous avons rappelé les notions de base de la logique floue. Nous avons tout d'abord étudié l'état de l'art de l'application de la logique floue au diagnostic des machines tournantes. On a présenté la synthèse de quelques travaux réalisés sur ce sujet, dont le but était de savoir la méthodologie de l'utilisation de la logique floue pour l'automatisation de diagnostic vibratoire. L'outil le plus utilisé dans la classification par la logique floue est le mécanisme d'inférence floue. Dans la suite du travail, on a présenté les étapes nécessaires pour implémenter le système d'inférence floue(SIF) sous Matlab et la démarche adoptée pour l'utiliser comme un outil de diagnostic. Nous avons expliqué en détail, les différentes étapes d'implémentation du système(SIF), soit par l'interface graphique ou à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic ». Ensuite, nous avons présenté les bancs d'essais étudiés: banc d'essai d'engrenages (CETIM), et le banc d'essai de roulement (Data Bearing center), et les signaux vibratoires correspondants.

Enfin, nous avons présenté et interprété les différents résultats expérimentaux obtenus pour les deux dispositifs étudiés (engrenages et roulements). On a commencé par la sélection des paramètres les plus pertinents pour la classification avec justification du choix. Ensuite, nous avons présenté les différentes étapes d'implémentation du système(SIF) par deux méthodes différentes (interface graphique et à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic »), et nous avons terminé par la présentation et l'interprétation des résultats de classification des deux bases de données obtenue par l'utilisation des programmes que nous avons développés.

Les difficultés dans ce type de diagnostic par les systèmes à inférence floue résident dans :

- le choix des variables (indicateurs) d'entrée du système SIF (choisir des indicateurs pertinents).
 - la fuzzification des variables d'entrée (choix du nombre et paramètres des fonctions d'appartenance associées aux différentes variables d'entrée et de sortie).
 - la génération des règles d'inférence (dans le cas où le nombre des variables d'entrée et le nombre d'ensembles flous associés aux différents variables d'entrée est assez grand).
- Pour surmonter à ces difficultés, une attention particulière est donnée aux choix des paramètres cités.

Les travaux réalisés dans le cadre de ce mémoire pourraient donner lieu à des études supplémentaires sur plusieurs points :

- Utilisation des méthodes automatiques de sélection des paramètres pertinents (Arbre de décision, Analyse en Composantes Principales(ACP), critère de Fisher, et les K plus proches voisins(KPPV)).
- Utilisation de la technique d'arbre de décision pour la génération des règles d'inférence floue.
- Adaptation (ajustage) des paramètres du système à inférence floue par les réseaux de neurones par un système de type(ANFIS) ;(ANFIS : An adaptive neural-fuzzy inference system).

REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[ALIUS08], Cuneyt Aliustaoglu; H. Metin Ertunc; Hasan Ocak, “Tool wear condition monitoring using a sensor fusion model based on fuzzy inference system”, *Mechanical Systems and Signal Processing* (2009).

[BANDEM95], H. Bandemer, S.Gottwald, “fuzzy sets, fuzzy logic, fuzzy methods with applications”, Edition Wiley, England, 1995.

[BEZDE92], James C. BEZDEK and Sanker K. PAL, “Fuzzy Models for Pattern Recognition”, IEEE Press, 1992.

[BOUCH95], Bernadette BOUCHON-MEUNIER, “La logique floue et ses applications Addison”, Wesley, 1995.

[BOUL03], Boulanger A, Pachaud C, “Analyse vibratoire en maintenance. Surveillance et diagnostic des machines”, 2^{ème} édition, Edition Dunod, Paris 2003, pp.365.

[BOUT07], Tony Boutros, Ming Liang, “Mechanical fault detection using fuzzy index fusion”, *International Journal of Machine Tools et Manufacture* 47(2007) 1702-1714.

[BREN02], Breneur Claire, “Elements de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d’engrenage et de roulements” , Thèse de L’INSA de Lyon, Décembre 2002, pp.120.

[DAUB91], I. Daubechies, “Ten Lectures on Wavelets”, CBMS-NSF Series in Applied Mathematics (SIAM), 1991.

[DAWU09], Jian-Da Wu, Chuang-Chin Hsu, “Fault gear identification using vibration signal with discrete wavelet transform technique and fuzzy-logic inference”, *Expert Systems with Applications* 36(2009) 3785-3794.

[DUBOI80], D. DUBOIS, H. PRADE, “ Fuzzy sets and systems: Theory and applications”, Academic Press 1980, *Mathematics in Sciences and Engineering* vol. 144.

[DUBOI85], D. DUBOIS, H. PRADE, “A review of Fuzzy Set aggregation connectives”, *Information sciences*, (1985)36, pp. 85-121.

[DUBUI90], B. DUBUISSON, “Diagnostic et reconnaissance des formes”, Paris, Hermès Science Publications, (1990).

[DUBUI01a], B. DUBUISSON, “Automatique et statistiques pour le diagnostic”, Paris, Hermès Science Publications, (2001).

[DUBUI01b], B. DUBUISSON, “Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes”, Paris, Hermès Science Publications, (2001).

[DYER78], D. Dyer, R. M. Stewart, “Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis”, *Journal of Mechanical Design* 100(2)(1978) 229-235.

[ELBADA99], Mohamed EL BADAoui, “ contribution au diagnostic vibratoires des réducteurs complexes à engrenages par l’analyse cepstrale”, thèse de doctorat à l’université JEAN-MONNET, juillet 1999, pp.141.

[FEDAL05], Semchedine Fedala, “ le diagnostic vibratoire automatisé : comparaison des méthodes d’extraction et de sélection du vecteur forme”, Mémoire de magister DOMP-UFAS, Sétif 2005, pp.142.

[FOX90], M.S. FOX, “A.I. and expert system myths, legends and facts”, *IEEE Expert*(1990) 02/90, pp 8-20, 29 réf.

[GADD84], P. Gadd, P. J. Mitchell, “Condition monitoring of helicopter gearboxes using automatic vibration analysis techniques, AGARD CP 369”. *Gears and Power Transmission System for Helicopter Turboprops*, (1984)29/1-29/10.

[HENG98], R B. W. Heng, M.J.M. Nor, “Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition”, *Applied Acoustics* 53 (3-1) (1998) 211-226.

[LEBL90], J. F. A. Leblanc, J. R. F. Dube, et B.Devereux, “Helicopter gearbox vibration analysis in the canadian forces – Applications and Lessons”. In proceedings of the first international conference, gearbox noise and vibration(1990) (pp. 173-177). ImechE Cambridge, UK, C404/023.

[LOU04], Xinsheng Lou, Kenneth A Loparo, “Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference”, *Mechanical Systems and Signal Processing* 18 (2004) 1077-1095.

[MAMDA74], E.H.MAMDANI, "application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant", *Proceedings of IEEE*, vol 121 n° 12, pp 1585-1588, (1974).

[Math98], Mathworks, Wavelet Toolbox- for Use with ATLAB[®], User manual of Mathworks(1998).

[MATH00], Mathworks, Fuzzy logic Toolbox-for Use MATLAB[®], User manual of Mathworks (2000).

[MECH92a], C. K. MECHEFSKE and J. Mathew, “Fault detection and diagnosis in low speed rolling element bearings, part I: the use of a parametric spectra”, *Mechanical Systems and Signal Processing* 6(1992), 297-307.

[MECH92b], C. K. MECHEFSKE and J. Mathew, “Fault detection and diagnosis in low speed rolling element bearings, part I I: the use of nearest neighbour classification”, *Mechanical Systems and Signal Processing* 6(1992), 309-316.

- [MECH98], C. K. Mechefske, "Objective Machinery Fault Diagnosis Using Fuzzy Logic", *Mechanical Systems and Signal Processing* (1998) 12(6), 885-862.
- [MEUNI03], B.B. Meunie et Comarsal "Logique floue : principe, aide à la décision" Edition Hermes science, lavopsier 2003.
- [MOKHT98], Mohand MOKHTARI, "applications de Matlab[®]5 et Simulink[®]2", Springer-Verlag France 1998.
- [NAND00], A. K. Nandi, "Advanced digital vibration signal processing for condition monitoring". In *Proceedings of COMADEM(2000)*(pp. 129-143). Houston, TX, USA.
- [NEGO75], C. V. Negoit and D. A. Ralsec, "Applications of Fuzzy Sets to Systems Analysis", Birkhuser Verlag, Stuttgart, 1975.
- [OEHL97], H. Oehlmann, D. Brie, M. Tomczak, M., et A Richard, "A method for analysing gearbox faults using time-frequency representations", *Mechanical systems and signal processing*, 11(1979), 418-434.
- [PING00], Chen Ping , "bearing Condition Monitoring and Fault Diagnosis", master of science thesis, the university of calgary, Canada, 2000,pp.132.
- [QUIN96], J. R. Quinlqnm, "Improved use of continuous attributes in C4.5", *Journal of Artificial Research* 4 (1996) 77-90.
- [REMY86], C. Rémy, "l'intelligence dévoilée ou la logique floue", *Micro-Systèmes*, pp93-105, mar.1986.
- [SAGA], Jean SAGAUT, "Logique Floue en Classification", *Techniques de l'ingénieur, Traité Informatique*, H3 638. 1-14
- [SANCH90], E. Sanchez, "la logique floue, techniques et applications industrielles", Séminaire N et F institute, Institut Méditerranéen de technologie, Marseille(1990).
- [SARAV09], N. Saravanan, S. Cholairajan, K.I. Ramachandran, "vibration-based fault diagnosis of spur bevel gear box using fuzzy technique", *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 3119-3135.
- [STAN02], C. J. Stander, et P. S. Heyns, "Using vibration monitoring for local fault detection on gears operating under fluctuating local conditions". *Mechanical Systems and Signal Processing* 16(2002), 1005-1024.
- [SUGUM07], V. Sugumaran; K.I. Ramachandran, "Automatic rule learning using decision tree for fuzzy classifier in fault diagnosis of roller bearing", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol 21 (2007) 2237-2247.
- [SUN98], Q. SUN, F.XI, and G. Krishnappa, "signature analysis of rolling element defects", *Proceeding of CMSE Forum*, Toronto (1998), pp.423-429.

[TAKAG85], T.Takagi et N. Sugeno, "fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control" IEEE, Trans, on Systems Man and Cybernetics, Vol. Smc-15(1985) pp. 116-132.

[TONG95], J.R.Tong –Tong, " La logique floue" Edition Hermes, paris ,1995.

[ZADEH65], L.A. Zadeh, "Fuzzy Sets, Information and Control", Vol. 8, PP 338-352, 1965.

[ZADEH73], L.A.Zadeh, "outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", IEEE Trans. Sys, Man, Cyber, VOL.SMC-3(1973), pp28-44.

[ZADEH75], L.A.Zadeh, "the concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning", Information Sciences, VOL. 8(1975), NO. 4, (part I) 199-249; (part II) 301-357; (part III) 43-80.

[ZADEH76], L.A.Zadeh, "A fuzzy algorithmic approach to the definition of complex and imprecise concepts", Int.j. Man-machine Studies, pp 249-291, 1976.

[ZADEH77], L.A.Zadeh, "A theory of aproximate reasoning", Tech. Memorandum m77/58, University of California, Berkeley, 1977.

[ZADEH83], L.A.Zadeh, "the role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert system", Fuzzy Sets Syst., Vol. 11(1983), pp 199- 227.

[ZIDAN03], F. Zidani, "Contribution au contrôle et au diagnostic de la machine asynchrone par la logique floue", thèse de doctorat d'état, département d'électrotechnique, université de Batna, 2003.

[ZWING95], G. Zwingelstein, "Diagnostic des Défaillances – Théorie et Pratique pour les Systèmes Industrielles", Paris, Hermès Science Publications, (1995).

ANNEXES

ANNEXE (4.1)

Remarque : le sous-programme présenté ci-dessous permet de décomposer chaque signal parmi les différents signaux d'engrenage (12 signaux) en 13 tranches. Le sous-programme présenté ci-dessous concerne la décomposition du signal du jour 02, pour l'obtention des tranches des autres signaux, il suffit de changer le signal EN02 dans la première ligne du sous-programme par le signal du jour que nous voulons le décomposer en tranches.

% sous-programme pour la division des signaux d'engrenage en tranches% % chaque signal est divisé en 13 tranches%

```
load('E:\signaux\ENG02') %load(input('Entrer le fichier de donner et le chemin du répertoire: ','s') );
N=length(y); %LENGTH Length of vector.LENGTH(y) returns the length of vector y.
fe = 20000; % Sampling frequency
fnyq=10000;
f1=1; f2=2000;
F = fir1(48, [f1/fnyq f2/fnyq]);
% implémente par une méthode classique un filtre digital fenêtré (hamming) à phase_lineaire.
% les fréquences de coupure sont des nombres compris entre 0 et 1;
% ou 1 correspond à la moitié de la fréquence d'échantillonnage = fréquence de Nyquist=
x = filter(F, 1, y); % par ce filtrage nous avons limité notre étude dans
% une bande de fréquence maximale de 2000 Hz. Si nous prenons
% fe=2.5 fmax, fe=5 KHz. % réduit la fréquence d'échantillonnage par 4
y = decimate(x, 4); % le vecteur décimé est 4 fois plus courts que le vecteur d'entrée x.
%Par défaut, decimate emploie un filtre de chebyshev, passe bas de 48ème ordre et de type 1.
N=15040 ;% 60160/4=15040;
l=2048; % longueur d'une tranche
s=l/2; % 1024
% le nombre de tranches fix((15040-1024)/(2048-1024)=fix(13.62)
Nt=13; % nombre de tranches dans un signal
fe= fe/4; % la nouvelle fréquence d'échantillonnage;
fny=2500;% la nouvelle fréquence de Nyquist
K1=l/2; % nombre de points par recouvrement entre tranches
% calcul de la matrice de division en tranches qui à comme dimension (Nt×1).
Noy=zeros(Nt,l);%ZEROS: Zeros array.
%ZEROS(N) is an N-by-N matrix of zeros.
%ZEROS(M,N) or ZEROS([M,N]) is an M-by-N matrix of zeros.
j1=0;
for i=1:Nt;
    for j=1:l;
        n=j1+j;
        Noy(i,j)=y(n);
    end
    j1=j1+K1;
end
figure(1)
%visualisation des 13 tranches
for i=1:13; % Nt nombre de tranches=13.
    yl=Noy(i,:);
    disp('tranche');i
    subplot(7,2,i)
    plot(yl);
end
```

ANNEXE (4.2)

La transformée en ondelette

1. INTRODUCTION

Les transformations linéaires ont toujours joué un très grand rôle en traitement du signal, et parmi ces dernières, la plus anciennement étudiée est la transformation de Fourier (1822). Cette transformation permet d'explorer la composition fréquentielle du signal. Très tôt dans l'histoire du traitement du signal, il s'est avéré que la décomposition obtenue par Fourier n'était pas toujours la plus satisfaisante. Aux années 1940, Gabor découvrait la première forme de la représentation temps-fréquence. Sa technique consiste à découper le signal en différentes plages de longueur fixée ou fenêtre. Chaque segment du signal limité par une fenêtre est étudié séparément des autres par l'analyse de Fourier. L'ensemble de ces transformées localisées forme la transformée de Gabor du signal. L'inconvénient majeur de ce procédé est que la longueur de la fenêtre étant fixée, il n'est pas possible d'analyser simultanément des phénomènes dont les échelles de temps sont différentes. Une autre technique d'analyse qui ne privilégie aucune échelle particulière mais qui généralise à toutes les échelles l'analyse locale des fréquences obtenues par la méthode de Gabor devient plus que nécessaire. En 1982, J.Morlet ouvre la voie conduisant à la solution en construisant l'analyse en ondelettes, fondée sur un concept quelque peu différent de celui de fréquence: le concept d'échelle. Cette procédure développée par Stéphane Mallat et systématisée par Ingrid Daubechies, porte le nom de multi-résolution et suggère une interprétation différente de l'analyse par ondelettes. Les ondelettes constituent donc un outil parmi les plus récents du traitement du signal et qui datent de quelques décennies seulement. Elles nous permettent d'effectuer une analyse robuste et mènent à une multitude d'applications. Contrairement à la transformée de Fourier à court terme, la transformée en ondelettes fait appel à la notion de temps-échelle impliquant des fenêtres d'analyse de longueurs dynamiques.

2. DEFINITION

Une ondelette est une fonction élémentaire, à valeurs réelles ou complexes, très concentrée à la fois en temps et en fréquence et satisfait les conditions suivantes:

Pour $\varepsilon > 0$.

$$\begin{aligned} |t|^{1+\varepsilon} \psi &\in L^2 \\ |f|^\varepsilon \overline{\psi} &\in L^2 \\ \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt &= 0 \end{aligned}$$

Où $\overline{\psi}$ est la transformée de Fourier de ψ .

Du point de vu mathématique, les ondelettes sont des fonctions élémentaires sur lesquelles on va décomposer le signal $x(t)$. Ces fonctions vont permettre une analyse temps-fréquence. On peut également les introduire à partir d'une seule fonction $\psi(t)$ appelée ondelette analysante (ou mère) ; ensuite, on construit les ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ par dilatation et par translation:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \dots\dots\dots (1)$$

Avec $a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$.

A partir de l'ondelette mère $\psi(t)$ vont se déduire toutes les fonctions $\psi_{a,b}(t)$ de la famille d'ondelettes, le paramètre (b) positionne l'ondelette sur l'axe du temps, alors que le paramètre (a) contrôle la fréquence de l'ondelette (contraction: haute fréquence, dilatation: basse fréquence).

Si $|a| \ll 1$, l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ devient très concentrée de l'ondelette mère $\psi(t)$ et le contenu fréquentiel penchera vers les hautes fréquences du plan d'analyse.

Si $|a| \gg 1$, l'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ est très large et le contenu fréquentiel penchera vers les basse fréquences du plan d'analyse.

Si on fait varier le paramètre de dilatation (a), l'ondelette conserve le même nombre d'oscillations.

Parmi une grande famille des ondelettes, on trouve:

- Ondelette gaussienne complexe.
- Ondelette Complexe de Morlet.
- Ondelette gaussienne.
- Ondelette chapeau mexicain.
- Ondelette de Meyer.
- Ondelette de Meyer avec une fonction auxiliaire.
- Ondelette de Morlet.
- Ondelette complexe de Shannon.

La figure 1 présente quelques formes d'ondelettes usuelles:

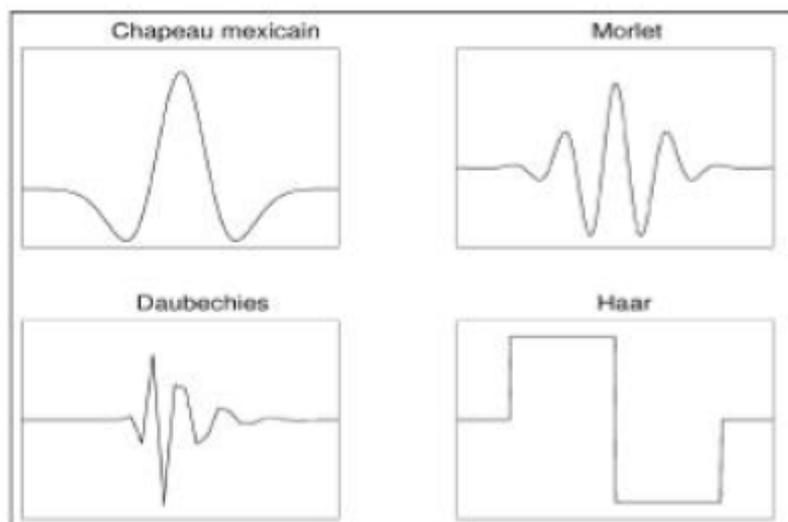


Fig.1 : Quelques formes des ondelettes usuelles

2.1. TRANSFORMEE EN ONDELETTE CONTINUE TOC

Soit une fonction ψ appartenant à $L^2(\mathbb{R})$ et $TF(\psi)$ sa transformée de Fourier qui satisfait la condition d'admissibilité:

$$c = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|TF[\psi(t)]|^2}{f} df < \infty \dots\dots\dots (2)$$

Alors ψ est appelé ondelette mère; et on appelle transformée en ondelette la transformation intégrale qui à toute fonction x appartenant à $L^2(\mathbb{R})$ fait correspondre la fonction $TO_x(a, b)$ définie par :

$$TOC_x(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \left(\frac{t-b}{a}\right) dt \dots\dots\dots(3)$$

Avec $b \in \mathbb{R}$; $a \in \mathbb{R} - \{0\}$.

La transformée en ondelettes peut alors être exprimée sous forme d'un produit scalaire:

$$TO_x(a, b) = \langle \psi_{a,b}, x \rangle \dots\dots\dots(4)$$

2.2. TRANSFORMEE EN ONDELETTES DISCRETE TOD

Pour des raisons d'applications, et en vue de la discrétisation, on prend les valeurs du coefficient (a) positives. Comme on le fait aussi souvent en théorie du signal, on supposera que les fréquences (f) sont aussi positives.

Nous voulons restreindre les coefficients (a) et (b) à des valeurs discrètes; nous choisissons pour cela un pas de dilatation ($a_0 > 1$) et un pas de translation ($b_0 > 0$), avec:

$$a = a_0^m$$

$$b = n b_0 a_0^m \quad m, n \in \mathbb{Z}.$$

Le paramètre de translation dépend du taux de dilatation.

A partir de l'ondelette admissible:

$$\psi_{a,b}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \psi(a^{-1}t - a^{-1}b) \dots\dots\dots(5)$$

On obtient la famille d'ondelettes translattées et dilatées discrètes suivante :

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - n b_0) \dots\dots\dots(6)$$

La transformée en ondelettes discrète est donnée par:

$$TOD_x(m, n) = a_0^{-m/2} \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} x(k) \psi(a_0^{-m}k - n b_0) \dots\dots\dots(7)$$

Dans l'espèce temps-fréquence, le réseau discret est donnée par :

$$(t, f) = (n b_0 a_0^m, a_0^{-m} f_0) \dots\dots\dots(8)$$

2.2.1 DECOMPOSITION ENMULTI-NIVEAU DU SIGNAL [21]

L'algorithme de Malat permet de décomposer le signal f en plusieurs niveaux comme illustré à la figure 2.

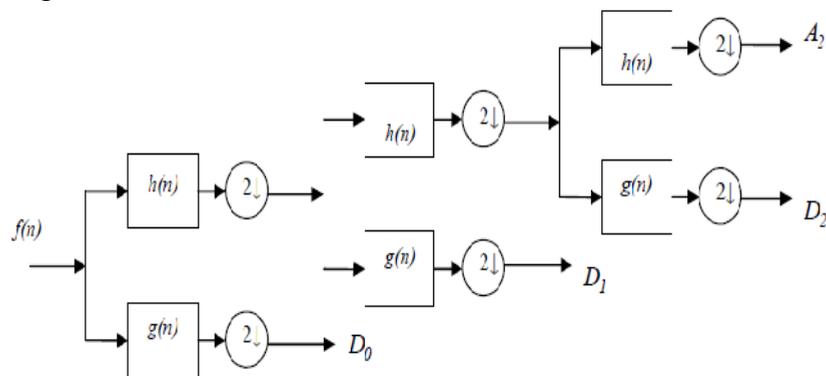


Figure.2 : Décomposition en multi-niveau du signal $f(n)$

Où

$$\begin{cases} F_{TOD}(0,k) = D_{k,0} = D_0 \\ F_{TOD}(1,k) = D_{k,1} = D_1 \\ F_{TOD}(2,k) = D_{k,2} = D_2 \end{cases}$$

TOD: Transformée en ondelettes discrète.

La figure 3 présente un arbre de décomposition d'un signal à quatre niveaux.

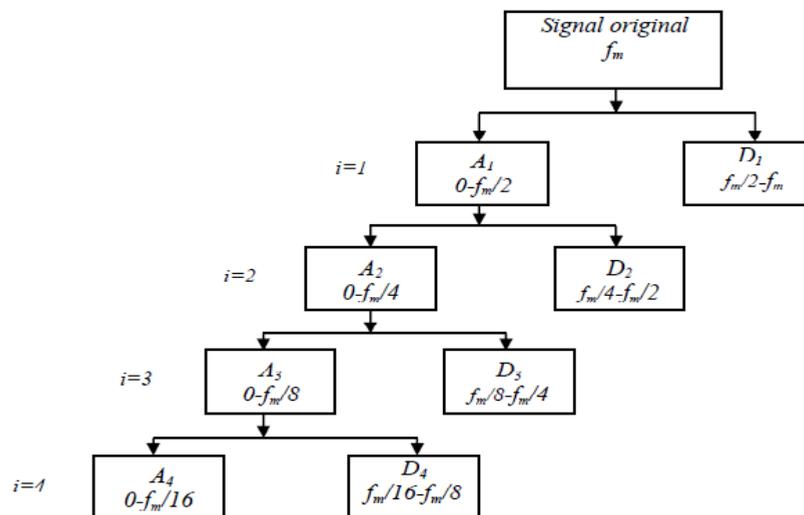


Fig.3: Arbre de décomposition d'un signal en quatre niveaux

ANNEXE (4.3)

Remarque : le sous-programme présenté ci-dessous concerne la décomposition par la transformée en ondelette discrète (TOD) (ondelette de typedb20, 4 niveaux) des tranches du signal d'engrenage du jour 2, pour l'obtention de décompositions des tranches des autres jours, il suffit de changer le signal EN02 dans la première ligne du sous-programme par le signal du jour que nous voulons décomposer leurs tranches.

% sous-programme de transformation discrète par ondelette%
%de type (daubchies (db20), 4 niveaux) en coefficients %
%(approximations et détails) pour les différents %
%tranches de signaux d'engrenage%

```
load ('E:\signaux\ENG02') %load (input('Entrer le fichier de donner et le chemin du répertoire: ','s') );
N=length(y); %LENGTH Length of vector.LENGTH(y) returns the length of vector y.
fe = 20000; % Sampling frequency
fnyq=10000;
f1=1; f2=2000;
F = fir1 (48, [f1/fnyq f2/fnyq]);
% implemente par une méthode classique un filtre digital fenêtré (hamming) à phase_lineaire.
% les fréquences de coupure sont des nombres compris entre 0 et 1;
% ou 1 correspond a la moitié de la fréquence d'échantillonnage = fréquence de Nyquist=
x = filter (F, 1, y); % par ce filtrage nous avons limité notre étude dans
% une bande de fréquence maximale 2000 Hz. Si nous prenons
% fe=2.5 fmax, fe=5 KHz. % réduit la fréquence d'échantillonnage par 4
y = decimate(x, 4); % le vecteur décimé est 4 fois plus courts que
% le vecteur d'entrée x. Par défaut, decimate emploie un filtre de chebyshev,
% passe bas de 48ème ordre et de type 1.
N=15040 ;% 60160/4=15040;
l=2048; % longueur d'une tranche
s=l/2; % 1024
% le nombre de tranches fix((15040-1024)/(2048-1024)=fix(13.62)
Nt=13; % nombre de tranches dans un signal
fe= fe/4; % la nouvelle fréquence d'échantillonnage;
fny=2500; % la nouvelle fréquence de Nyquist
K1=l/2; % nombre de points par recouvrement entre tranches.

% calcul de la matrice de division en tranches qui à comme dimension (Nt×1)%
Noy=zeros(Nt,l);%ZEROS Zeros array.
%ZEROS(N) is an N-by-N matrix of zeros.
%ZEROS(M,N) or ZEROS([M,N]) is an M-by-N matrix of zeros.
j1=0;
for i=1:Nt;
    for j=1:l;
        n=j1+j;
        Noy(i,j)=y(n);
    end
    j1=j1+K1;
end
figure(1)
%visualisation des 13 tranches
for i=1:13; % Nt nombre de tranches
    yl=Noy(i,:);
    disp('tranche');i
    subplot(7,2,i)
    plot(yl);
end
```

```
%decomposition en coefficients approx et détails avec une ondelette de type'db20' en 4 niveaux:
for i=1:Nt;
y=Noy(i,:);
fe=5000
[c,l] = wavedec(y, 4,'db20');
% [C, L] = wavedec(y, N,'wname') returns the wavelet decomposition of the signal y at level N,
% using 'wname'. N must be a strictly positive integer (see WMAXLEV).
ca4 = appcoef(c, l, 'db20', 4); %APPCOEF Extract 1-D approximation coefficients.
% A = APPCOEF(C, L,'wname', N) computes the approximation coefficients at
% level N using the wavelet decomposition structure [C, L],
cd4 = detcoef(c, l, 4); %DETCOEF Extract 1-D detail coefficients.
% D = DETCOEF(C, L, N) extracts the detail coefficients
%at level N from the wavelet decomposition structure [C, L].
cd3 = detcoef(c, l, 3);
cd2 = detcoef(c, l, 2);
cd1 = detcoef(c, l, 1);
a4 = wrcoef('a', c, l,'db20', 4); % y = WRCOEF ('type', C, L,'wname', N) computes the vector of
% reconstructed coefficients,
% based on the wavelet decomposition structure [C, L] (see WAVEDEC for more information),
% at level N. 'wname' is a string containing the name of the wavelet.
subplot (4 2 7); plot (a4); title ('a4')
d4 = wrcoef ('d', c, l,'db20',4);
subplot (4 2 6); plot (d4);title('d4')
d3 = wrcoef ('d', c, l,'db20',3);
subplot(4 2 5); plot(d3);title('d3')
d2 = wrcoef ('d', c, l,'db20',2);
subplot (4 2 4); plot(d2);title('d2')
d1 = wrcoef ('d', c, l,'db20',1);
subplot (4 2 3); plot(d1);title('d1')
a0 = waverec(c, l,'db20'); % y = WAVEREC(C, L, 'wname') reconstructs the signal y
% based on the multilevel wavelet decomposition structure [C, L] (see WAVEDEC).
subplot(4, 4,1:4); plot(a0);title('a0')
Pause
end
```



```

Nt=13; % nombre de tranches dans un signal
fe= fe/4; % la nouvelle fréquence d'échantillonnage;
fny= 2500;% la nouvelle fréquence de Nyquist
K1=l/2; % nombre de points par recouvrement entre tranches

% calcul de la matrice de division en tranches qui à comme dimension (Nt×l)%
Noy=zeros(Nt, l); %ZEROS Zeros array.
    %ZEROS (N) is an N-by-N matrix of zeros.
    %ZEROS (M, N) or ZEROS ([M, N]) is an M-by-N matrix of zeros.
j1=0;
for i=1:Nt;
    for j=1:l;
        n=j1+j;
        Noy (i, j) = y (n);
    end
    j1=j1+K1;
end
figure(1)
%visualisation des tranches
for i=1:13; % Nt nombre de tranches
    Yl=Noy (i, :);
    disp ('tranche');i
    subplot(7, 2, i)
    plot (yl);
end
figure(2)
% calcul des indicateurs temporels (statistiques) pour les différentes tranches
%de la base de données d'engrenage.
for i=1: Nt;
y=Noy (i, :);
fe=5000;
v (i, 7)= STD(y); % valeur efficace
v (i, 8)=max(y)/v (i, 7); % Facteur Crete
v (i, 9)=max(y)-min(y); % Valeur Crete-crete
v (i, 10)=skewness(y); % facteur dessymétrie
v (i, 11)=kurtosis(y); % facteur d'aplatissement.

%decomposition en coefficient approx et détail avec une ondelette de type'db20' en 4 niveaux:
[c, l] = wavedec(y, 4,'db20');
% [C, L] = wavedec(y, N,'wname') returns the wavelet decomposition of the signal y at level N,
% using 'wname'. N must be a strictly positive integer (see WMAXLEV).
ca4 = appcoef(c, l, 'db20', 4); %APPCOEF Extract 1-D approximation coefficients.
% A = APPCOEF(C, L,'wname', N) computes the approximation coefficients at
% level N using the wavelet decomposition structure [C, L],
cd4 = detcoef(c, l, 4); %DETCOEF Extract 1-D detail coefficients.
% D = DETCOEF(C, L, N) extracts the detail coefficients
%at level N from the wavelet decomposition structure [C, L].
cd3 = detcoef(c, l, 3);
cd2 = detcoef(c, l, 2);
cd1 = detcoef(c, l, 1);
a4 = wrcoef ('a', c, l,'db20', 4); % y = WRCOEF ('type', C, L,'wname', N) computes the vector of
% reconstructed coefficients,
% based on the wavelet decomposition structure [C, L] (see WAVEDEC for more information),
% at level N. 'wname' is a string containing the name of the wavelet.
subplot (4 2 7); plot (a4); title ('a4')
d4 = wrcoef ('d', c, l,'db20',4);
subplot (4 2 6); plot (d4);title('d4')
d3 = wrcoef ('d', c, l,'db20',3);
subplot(4 2 5); plot(d3);title('d3')
d2 = wrcoef ('d', c, l,'db20',2);

```

```

subplot (4 2 4); plot(d2);title('d2')
d1 = wrcoef ('d', c, l,'db20',1);
subplot (4 2 3); plot(d1);title('d1')
a0 = waverec(c, l,'db20'); % y = WAVEDREC(C, L, 'wname') reconstructs the signal y
% based on the multilevel wavelet decomposition structure [C, L] (see WAVEDEC).
subplot(4, 4,1:4); plot(a0);title('a0')

%calcul des paramètres fréquentiels:
Pa0=pwelch(a0,[],[],[],fe);
Pd1=pwelch(d1,[],[],[],fe);
Pd2=pwelch(d2,[],[],[],fe);
Pd3=pwelch(d3,[],[],[],fe);
Pd4=pwelch(d4,[],[],[],fe);
Pa4=pwelch(a4,[],[],[],fe);
Pa0=log(Pa0);
Pd1=log(Pd1);
Pd2=log(Pd2);
Pd3=log(Pd3);
Pd4=log(Pd4);
Pa4=log(Pa4);
Pa01=0;
Pd11=0;
Pd21=0;
Pd31=0;
Pd41=0;
Pa41=0;
for j=1: length(Pa0),
    Pa01=Pa01+Pa0 (j);
end
v (i,1)=Pa01;
for j=1:length(Pd1),
    Pd11=Pd11+Pd1 (j);
end
v (i, 2)=Pd11;
for j=1:length(Pd2),
    Pd21=Pd21+Pd2 (j);
end
v (i,3)=Pd21;
for j=1:length(Pd3),
    Pd31=Pd31+Pd3 (j);
end
v (i,4)=Pd31;
for j=1:length(Pd4),
    Pd41=Pd41+Pd4 (j);
end
v(i,5)=Pd41;
for j=1:length(Pa4),
    Pa41=Pa41+Pa4 (j);
end
V (i, 6) =Pa41;
end
BD1 (:, :, k)=v
end
base_do=[BD1(:,,1);BD1(:,,2);BD1(:,,3);BD1(:,,4);BD1(:,,5);BD1(:,,6);BD1(:,,7);BD1(:,,8);BD1(
(:,,9);BD1(:,,10);BD1(:,,11);BD1(:,,12)];
save my_data.out base_do -ASCII
%.....%

```

ANNEXE (4.5)

- Base de données d'engrenage-

Remarque : cette annexe présente un tableau qui contient des valeurs numériques des indicateurs de la base de données d'engrenage selon les conditions citées dans la section (4.2.3.1). Donc on a :

En lignes : Etiquette d'observation (de 1 à 156).

En colonnes : Indicateurs (de 1 à 4, qui sont respectivement Pa0, Pd1, Fc, Ku).

	1	2	3	4
1	1186	410.11	2.3035	2.6274
2	1174.2	400.57	2.325	2.5388
3	1169.2	352.89	2.1921	2.4222
4	1169.7	411.75	2.5883	2.5205
5	1187.3	347.56	2.5319	2.5799
6	1170	367.73	2.3973	2.6376
7	1163.4	353.63	2.4984	2.6664
8	1179	383.08	2.5575	2.5593
9	1161.7	402.91	2.2811	2.4237
10	1157.9	323.25	2.7405	2.5334
11	1172.3	355.89	2.7044	2.6715
12	1174.1	416.6	2.3724	2.565
13	1167.8	350.18	2.6474	2.5798
14	1150.5	286.86	2.4602	2.5389
15	1155.2	385.35	2.8993	2.494
16	1177.3	340.26	2.9338	2.5277
17	1133.3	268.67	2.4676	2.4482
18	1162.4	302.52	2.3612	2.5151
19	1198.2	295.81	2.3641	2.6661
20	1148.4	363.86	2.3976	2.5975
21	1143	268.85	2.5119	2.5301
22	1191.1	326.14	2.5489	2.5018
23	1176.8	257.14	2.2979	2.4678
24	1159.2	280.88	2.2809	2.5093
25	1182.3	341.15	2.3007	2.6354
26	1168.1	275.35	2.7534	2.5895
27	1171.4	397.79	2.7669	2.9278
28	1133.6	405.28	2.9148	3.0716
29	1143.6	359.22	2.8444	2.8794
30	1163.2	379	2.1459	2.6017
31	1144.5	416.45	2.2363	2.5095
32	1132.6	372.58	2.3177	2.5842
33	1145.2	396.77	2.5957	2.8098
34	1138.5	388.85	3.0808	2.9452
35	1099.2	322.77	2.9927	2.7923
36	1150.8	285.53	2.8062	2.5785
37	1137.1	297.21	2.6652	2.5394
38	1125.6	376.17	2.7983	2.6702
39	1156.7	363.63	2.5236	2.7772
40	1140.8	331.01	2.7849	2.6133
41	1150.6	290	2.6554	2.5617
42	1131.2	263.28	2.5703	2.735
43	1102.5	324.46	2.9677	2.9838
44	1111	326.78	2.8475	2.7548

45	1129.3	304.16	3.0113	2.6291
46	1132.9	311.15	3.1557	2.6427
47	1143	231.11	2.7735	2.6386
48	1142.4	310.9	2.2821	2.8102
49	1106.2	323.15	2.8023	2.8987
50	1105.1	311.40	2.6574	2.8148
51	1158.4	328.65	2.6943	2.6739
52	1120.9	310.56	2.8524	2.5487
53	1155.9	295.48	2.3629	2.7656
54	1142.8	330.82	2.3819	2.6548
55	1121.7	285.48	2.4924	2.5874
56	1133.3	309.43	2.5327	2.6645
57	1135.3	297.87	2.7417	2.7741
58	1132.4	348.79	2.6875	2.8616
59	1131.2	318.16	2.8376	2.7659
60	1164	367.99	2.8135	2.7065
61	1132.7	235.86	2.5209	2.6379
62	1128.4	243.66	2.6003	2.6288
63	1133	255.86	2.5624	2.762
64	1138.9	360.08	2.6025	2.928
65	1136.6	326.12	2.5479	2.9011
66	1127.2	261.75	2.1734	2.8088
67	1131.1	299.26	2.589	2.7005
68	1146	239.82	2.62	2.6287
69	1136	314.42	2.6856	2.6212
70	1117.8	204.95	2.896	2.6804
71	1142.8	315.1	2.8956	2.8053
72	1128.7	232.57	2.5881	2.855
73	1145.1	353.69	2.4667	2.7125
74	1137.4	329.1	2.4983	2.6096
75	1142.8	288.42	2.4341	2.5799
76	1143.2	225.91	2.3643	2.6919
77	1150.5	260.06	2.3947	2.816
78	1135.2	252.01	2.5778	2.8076
79	1151	227.93	3.1948	2.8799
80	1146.7	265.63	3.1276	2.9277
81	1124.9	296.27	2.7468	2.8054
82	1138.3	262.84	2.7366	2.727
83	1148	299.25	2.63	2.6533
84	1140.2	291.96	2.264	2.7024
85	1157.6	292.79	2.3013	2.8224
86	1135.4	308.97	2.6131	2.9984
87	1144.3	299.86	2.5714	2.933
88	1127.8	350.1	2.5468	2.6802
89	1124.5	279.14	2.5991	2.6335
90	1102.8	230.81	2.6212	2.639
91	1152	289.43	2.7578	2.8549
92	1171.9	235.72	2.6017	2.7467
93	1167.8	281.52	2.4734	2.9403
94	1137.9	197	2.4025	2.9413
95	1153.8	248.54	2.2298	2.6991
96	1196.9	321.72	2.4735	2.5968
97	1157.4	246.74	2.5212	2.6217
98	1168.8	317.29	2.7551	2.7755
99	1155.6	298.18	3.302	3.1523
100	1125.2	154.89	3.3505	3.1914
101	1150.4	278.41	2.5547	2.7446
102	1177.1	256.9	2.4101	2.6197
103	1190.7	268.19	2.4061	2.6124
104	1164.1	298.83	2.4705	2.7569
105	1221.3	354.03	3.283	2.8776
106	1227.3	401.47	2.9222	2.6579
107	1227.7	365.98	2.607	2.6499
108	1223.6	353.13	2.6322	2.7027
109	1203.6	232.55	2.657	2.5749
110	1233.8	252.42	2.8758	2.7289

111	1239.3	362.35	2.9817	2.7994
112	1219.1	350.7	3.1088	2.6738
113	1218.2	312.97	2.9336	2.6185
114	1201.3	298.74	3.1702	2.6867
115	1209.2	325.89	3.2412	2.6535
116	1213.9	320.17	2.9506	2.6934
117	1223.7	359.21	2.9426	2.7495
118	1191.9	326.16	3.2676	2.7888
119	1207.1	300.86	3.0141	2.6917
120	1231.6	330.15	2.5749	2.6082
121	1220.1	412.45	3.1539	2.6066
122	1224.2	312.45	3.0979	2.6076
123	1265.4	349.85	2.6391	2.7033
124	1197.6	247.87	2.8045	2.7013
125	1213.9	333.43	2.9598	2.7133
126	1210.4	312.54	3.127	2.6928
127	1192.8	374.9	3.1882	2.6254
128	1224.4	373.98	3.2075	2.7045
129	1262.1	450.64	3.1720	2.0042
130	1224.8	311.76	3.041	2.7038
131	1730.2	600.84	6.4893	11.787
132	1750.9	639.13	6.8266	14.093
133	1740.8	775.1	7.0218	14.047
134	1709.7	607.15	7.0149	12.753
135	1698.9	698.57	6.9083	13.596
136	1774	751.73	6.6718	12.692
137	1604.9	702.22	6.4019	13.493
138	1661.8	655.97	6.6656	15.856
139	1682.5	766.83	7.1721	16.546
140	1681.1	675.75	7.1035	12.295
141	1600.3	548.62	7.243	14.517
142	1666.1	710.46	6.853	15.219
143	1657.4	928.1	6.6974	13.894
144	1644.3	773.24	7.0662	14.264
145	1747.7	625.11	6.3076	16.001
146	1670.3	635.39	7.8947	16.596
147	1760.8	759.82	6.7966	13.483
148	1774.1	881.92	6.5489	12.958
149	1868.5	709.5	7.035	16.531
150	1832.8	765.9	7.1079	15.722
151	1776	692.02	7.4927	16.461
152	1803.1	713.07	7.4992	17.42
153	1640	600.56	6.5369	15.015
154	1763.5	810.41	6.378	13.842
155	1715.2	934.69	6.4896	14.11
156	1643.2	642.43	7.5377	14.923

ANNEXE (4.8)

Remarque : le programme présenté ci-dessous concerne le calcul des 11 paramètres de la base de données de roulements (28 tranches par 4 signaux (112 observations)).

% programme de calcul des 11 paramètres % % de la base de données de roulement %

```

clear all
clc
M= [ ];
load('G:\roulement3\roul_sd');
M(1:120800,1)=roul_sd;
load('G:\roulement3\roul_07');
M(1:120800,2)=roul_07;
load('G:\roulement3\roul_21');
M(1:120800,3)=roul_21;
load('G:\roulement3\roul_28');
M(1:120800,4)=roul_28;
%


---


for k=1:4
y=M(:,k);
BD= [ ];
N=length(y); % LENGTH Length of vector.LENGTH(y) returns the length of vector y.
%It is equivalent to MAX(SIZE(y)) for non-empty arrays and 0 for empty ones.
fe = 12000; % Sampling frequency
N=120800 ;
l=8192; % longueur d'une tranche
s=l/2; % s=4096
% le nombre de tranches fix((120800-4096)/(4096)
Nt=28; % nombre de tranches dans un signal
K1=l/2; % nombre de points par recouvrement entre tranches
Noy=zeros(Nt,l);%ZEROS Zeros array.
%ZEROS(N) is an N-by-N matrix of zeros.
%ZEROS(M,N) or ZEROS([M,N]) is an M-by-N matrix of zeros.
j1=0;
for i=1:Nt;
for j=1:l;
n=j1+j;
Noy(i,j)=y(n);
end
j1=j1+K1;
end
figure(1)
%visualisation des tranches
for i=1:28; % Nt nombre de tranches
y=Noy(i,:);
disp('tranche');i
subplot(14,2,i);
plot(y);
end
% calcul des indicateurs temporels :
for i=1:Nt;
y1= Noy(i,:);
ya= y1;
ya= ya-mean(ya);
fe= 12000;
fny= fe/2;

```

```

f1=1;
f2=1500;
f3=3000;
f4=4500;
f5=5999;
b1= fir1(48,[f1/fny f2/fny]);
b2= fir1(48,[f2/fny f3/fny]);
b3= fir1(48,[f3/fny f4/fny]);
b4= fir1(48,[f4/fny f5/fny]);
xfilt1= filter(b1, 1, ya);
xfilt2= filter(b2, , ya);
xfilt3= filter(b3, 1, ya);
xfilt4= filter(b4, 1, ya);
y1= xfilt1;
y2= xfilt2;
y3= xfilt3;
y4= xfilt4;
ytot= ya;

%bande(1_1500)hz
va(1)= std(y1); % l'écart_type( $\sigma$ ).
va(2)= max(y1)/va(1); % la valeur efficace.
va(3)= max(y1)-min(y1);
va(4)= skewness(y1); % facteur dessymétrie
va(5)= kurtosis(y1); % facteur Kurtosis.

%bande(1500_3000)hz
va(6)=std(y2);
va(7)=max(y2)/va(6);
va(8)=max(y2)-min(y2);
va(9)=skewness(y2); % facteur dessymétrie
va(10)=kurtosis(y2);
%bande(3000-4500)hz
va(11)= std(y3);
va(12)= max(y3)/va(11);
va(13)= max(y3)-min(y3);
va(14)= skewness(y3); % facteur dessymétrie
va(15)= kurtosis(y3);

%bande(4500-6000)hz
va(16)= std(y4);
va(17)= max(y4)/va(16);
va(18)= max(y4)-min(y4);
va(19)= skewness(y4); % facteur dessymétrie
va(20)= kurtosis(y4);

%indicateurs dans la bande totale
va(21)= std(ytot);
va(22)= max(ytot)/va(21);
va(23)= max(ytot)-min(ytot);
va(24)= skewness(ytot); % facteur dessymétrie
va(25)= kurtosis(ytot);

%la moyenne des indicateurs des différentes bandes :
v(i,1)= (va(1)+va(6)+va(11)+va(16)+va(21))/5;
v(i,2)= (va(2)+va(7)+va(12)+va(17)+va(22))/5;
v(i,3)= (va(3)+va(8)+va(13)+va(18)+va(23))/5;
v(i,4)= (va(4)+va(9)+va(14)+va(19)+va(24))/5;
v(i,5)= (va(5)+va(10)+va(15)+va(20)+va(25))/5;
% calcul des indicateurs fréquentiels

```

```

%calcul du spectre d'enveloppe
dt= 1/fe;
fe=1/dt;
p= length(ya);
t= p*dt;
tt= 0:dt:t-dt;
x= hilbert(ya);
x= abs(x);
yr =x.*x;
pwelch(yr,[],[],12000,fe);
pz=pwelch(yr,[],[],12000,fe);
pz=log(pz);

%calcul des bandes spectrales
pztota= 0;
q= length(pz);
for q=1:length(pz),
    pztota=pztota+pz(q);
end
v(i,6)= pztota;
f1= 1000;%input'(entrez lapremière fréquencef1=');
n1= fix(f1*q/fe);
f2= 2000;%input'(entrezlapremière fréquencef2=');
n2= fix(f2*q/fe);
f3= 3000;%input'(entrezlapremière fréquencef3=');
n3= fix(f3*q/fe);
f4= 4000;%input'(entrezlapremière fréquencef4=');
n4= fix(f4*q/fe);
f5= 5000;%input'(entrezlapremière fréquencef4=');
n5= fix(f5*q/fe);
pz1= 0;
pz2= 0;
pz3= 0;
pz4= 0;
pz5= 0;
for q=1:n1,
    pz1= pz1+pz(q);
end
for q= n1+1:n2,
    pz2= pz2+pz(q);
end
for q= n2+1:n3,
    pz3= pz3+pz(q);
end
for q= n3+1:n4,
    pz4= pz4+pz(q);
end
for q= n4+1:n5,
    pz5= pz5+pz(q);
end
v(i,7)= pz1;
v(i,8)=pz2;
v(i,9)= pz3;
v(i,10)= pz4;
v(i,11)= pz5;
end
BD1(:,k)= v
end
base_do= [BD1(:,1);BD1(:,2);BD1(:,3);BD1(:,4)];
save my_data.out base_do -ASCII

```

ANNEXE (4.9)

**Matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches
du signal roulement (sans défaut).**

Remarque : pour les deux tableaux 4.3 et 4.4 on a :

En lignes : les tranches obtenus par la division du signal de 1 à 28.
En colonnes : les indicateurs calculés de 1 à 11, et qui sont ; respectivement ET, F_c , A_{cc} , K_s , K_u , E_{BT} , E_{B1} , E_{B2} , E_{B3} , E_{B4} , E_{B5} .

Tableau 4.3 – matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal (sans défaut).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.030557	3.2566	0.19069	-0.01665	2.8269	-1.3323e+01E	-8541.3	-8754.7	-9032.4	-5555	-10767
2	0.031044	3.5105	0.2037	1.00035599	2.7847	-1.3302e+01E	-8508.5	-8571.5	-9007.8	-3257.5	-10778
3	0.031006	3.8276	0.20338	1.0046177	2.8565	-1.3263e+01E	-8527	-8537.5	-9000.6	-3325.5	-10785
4	0.030756	3.7729	0.21194	-0.025439	2.9176	-1.33e+01E	-8516.7	-8515.5	-8994.3	-3325.2	-10744
5	0.031567	3.8053	0.2132	-0.048633	3.0986	-1.323e+01E	-8458.4	-3555	-8934	-3311.2	-10725
6	0.031063	4.2071	0.219	-0.028562	3.2119	-1.3257e+01E	-8494.8	-8542.2	-8994.1	-3345.7	-10749
7	0.030597	3.8357	0.2054	-1.0035019	2.8706	-1.3327e+01E	-8375.8	-8531.5	-9022.7	-3355.5	-10775
8	0.031542	3.5703	0.2306	-0.014419	2.8901	-1.3257e+01E	-8471.1	-8531.5	-8998.5	-5555	-10803
9	0.031722	3.6373	0.23167	-0.011709	3.0041	-1.324e+01E	-8387.4	-3555	-8972	-5555	-10793
10	0.031143	4.1436	0.21308	-0.035041	3.0593	-1.329e+01E	-8458.1	-8535.5	-8982.9	-3345.5	-10774
11	0.031166	3.7153	0.2112	-0.045249	2.9514	-1.3338e+01E	-8489.6	-8557.7	-8976.1	-3322.4	-10796
12	0.03027	3.4257	0.20528	-0.028437	2.8852	-1.3317e+01E	-8495.1	-8545.5	-8986.8	-3311.5	-10785
13	0.030119	3.3054	0.20316	-0.024947	2.8535	-1.3361e+01E	-8386.7	-8745.5	-9063.8	-3351.5	-10841
14	0.031133	3.5077	0.19621	-0.016166	2.8711	-1.3316e+01E	-8320.7	-8571.7	-8991	-3322.5	-10793
15	0.031545	3.5513	0.20794	1.00025797	2.8934	-1.329e+01E	-8539	-8557.5	-8977.5	-3322.7	-10726
16	0.031043	3.5361	0.20678	-1.0089068	2.8831	-1.3295e+01E	-8568	-8551.5	-8993.7	-3345.5	-10764
17	0.0311	3.4771	0.19916	-0.016952	2.8268	-1.3333e+01E	-8630.1	-8535.5	-9027.6	-3325.5	-10758
18	0.030564	3.5873	0.20573	-1.0084451	2.8169	-1.3315e+01E	-8541.9	-8551.4	-8994.5	-3321.1	-10784
19	0.030642	3.4963	0.2033	-0.01228	2.8225	-1.3274e+01E	-8553.4	-3755	-8998.8	-3354.5	-10801
20	0.031136	3.4323	0.20775	-0.010471	2.8361	-1.3319e+01E	-8470.5	-8535.5	-8948.5	-3325.5	-10788
21	0.031457	4.5552	0.21373	-0.00028651	3.3266	-1.3238e-005	-3455.5	-8625.9	-3375.5	-9313.2	-11777
22	0.030635	3.6125	0.21505	-0.029343	2.9604	-1.3313e-005	-3555.5	-8656.1	-3325.5	-9382.4	-11777
23	0.031054	3.4563	0.19554	-0.036333	2.7952	-1.3251e-005	-3555.5	-8729.8	-3345.7	-9378.1	-11736
24	0.031144	3.5554	0.19551	-0.03033	2.8656	-1.3295e-005	-3455.2	-8656.6	-3321.2	-9363.6	-11535
25	0.031115	3.5521	0.20603	-0.012357	2.9869	-1.3321e-005	-3455.5	-8635.4	-3342.6	-9318.7	-11517
26	0.031305	4.6903	0.21504	-0.0049032	3.3451	-1.3289e-005	-3457.5	-8580.7	-3315.6	-9262	-11753
27	0.031133	4.6204	0.21403	-0.023111	3.3466	-1.3252e-005	-3455.7	-8619.6	-3345.6	-9355.5	-11734
28	0.030622	6.2055	0.21333	0.0043232	4.764	-1.324e-005	-3555.1	-8690.7	-3312.5	-9345.4	-11764

Tableau 4.4 – matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal du roulement avec défaut (diamètre (0.007inch)).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.16645	4.5867	1.5349	-0.0092705	4.519	-93687	-5153.1	-5746.8	-5750.4	-6353.4	-5825.2
2	0.16251	4.5268	1.4311	-0.0080025	4.5388	-92397	-5287.7	-5924.3	-5852.3	-6479.5	-5993.3
3	0.16114	4.4029	1.3838	-0.0097401	4.5837	-93715	-5315.8	-6007.5	-5846.1	-6463.7	-6029.1
4	0.1614	4.8301	1.405	-0.0080057	4.795	-93433	-5274.1	-5916.3	-5874.8	-6470.4	-6014.6
5	0.16201	4.3806	1.4026	-0.0019278	4.5768	-91932	-5244.8	-5838.1	-5854.7	-6439.4	-5965.2
6	0.16392	4.4167	1.4373	-0.0021543	4.5348	-94095	-5213.8	-5789.4	-5742.5	-6366.7	-5904.9
7	0.16665	4.3239	1.4371	-0.0054967	4.4883	-90757	-5187.3	-5750	-5704.2	-6306.1	-5820.6
8	0.16675	4.3222	1.4589	-0.0067694	4.475	-91285	-5170.1	-5746.1	-5696.4	-6334.3	-5791.2
9	0.16663	4.3783	1.4659	0.0003266	4.4961	-92580	-5183.1	-5765.9	-5680	-6346.8	-5845.8
10	0.16563	4.3621	1.4321	-0.0057054	4.4774	-92715	-5250.8	-5849.6	-5731	-6349.3	-5882.5
11	0.16366	4.4137	1.4353	-0.0095217	4.5129	-92733	-5263.2	-5840.9	-5778.1	-6365.8	-5902.1
12	0.1641	4.519	1.4495	-0.0092049	4.5735	-93448	-5235.9	-5825.1	-5778.4	-6414.4	-5941.7
13	0.16433	4.6574	1.4523	-0.01028	4.6687	-91865	-5250.6	-5887.1	-5779.5	-6406.4	-5960.8
14	0.16557	4.64	1.4825	-0.000956	4.6711	-92173	-5168	-5857.5	-5782.7	-6359.3	-5906.2
15	0.16721	4.5186	1.4717	-0.0049412	4.617	-90232	-5103.8	-5797.3	-5697	-6346	-5840.6
16	0.1661	4.566	1.4695	-0.0065709	4.6532	-90970	-5090.3	-5817.6	-5723.5	-6319.7	-5878.2
17	0.16393	4.5999	1.4529	0.0048165	4.6731	-92126	-5177.3	-5896.1	-5880.3	-6401.1	-6001.2
18	0.16336	4.5403	1.4317	0.0058761	4.666	-91483	-5228.3	-5814.7	-5888	-6430.6	-5998.9
19	0.16448	4.5922	1.4741	0.0057128	4.6065	-90553	-5185.3	-5807.7	-5735.8	-6367.1	-5932.7
20	0.1659	4.4845	1.447	0.0026887	4.6588	-91855	-5136.9	-5780.1	-5741	-6353.3	-5907.4
21	0.16747	5.2683	1.4867	-0.004002	4.962	-92079	-5114.6	-5718.4	-5715.7	-6304.7	-5864.1
22	0.17026	4.4653	1.5609	-0.0071344	4.6521	-90790	-5052.7	-5653.4	-5631.7	-6281.7	-5814.3
23	0.17001	4.3757	1.5515	-0.013806	4.7079	-91319	-4969.5	-5645.8	-5691.3	-6310.8	-5792
24	0.1656	4.4906	1.5025	-0.0090402	4.6717	-93496	-5117.4	-5799	-5804.9	-6411.9	-5910.5
25	0.16366	4.3626	1.428	-0.0031413	4.6019	-93512	-5239.9	-5893.3	-5842.9	-6416.4	-6041.3
26	0.1686	4.5515	1.5702	-0.0066552	4.6478	-92146	-5087.2	-5731.1	-5703.5	-6321.2	-5839.4
27	0.17096	5.0472	1.5909	-0.004935	4.8301	-91890	-5016.3	-5679.6	-5668	-6328.3	-5776.4
28	0.16519	4.9027	1.455	-0.0064024	4.8177	-92358	-5119.2	-5789.8	-5780	-6393.6	-5902.6

ANNEXE (4.10)

- Base de données de roulements -

Remarque : cette annexe présente un tableau qui contient les valeurs numériques des indicateurs de la base de données des roulements selon les conditions citées dans la section (4.3.1.2). Donc on a :

En lignes : Etiquette d'observation (de 1 à 112).

En colonnes : Indicateurs (de 1 à 3, qui sont respectivement ET, Eb2, Eb5).

	1	2	3
1	0.030957	-8764.7	-10767
2	0.031044	-8671.6	-10778
3	0.031006	-8627.6	-10785
4	0.030798	-8613.8	-10744
5	0.031367	-8600	-10725
6	0.031065	-8642.2	-10749
7	0.030597	-8690.8	-10775
8	0.031342	-8600.9	-10803
9	0.031722	-8570	-10793
10	0.031145	-8689.5	-10774
11	0.031168	-8667.7	-10796
12	0.03057	-8648.5	-10785
13	0.030119	-8743.8	-10841
14	0.031153	-8671.7	-10793
15	0.031349	-8657.9	-10726
16	0.031043	-8661.8	-10764
17	0.0311	-8633.9	-10758
18	0.030964	-8650.4	-10784
19	0.030642	-8738	-10801
20	0.031158	-8689.3	-10788
21	0.031499	-8625.9	-10777
22	0.030855	-8656.1	-10777
23	0.031034	-8729.8	-10756
24	0.031144	-8656.6	-10829
25	0.031118	-8635.4	-10817
26	0.031505	-8580.7	-10735
27	0.031138	-8619.6	-10754
28	0.030622	-8690.7	-10764
29	0.16645	-5746.8	-5825.2
30	0.16251	-5924.3	-5993.3
31	0.16114	-6007.5	-6029.1
32	0.1614	-5916.3	-6014.6
33	0.16201	-5838.1	-5965.2
34	0.16392	-5789.4	-5904.9
35	0.16665	-5750	-5820.6
36	0.16675	-5746.1	-5791.2
37	0.16663	-5765.9	-5845.8
38	0.16563	-5849.6	-5882.5

	1	2	3
39	0.16366	-5840.9	-5902.1
40	0.1641	-5825.1	-5941.7
41	0.16433	-5887.1	-5960.8
42	0.16557	-5857.5	-5906.2
43	0.16721	-5797.3	-5840.6
44	0.1661	-5817.6	-5878.2
45	0.16393	-5896.1	-6001.2
46	0.16336	-5814.7	-5998.9
47	0.16448	-5807.7	-5932.7
48	0.1659	-5780.1	-5907.4
49	0.16747	-5718.4	-5864.1
50	0.17026	-5653.4	-5814.3
51	0.17001	-5645.8	-5792
52	0.1656	-5799	-5910.5
53	0.16366	-5893.3	-6041.3
54	0.1686	-5731.1	-5839.4
55	0.17096	-5679.6	-5776.4
56	0.16519	-5789.8	-5902.6
57	0.22078	-4838.9	-5307.3
58	0.21624	-4779.6	-5254.8
59	0.21204	-4845.3	-5360
60	0.21296	-4827.4	-5410.2
61	0.21238	-4879.4	-5369
62	0.21301	-4850	-5303.1
63	0.2142	-4920.6	-5412.6
64	0.21686	-4942	-5373.4
65	0.21735	-4851.1	-5359.8
66	0.21734	-4790.4	-5365.6
67	0.22174	-4807.5	-5366.2
68	0.22145	-4922.3	-5370.9
69	0.22058	-4938.5	-5358
70	0.22009	-4882.9	-5344.9
71	0.21993	-4794.9	-5312.7
72	0.22082	-4769.4	-5300.2
73	0.22023	-4777	-5296.7
74	0.21948	-4884.4	-5333.5
75	0.21624	-4855.8	-5348.4
76	0.21243	-4978.8	-5410.8
77	0.20949	-4993.1	-5381.9
78	0.20774	-4949	-5374.6
79	0.20973	-4982.9	-5398.1
80	0.21574	-4804.1	-5427.3
81	0.21798	-4828	-5390.3
82	0.21816	-4795.9	-5373.3
83	0.22028	-4803.2	-5393
84	0.22169	-4704.7	-5288.5
85	0.41108	-3793.5	-3664.4
86	0.41282	-3749.8	-3627.5
87	0.4153	-3723.3	-3628.9
88	0.41321	-3780.5	-3683.6
89	0.41273	-3809.5	-3636.2
90	0.41903	-3748.4	-3545.6
91	0.41671	-3749	-3625.9
92	0.41173	-3757.4	-3642.8
93	0.41205	-3812.7	-3639.1
94	0.41471	-3752.5	-3612.8
95	0.41495	-3748.8	-3640.8

96	0.41139	-3802.7	-3679.4
97	0.41191	-3865.5	-3661.4
98	0.41928	-3766.2	-3639.7
99	0.41835	-3756.6	-3671.9
100	0.41285	-3784.1	-3616.6
101	0.41504	-3721.8	-3586.6
102	0.41759	-3654.9	-3607.6
103	0.41647	-3739.4	-3567.1
104	0.41367	-3777.1	-3643
105	0.41013	-3777.7	-3672.3
106	0.41657	-3795.3	-3625
107	0.41628	-3824	-3592.8
108	0.4099	-3768.2	-3642.6
109	0.41022	-3752.2	-3658.3
110	0.40904	-3783.9	-3673.1
111	0.41174	-3815.7	-3636.8
112	0.41549	-3849.8	-3603.2

Résumé:

L'objectif de ce mémoire est la reconnaissance automatique des défauts mécaniques et particulièrement la détection des niveaux de dégradation correspondants à ces défauts.

Le travail que nous présentons dans cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'application de la logique floue à l'automatisation du diagnostic de défauts des machines tournantes par analyse des signaux vibratoires. Le principe de cette technique est basé sur la classification par inférence floue, elle a pour but d'augmenter la précision et de réduire les erreurs causées par le jugement subjectif de l'homme.

Une meilleure performance de cette technique repose sur le bon choix des paramètres du système d'inférence floue choisie (variables d'entrée et de sortie et leurs domaines de définition, types et paramètres des fonctions d'appartenance associées aux différents variables d'entrée et de sortie du système, règles d'inférence floue,...).

Mots clés:

Machines tournantes, Vibrations mécaniques, Logique floue, Inférence flou, Diagnostic des défauts, Traitement du signal.

Abstract:

The objective of this memory is the automatic recognition of the mechanical defects and particularly the detection of the levels of degradation corresponding to these defects.

Work that we present in this thesis registers within the framework of the application of fuzzy logic to the automation of the diagnosis of defects of the rotating machines by analysis of the vibratory signals. The principle of this technique is based on classification by fuzzy inference; the purpose of it is to increase the precision and to reduce the errors caused by the subjective judgement of the man.

A better performance of this technique rests on the good choice of the parameters of the system of selected fuzzy inference (variable of entry and exit and their fields of definition, types and parameters of the functions of membership associated with different the variables from entry and exit from the system, rules of fuzzy inference...).

Keywords:

Rotating machines, mechanical vibrations, fuzzy logic, fuzzy inference, fault diagnosis, signal processing.

المخلص:

إن هدف هذه المذكرة هو التعرف الآلي على العيوب الميكانيكية و خاصة معرفة مستويات التآكل الناتجة عن هذه العيوب.

العمل المقدم خلال هذه المذكرة يندرج في إطار تطبيق المنطق الغامض للتشخيص الآلي لعيوب الآلات الدوارة بتحليل الإشارات الاهتزازية. مبدأ هذه التقنية يعتمد على التصنيف عن طريق الاستنتاج الغامض، و هدفها زيادة الدقة و التقليل من الأخطاء التي يسببها قرار الإنسان.

أحسن نتيجة لهذه التقنية تعتمد على الاختيار الحسن لمعايير نظام الاستنتاج الغامض المختار (متغيرات المدخل والمخرج للنظام و مجالات تعريفها، نوع و معايير دوال الانتماء المدمجة لمختلف متغيرات المدخل و المخرج للنظام، قواعد الاستنتاج الغامض....)

الكلمات المفتاحية:

الآلات الدوارة، الاهتزازات الميكانيكية، المنطق الغامض، الاستنتاج الغامض، تشخيص الأعطاب، تحليل الإشارة.