

## III.1. Notion de la logique floue

### III.1.1. Préambule

Le monde est flou car celui-ci ne raisonne pas en logique binaire mais en notions approximatives. Un exemple: "Il fait plutôt chaud". Cette conclusion n'est pas issue d'un raisonnement binaire [3]. Alors, pourquoi ne pas utiliser la logique floue (" *fuzzy logic* " en anglais) pour la commande des procédés électromécaniques ?

En effet, la connaissance exacte des paramètres des moteurs électriques relève de l'utopie. Cependant, l'utilisation de la logique floue peut-être recommandée pour :

- des procédés complexes où le modèle ne sont pas simples,
- des procédés fortement non linéaires.

Par contre, l'utilisation d'un contrôleur flou n'est pas a priori nécessaire pour :

- des procédés lorsqu'un contrôleur conventionnel donne des résultats satisfaisants,
- des procédés où le modèle sont bien connus.

### III.1.2. Introduction

Pendant que les nouvelles techniques informatiques et les nouvelles technologies pour les commandes électriques émergent, la surveillance, la détection de défaut et le diagnostic des machines électriques deviennent de plus en plus les questions importantes dans le domaine des machines électriques. Des machines asynchrone peuvent être trouvées dans presque tous les types d'applications, de petites machines monophasées pour les appareils ménagers jusqu'à de grands moteurs triphasés pour les ensembles industriels. Usiner les jeux de surveillance un rôle crucial en détectant les défauts naissants et, de cette façon, en empêchant le temps de panne imprévu et les couts associés de panne de systèmes électromécaniques et de composants. Dans des décennies passées un certain nombre de différents méthodes et arrangements de détection naissants de défaut [1] [2]. L'attention particulière a été consacrée aux méthodes non envahissantes, qui sont capables pour détecter des défauts. L'analyse de courant du moteur est considéré les méthodes de détection les plus prometteuses de défaut, car il laisse détecter plusieurs défauts communs de machine. Cette méthode est basée sur la décomposition spectrale du courant, en suite on utilisera la logique floue (Fuzzy logic) comme un système expert pour le diagnostic de défaut base sur le traitement de signature et l'analyse de courant de moteur pour atteindre une décision précise pour les des défauts de rupture des barres rotoriques.

### III.1.3. Historique

Les prémisses de la logique floue sont apparues avant les années 1940, avec les premières approches, par des chercheurs américains, du concept d'incertitude. Il a fallu attendre 1965, pour que le concept de sous ensemble floue soit proposé par L. A. Zadeh, automaticien de réputation

internationale, professeur à l'université de Berkeley en Californie, qui a contribué à la modélisation de phénomène sous forme floue, en vue de pallier les limitations dues aux incertitudes des modèles classiques à équation différentielle. En 1974, M. Mamdani expérimentait la théorie énoncée par Zadeh sur une chaudière à vapeur, matériel dont on connaît la complexité, introduisant ainsi la commande floue dans la régulation d'un processus industriel. Plusieurs applications ont alors vu le jour en Europe, pour des systèmes parfois très complexes, telle la régulation de fours de cimenterie réalisée par la société F. L. Smidt-Fuller [3].

Grâce au chercheur japonais M. Sugeno, la logique floue était introduite au Japon dès 1985. Les sociétés japonaises comprirent l'avantage à la fois, technique et commercial de la logique floue :

- facilité d'implantation;
- solution de problèmes multi-variables complexes;
- robustesse vis à vis des incertitudes;
- possibilité d'intégration du savoir de l'expert.

#### **II.1.4. Les différents domaines d'applications**

Si les premières applications de la commande floue ont été développées en Europe par Mamdani, Van Lauta Lemke, Willayes... dans les années 1975, ce type de commande a été largement utilisé au Japon à la fin des années 80 et au début des années 90, sur le métro Sendai (Juillet 1987), dans la conception du lave-linge Aisaïgo Day Fuzzy de Matsushita (Février 1990), par exemple.

Tirant profil d'une évolution de la technologie permettant d'aborder des problèmes en temps réel, à dynamique rapide (plus rapide que dans les premières applications de type conduite de processus lents : chaudière, fours,...), l'industrie japonaise a développée des produits grand public à base de logique floue :

- appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs,...etc.),
- systèmes audio-visuels (appareils de photos autofocus, caméscope à stabilisateur d'images, photocopieurs,...)
- systèmes automobiles embarqués (BVA, ABS, suspension, climatisation,...etc.),
- systèmes autonomes mobiles,
- systèmes de transport (train, métro, ascenseur,...),
- systèmes de conditionnement d'ambiance,
- systèmes de décision, diagnostic, reconnaissance,
- systèmes de contrôle/commande dans la plupart des domaines industriels de production, transformation, traitement de produit et déchet.

Terminons cette liste par une application, à savoir la commande à distance d'un hélicoptère sans pilote, pour des opérations de sauvetage ou inspection de sites dangereux, travail développé par l'équipe du Professeur Sugeno. Ce système intrinsèquement non linéaire, instable et présentant de fort couplage, est caractérisé par 15 variables d'état et 4 commandes (vitesse et inclinaison des rotors), reçoit des ordres globaux du style : atterrissage, décollage, vol stabilisé, vol avant, vol arrière, virage à droite, virage à gauche,....

Un système à base de logique floue, très structuré hiérarchiquement (2 niveaux de commande, une douzaine de blocs d'une soixantaine de règles chacun), traite ces ordres pour arriver aux actions sur les organes de commande de l'hélicoptère, qui vole déjà dans le ciel de Tokyo.

### III.1.5. Principe de la logique floue

Afin de mettre en évidence le principe fondamental de la logique floue, on présente un exemple simple, celui de la classification des personnes en trois ensembles «jeune», «entre deux âges », « âgé ». Selon la logique classique (logique de Boole), qui n'admet pour les variables que les deux valeurs 0 et 1, une telle classification pourrait se faire comme la fig. (III-1) Toutes les personnes âgées de moins de 25 ans sont alors considérées des jeunes et toutes les personnes âgées de plus de 50 ans comme des vieux.

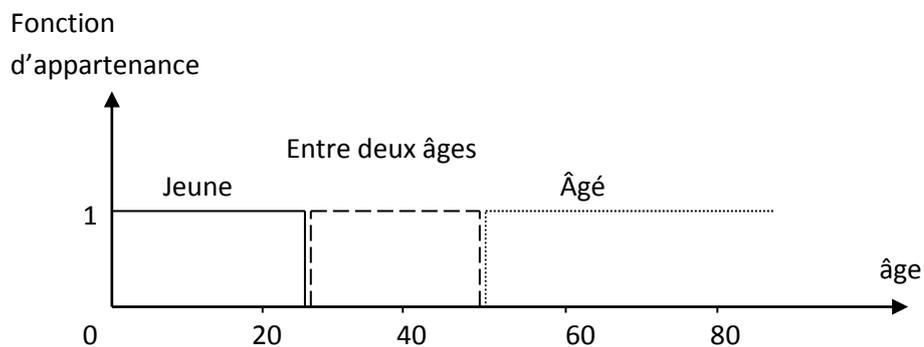


Fig. (III-1) : Classification des personnes en trois ensembles selon la logique classique.

Cependant, une telle logique de classification n'est même pas logique. Pourquoi une personne, lorsqu'elle a eu 50 ans, doit-elle être considérée comme appartenant à l'ensemble âgé ? En réalité, un tel passage se fait progressivement et individuellement.

La logique floue, dont les variables peuvent prendre n'importe quelles valeurs entre 0 et 1, permet de tenir compte de cette réalité. Les limites ne varient pas soudainement, mais progressivement.

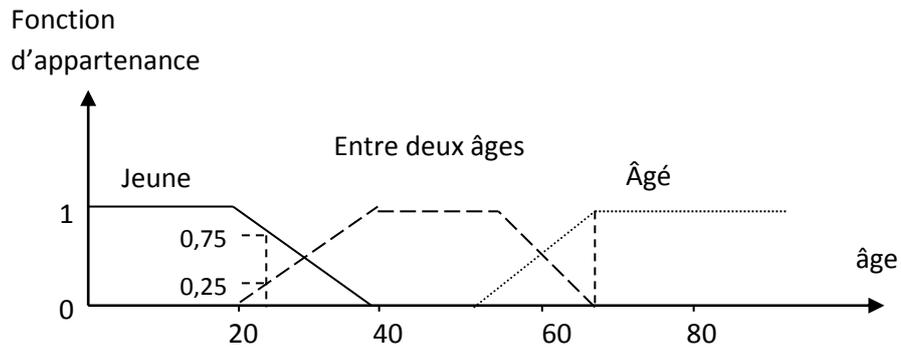


Fig. (III-2) : Classification des personnes en trois ensembles selon la logique floue

La fig. (III-2) montre une classification possible pour l'exemple précédent, cette fois-ci à l'aide de la logique floue. Ainsi une personne de 25 ans appartient à l'ensemble «jeune» avec une valeur  $\mu=0.75$  de la fonction d'appartenance et à l'ensemble «entre deux âges» avec  $\mu=0.25$ . Par contre une personne âgée de 65 ans appartient avec une valeur  $\mu=1$  de la fonction d'appartenance à l'ensemble «âgé» [3]

### II.1.6. Les variables linguistiques

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en générale des qualificatifs flous tels que :

- peu, beaucoup, énormément ;
- rarement, fréquemment, souvent ;
- froid, tiède, chaud ;
- lent, rapide ;
- petit, moyen, grand ;
- etc....

Des expressions de ce genre forment les ensembles appelés « ensembles flous » auxquels peuvent appartenir les variables linguistiques [3].

### III.1.7. Théorie des ensembles flous

L'élément de base de la logique floue est l'ensemble flou, les ensembles flous sont appelés ainsi du fait que leurs frontières sont indéfinies. Les ensembles classiques, au contraire, ont des frontières parfaitement définies.

Les sous-ensembles flous sont généralement utilisés pour représenter des variables linguistiques « petit, moyen, grand, ...etc. »

- **Définition**

Un sous-ensemble flou d'un référentiel  $T$  est caractérisé par une fonction d'appartenance  $\mu$  de  $T$  dans l'intervalle réel  $[0, 1]$  « degré d'appartenance » :

$$\mu_A : T \rightarrow [0,1]$$

$$t \rightarrow \mu A(t)$$

Un ensemble flou est constitué de trois parties :

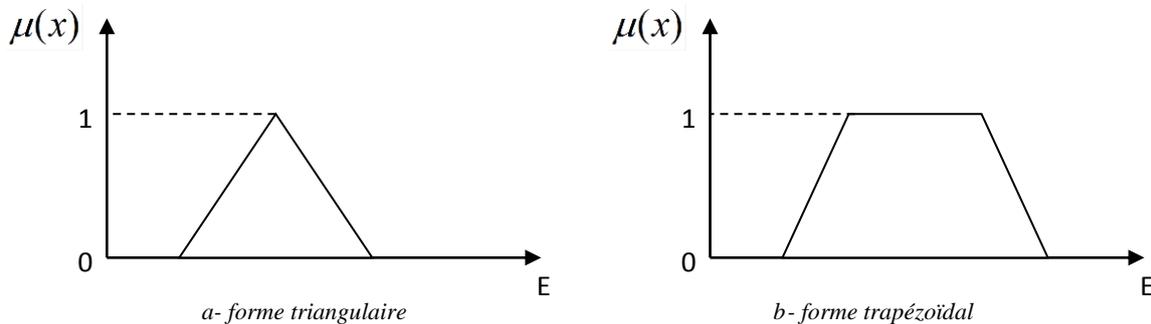
- Un axe horizontal représentant les éléments de l'ensemble.
- Un axe vertical auquel sont représentées les valeurs d'appartenance.
- Une courbe reliant les différents points de coordonnées «élément ; valeur d'appartenance ».

• **Remarque**

- Le degré 1 correspond à l'appartenance totale ou la certitude.
- Le degré 0 correspond à l'exclusion absolue ou l'impossibilité.
- Les valeurs intermédiaires expriment des possibilités plus au moins fortes, représentées par une courbe continue par opposition à un ensemble qui est formé par une courbe discontinue « vrai/faux ».

**III.1.8. Les fonctions d'appartenance :**

On peut utiliser pour les fonctions d'appartenance des formes différentes, le plus souvent des formes triangulaires ou trapézoïdal, il s'agit des formes les plus simples, composées par morceaux de droites « fig. (III-3-a) » et « fig. (III-3-b) ».

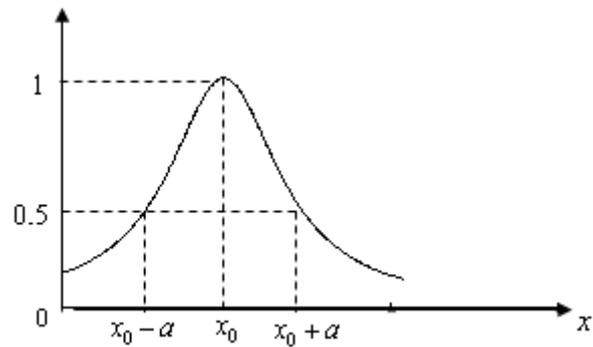


**Fig. (III-3) :** formes triangulaire et trapézoïdal.

Cependant, il existe d'autres formes, on fait souvent appel à des formes de cloche exprimée par :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - x_0}{a}\right)^2}; x \in R$$

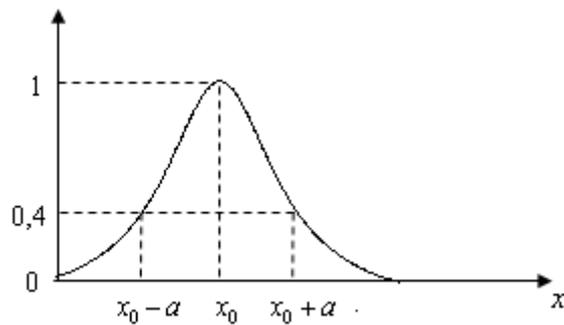
L'allure est représentée à la « fig. (III-4) ». Dans ce cas,  $x_0$  détermine la position du sommet  $\mu = 1$ , tandis que le paramètre  $a$  impose la largeur du domaine [4].



**Fig. (III-4) :** forme gaussienne.

Une autre forme est définie par la fonction de Gausse, notée la forme gaussienne « fig. (III-5) », elle s'exprime par :

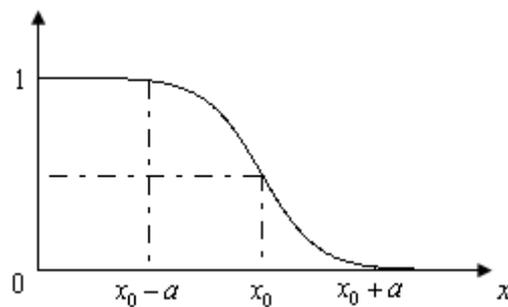
$$\mu(x) = \exp\left(\frac{-(x - x_0)^2}{2a}\right)$$



**Fig. (III-5) :** forme gaussienne.

Une dernière forme appelée la forme sigmoïde «fig. (III-6) » définie par :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp[a(x - x_0)]}$$



**Fig. (III-6) :** forme sigmoïde.

**III.1.9. Opération sur les ensembles floue :**

Les opérations de la logique floue incluent celles déjà familières aux utilisateurs de la logique classique : union, intersections et transformation en l'ensemble complémentaire.

Diverses familles d'actions de définitions ont été proposées. Les définitions les plus couramment adoptées sont les suivantes

Soient A et B deux sous ensemble flous de E.

- **L'inclusion**

A est inclus dans B si et seulement si :

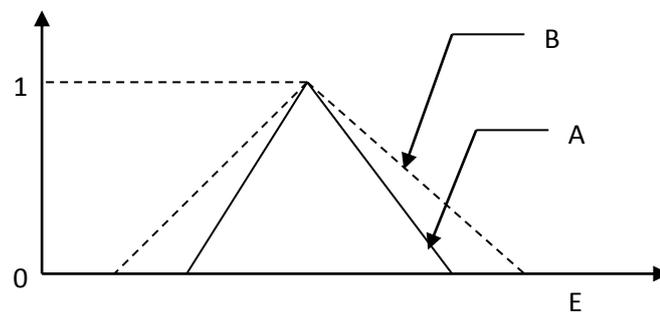


Fig. (III-7) : l'inclusion

- **L'égalité**

A égale B si et seulement si :

$$\forall x \in E, \mu_A(x) = \mu_B(x) . \text{on notera : } A=B.$$

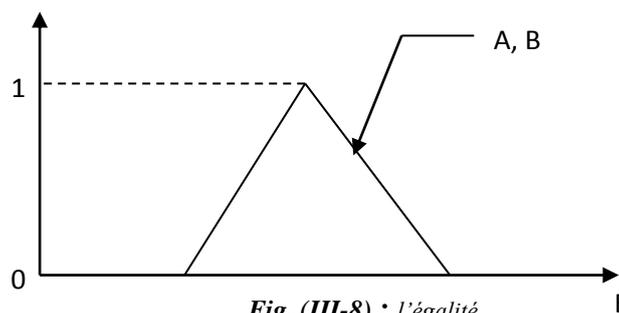


Fig. (III-8) : l'égalité

- **L'intersection :**

C'est-à-dire le E logique de deux ensembles flous, est trouvée en prenant la plus petite des deux valeurs d'appartenance en tout point du commun, mathématiquement, cela donne :

$$\forall x \in E, \mu_{A \cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

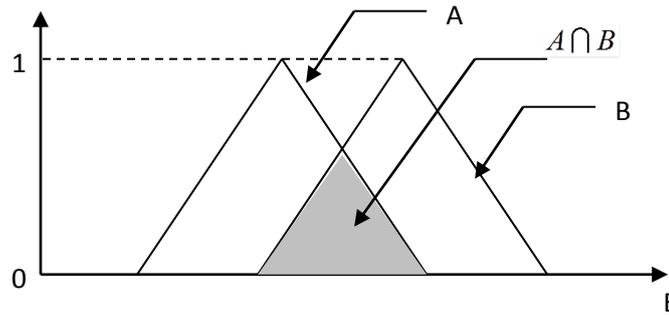


Fig. (III-9) : l'intersection.

- **L'union**

C'est le 'OU logique' de deux ensembles flous, est calculée en prenant le maximum des deux valeurs d'appartenance en chaque point du domaine commun, mathématiquement, cela donne :

$$\forall x \in E, \mu_{A \cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

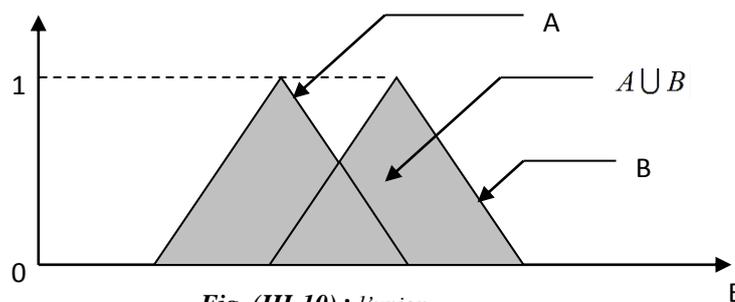


Fig. (III-10) : l'union.

- **La complémentarité**

Le complémentaire d'un ensemble flou est le 'NON logique', se distingue sensiblement du concept du même nom en logique booléenne. Au lieu de former un ensemble d'élément extérieur au domaine de l'ensemble flou, on remplace les valeurs d'appartenance par les complémentaires à un. La formulation mathématique est [4]:

$$\forall x \in E, \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

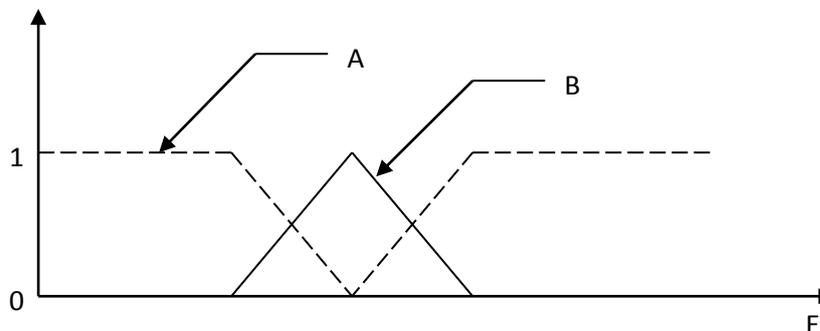


Fig. (III-11) : la complémentarité.

- **Le produit cartésien :**

$$\forall x \in E \text{ et } \forall y \in B, \mu_{A*B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

### III.2. Structure générale de la logique floue

La logique floue est composée de quatre éléments suivants [5].

- interface de fuzzification.
- base de connaissances.
- moteur d'inférence floue.
- interface de défuzzification.

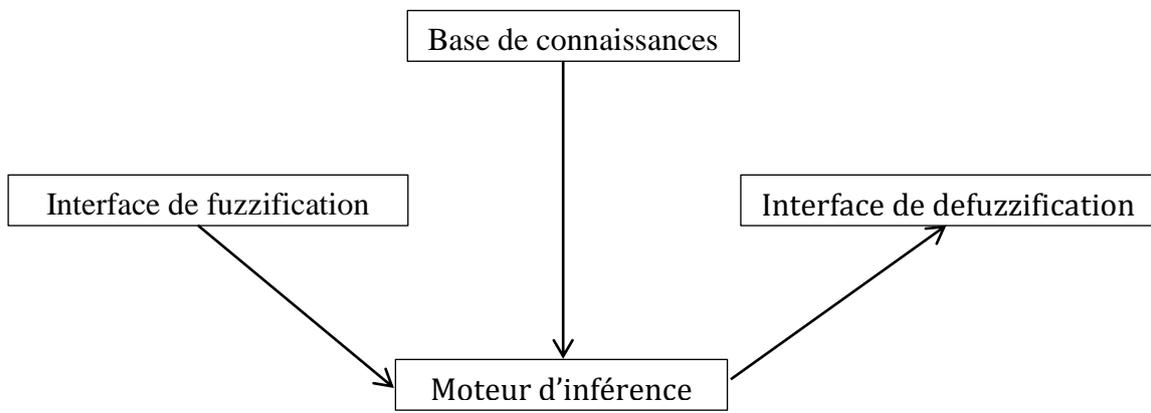


Fig. (III-12) : Structure générale.

#### III.2.1. Base de connaissances

La conception d'une base de connaissances représente la phase dans la conception des systèmes experts. Elle comprend la base de données et la base des règles floues.

- **La base de données**

Contient la définition des ensembles flous, les facteurs d'échelle pour la normalisation des ensembles de référence et la partition de l'espace flou d'entrée et sortie.

- **La base des règles floues**

Elle rassemble l'ensemble des règles floues de type « Si-Alors » décrivant en termes linguistiques bases sur la connaissance d'un expert le comportement dynamique du système.

$$R1 : \text{Si } x_1 \text{ est } A^1_1 \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A^1_n \\ \text{Alors } U_1 \text{ est } B^1$$

#### III.2.2. Interface de fuzzification

Les opérateurs utilisés dans la commande floue agissent sur des sous-ensembles flous. Par conséquent, il est nécessaire de transformer les variables non floues provenant du mode extérieur en

des sous-ensembles flous. Pour se faire, on utilise un opérateur dit de fuzzification qui associe à une mesure de la variable  $x_0$  une fonction d'appartenance particulière  $\mu_{x_0}(x)$ .

Le choix de l'opérateur de fuzzification dépend de la confiance que l'on accorde aux mesures effectuées. Ainsi si la mesure  $x_0$  est exacte, les sous ensemble flous  $x_0$  doit être représentée par un fait précis. Par conséquent, on utilise comme opérateur de fuzzification la transformation dite de singleton. La fonction d'appartenance du sous-ensemble flous  $x_0$  est alors définie par :

$$\mu_{x_0} : U \rightarrow U, \mu_{x_0}(x) = 1 \text{ si } x = x_0; \mu_{x_0}(x) = 0 \text{ si } x \neq x_0$$

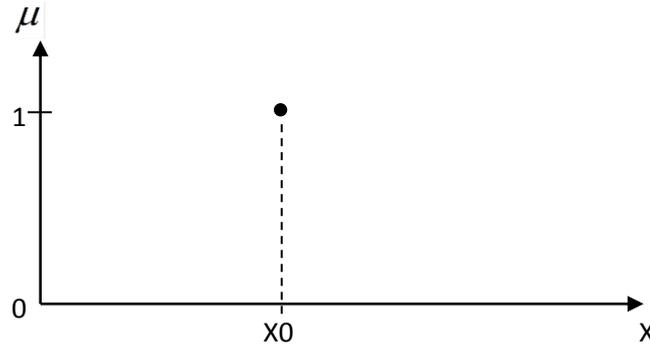


Fig. (III-13) : Méthode de fuzzification pour une mesure exacte.

Ainsi, le sous ensemble flou  $X_0$  réalisé par cette méthode de fuzzification ne comprend que l'élément  $x_0$ . Par contre, si la mesure de la variable est incertaine, par exemple à cause de bruit, le sou ensemble flou  $X_0$  doit être représentée par un fait imprécis. On utilise alors une méthode de fuzzification qui associe à la variable mesurée  $x_0$  une fonction d'appartenance telle que, par exemple :

$$\mu_{x_0}(x) = \max \left\{ 0; 1 - \frac{|x - x_0|}{\varepsilon} \right\}$$

La représentation graphique de cette fonction est représentée par la fig. (III-14). Ce sous-ensemble flou comprend donc la mesure  $x_0$  avec une appartenance unité et les valeurs voisines de  $x_0$  avec une appartenance inversement proportionnelle à l'écart avec  $x_0$ . La base du triangle ( $\varepsilon$ ) est fonction de l'importance relative des erreurs de mesures. En effet, plus elles sont importantes, plus la mesure de la variable  $x_0$  devient imprécise, et donc, plus le triangle doit s'élargir [3].

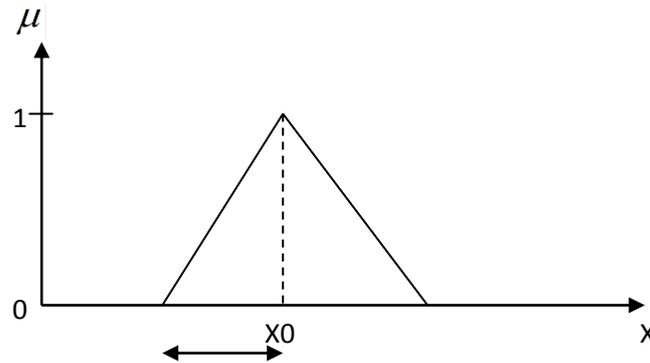


Fig. (III-14) : Méthode de fuzzification pour une mesure incertaine.

### III.2.3. Discrétisation/Normalisation d'un univers de discours

La représentation d'une information incertaine par des ensembles flous pose le problème de quantification de cette information pour la traiter sur ordinateur. En général, cette représentation dépend de la nature de l'univers de discours. Dans un contrôleur flou un univers de discours peut être continu ou discret. Si l'univers est continu, on peut toujours le discrétiser. De plus, un univers continu peut être normalisé [1].

#### a. Discrétisation d'un univers de discours

La discrétisation d'un univers de discours est fréquemment associée à une quantification. En effet la quantification discrétise un univers en un certain nombre de segments (niveaux de quantification). Chaque segment est étiqueté comme un élément générique et forme un univers discret. Un ensemble flou est alors défini par des degrés d'appartenance attribués à chaque élément générique de ce nouvel univers discret. La table de décision (matrice d'inférence) est basée sur les univers discrets. La matrice d'inférence définit la sortie du contrôleur flou pour toutes les combinaisons possibles des signaux d'entrée dans le cas des univers continus, le nombre de niveaux de quantification doit être assez grand pour fournir une approximation adéquate mais tout de même faible pour limiter les besoins en mémoire. Le choix de niveaux de quantification a une influence sur la manière d'obtenir un contrôle fin (commande fine).

#### b. Normalisation d'un univers de discours (facteur d'échelle)

La normalisation d'un univers de discours nécessite une discrétisation de cet univers en un nombre fini de segments ayant chacun un correspondant dans l'univers normalisé. Dans ce cadre, un ensemble flou est alors défini explicitement par sa fonction d'appartenance.

Ainsi la normalisation d'un univers de discours continu nécessite une connaissance antérieure de l'espace d'entrée / sortie. La cartographie d'échelle peut être uniforme ou non. Un exemple est montré dans la table (III-1) où l'univers de discours  $[-10, 10]$  est transformé en un univers fermé normalisé  $[-1, 1]$ .

<i>Univers normalisé</i>	<i>Intervalle normalisé</i>	<i>Intervalle nominal</i>
<b>[-1, 1]</b>	[-1, 0.5] [-0.5, -0.3] [-0.3, 0] [0, 0.2] [0.2, 0.6] [0.6, 1]	[-10, -5] [-5, -3] [-3, 0] [0, 2] [2, 5] [5, 10]

Tableau (III-1) : Exemple de normalisation.

**III.2.4. Mécanismes d’inférence**

A partir de la base de règles (fournie par l'expert) et du sous ensemble flou  $X0$  correspondant à la fuzzification du vecteur de mesure  $x_0=[x_{0,1},\dots\dots\dots x_{0,n}]^T U$ , le mécanisme d'inférence calcule le sous-ensemble flou  $\mu(x_0)$  relatif à la commande du système [3].

En général, plusieurs valeurs de variables floues, convenablement défini par des fonctions d'appartenance, sont liées entre elles par des règles, afin de tirer des conclusions.

On parle alors de déductions floues. Dans ce contexte, on peut distinguer deux genres de règles d’inférences :

- Inférence avec une seule règle
- Inférence avec plusieurs règles

**a) Inférence avec une seule règle**

Le cas d'une inférence avec une seule règle se présente lorsqu'il faut comparer plusieurs concurrents (objets ou personnes) dans une certaine situation et en choisir l'optimum. Evidemment, les variables qui déterminent la situation sont des variables floues. On trouve cette problématique essentiellement dans les domaines non techniques, où il faut prendre une décision, comme par exemple l'achat d'un appareil, le recrutement d'un employé, etc.

Si  $x_1, x_2, \dots x_n$  sont les variables linguistiques pour évaluer une certaine situation, le critère  $y$  pour la prise de décision peut être formulé par une règle, comme par exemple

$$y=[x_1 \text{ OU } (x_2 \text{ ET } x_3) \text{ OU } \dots] \text{ ET } x_n \tag{3.6}$$

La forme exacte de cette règle dépend évidemment du problème en question. Elle est subjective et possède souvent un certain caractère arbitraire.

A chaque variable formant un ensemble est attribuée une fonction d'appartenance  $\mu_1, \mu_2, \dots \mu_n$ , dont les valeurs numériques sont différentes pour chaque concurrent [3].

### b) Inférence avec plusieurs règles

Le cas d'une inférence avec plusieurs règles se présente lorsqu'une ou plusieurs variables nécessitent une prise de décision différente suivant les valeurs qu'atteignent ces variables. Ces dernières sont des variables floues. Cette problématique se présente essentiellement pour des problèmes de réglage et de commande. Les règles peuvent alors être exprimées sous la forme générale :

$$\begin{aligned} \text{Opération} : = & \text{SI condition 1, alors opération 1, OU} \\ & \text{SI condition 2, alors opération 2, OU} \\ & \text{SI condition 3, alors opération 3, OU} \\ & \text{SI condition m, alors opération m,} \end{aligned} \quad (3.7)$$

Les conditions peuvent dépendre d'une ou plusieurs variables. Dans le deuxième cas, les variables sont liées entre elles par des opérateurs de la logique floue de forme Et et OU. A chaque variable sont attribuée des fonctions d'appartenance, tenant compte des ensembles flous formés par ces variables. Dans les inférences de régulateur par logique floue interviennent les opérateurs ET et OU. L'opérateur ET s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle, tandis que l'opérateur OU lie les différentes règles. Comme on l'a montré dans le paragraphe opérateurs flous, il existe plusieurs possibilités pour réaliser ces opérateurs qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance. On introduit alors la notion de méthode d'inférence. Elle détermine la réalisation des différents opérateurs dans une inférence, permettant ainsi un traitement numérique de cette dernière. Pour le réglage par logique floue, on utilise en général, une des méthodes suivantes :

- Méthode d'inférence max-min.
- Méthode d'inférence max-prod.
- Méthode d'inférence somme-prod.

### III.2.5. Interface de défuzzification

Comme on l'a vu, les méthodes d'inférence fournissent une fonction d'appartenance résultante  $\mu_{RES}(z)$  pour la variable de sortie  $z$ . Il s'agit donc d'une information floue. Etant donné que l'organe de commande nécessite un signal de commande  $ucm$  précis à son entrée, il faut prévoir une transformation de cette information floue en une information déterminée. Cette transformation est appelée défuzzification. De plus, on doit souvent prévoir un traitement du signal et la conversion digitale \ analogique [3].

#### a. Défuzzification par centre de gravité

La méthode de défuzzification la plus utilisée est celle de la détermination du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante  $\mu_{RES}(z)$ . Dans ce contexte, il suffit de calculer l'abscisse  $z^*$ . La fig. (III-15) montre le principe de défuzzification.

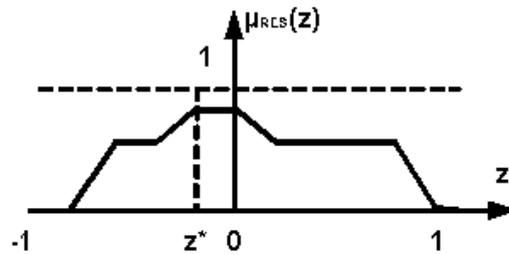


Fig. (III-15) : Défuzzification par centre de gravité.

L'abscisse de centre de gravité peut être déterminée à l'aide de la relation générale :

$$z^* = \frac{\int_{-1}^1 z \mu_{RES}(z) dz}{\int_{-1}^1 \mu_{RES}(z) dz}$$

Lorsque la fonction d'appartenance est composée par morceaux de droites, il est possible de faire les intégrations analytiquement. Avec les coordonnées  $z_j, \mu_j$  des points d'intersections des  $p$  segments de droites.

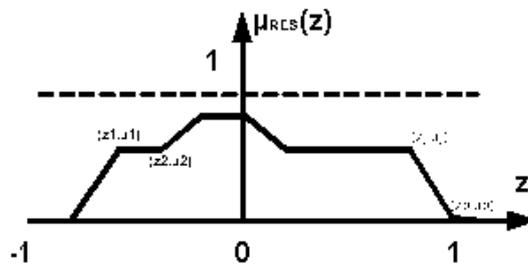


Fig. (III-16) : Défuzzification par centre de gravité.

L'abscisse du centre de gravité peut être calculé par la relation :

$$z^* = \frac{\sum_{j=1}^p (z_{j+1} - z_j) [(2z_{j+1} + z_j)\mu_{j+1} + (2z_j + z_{j+1})\mu_j]}{3 \sum_{j=1}^p (z_{j+1} - z_j) (\mu_j + \mu_{j+1})}$$

**N.B.** Cependant, la détermination des coordonnées  $z_j, \mu_j$  des points d'intersections qui doit être faite en temps réel avant l'élaboration de la relation 3.9, nécessite un temps de calcul non négligeable [3].

**b. Défuzzification par valeur maximum**

La défuzzification par centre de gravité exige en général une envergure de calcul assez importante. Par conséquent, il sera utile de disposer d'une méthode de défuzzification plus simple. Comme signal de sortie  $z^*$ , on choisit l'abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante  $\mu_{RES}(z)$  comme le montre la fig. (III-18).

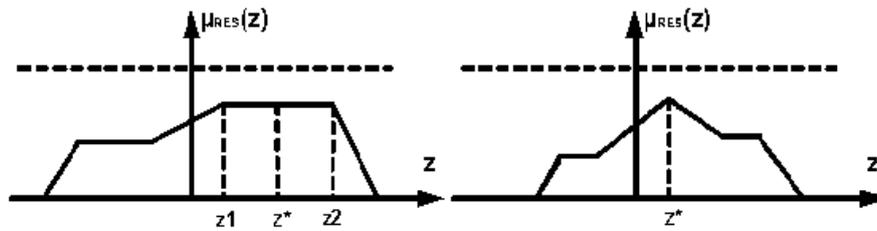


Fig. (III-17): défuzzification par valeur maximum.

Lorsque  $\mu_{RES}(z)$  est écrêté, toute valeur entre  $z1$  et  $z2$  peut être utilisée. Afin d'éviter cette indétermination, on prend la moyenne des abscisses du maximum. Cependant cette méthode présente un grand inconvénient : le signal de sortie  $z$  saute si la dominance change d'une fonction partielle à une autre [3].

### III.3. Diagnostic à base de la logique floue

#### III.3.1. Analyse spectrale (FFT)

Le diagnostic de défaut par la logique floue est basé sur l'analyse spectrale du courant statorique. Les fréquences qui apparaissent dans le spectre montrent la présence des défauts, les cassures des barres sont indiquées par l'équation suivante [2] :

$$f_b = (1 \pm 2kg).f_s$$

$g$  : Glissement

$f_s$  : Fréquence fondamentale.

$f_b$  : fréquence des barres

$K$  : 1,2,3...

La figure suivante présente l'analyse spectrale (FFT) du courant statorique pour les trois cas suivants :

- défaut de cassure d'une barre.
- défaut de cassure de deux barres.
- défaut de cassure de trois barres.

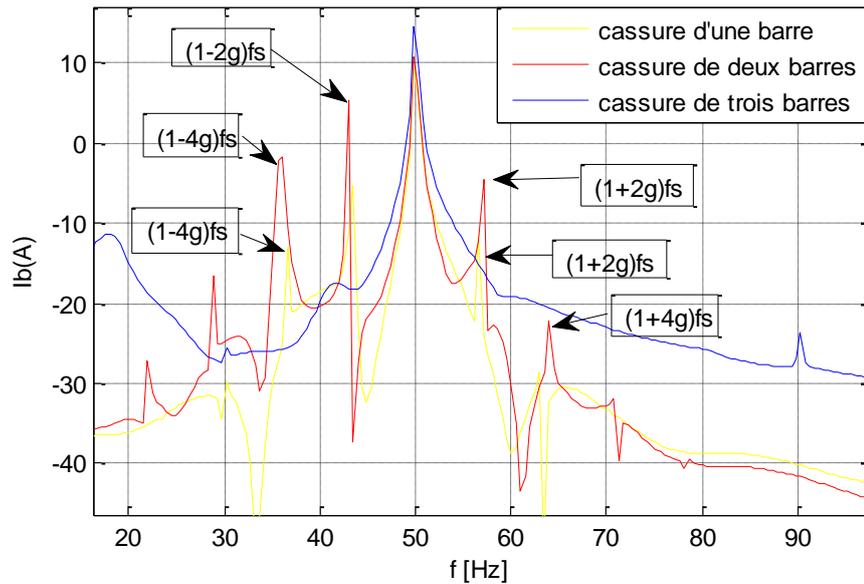


Fig. (III-18): le spectre des courants, cassure d'une barre, deux barres, trois barres.

### a) Fuzzification

Il y a deux harmoniques spectrales qui apparaissent lorsqu'il y a cassure d'une ou plusieurs barres. Ces harmoniques sont appelés aussi les bandes latérales, les amplitudes de ces harmoniques dépendent de différents paramètres tels que, le couple et la vitesse.

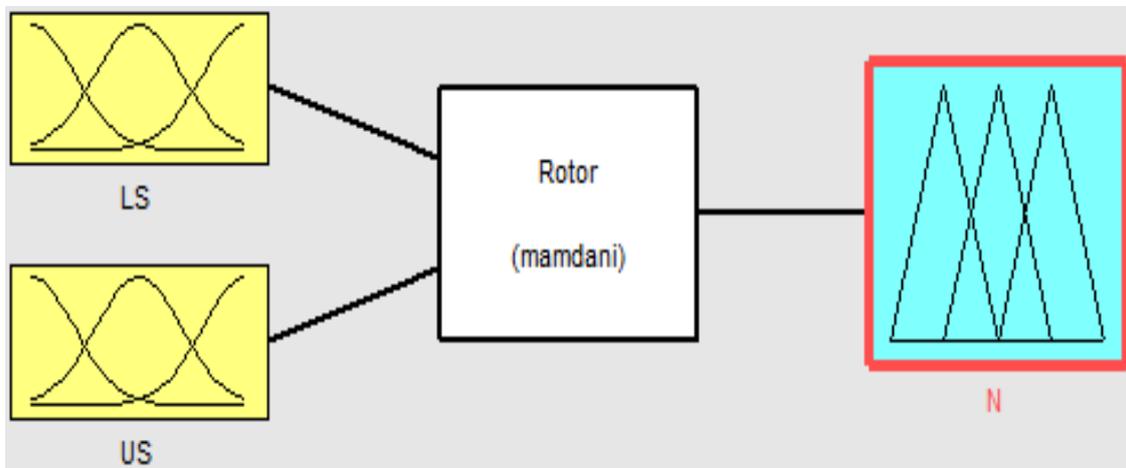
Cependant en général, les amplitudes de ces harmoniques augmente lorsque le nombre de barres rotorique cassé augmente [5]. Les amplitudes de ces harmoniques sont données en dB, sont désignés par la bande latérale inférieure (LS) et de la bande latérale supérieure (US).

En utilisant (LS) et (US) comme les entrées d'un système de diagnostic basé sur la logique floue, il est possible de détecter la présence des défauts des barres rotorique cassé dans une machine asynchrone à cage d'écureuil, et il est également possible de déterminer le nombre spécifique des barres rompus de rotor (figures 19-a-f). Le système pronostique des barres rotoriques est basé sur la logique floue, décrit ci-dessous, à deux entrées (LS et US) et une seule sortie (N), et il est basé sur les règles d'experts, qui donnent la connexion du (LS et US), ainsi que le nombre des barres brisées (N). Dans un système réel, il est possible d'utiliser un nombre relativement faible des règles.

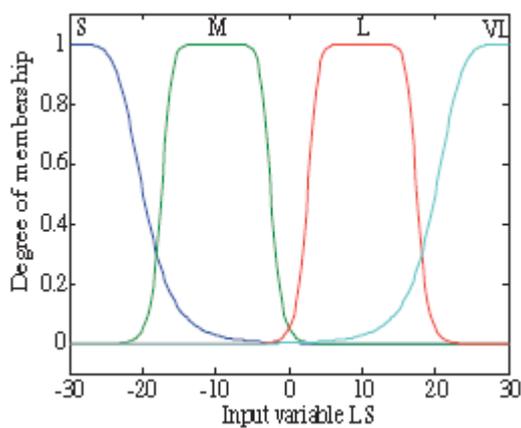
Les amplitudes des fréquences de cassure de barres (LS) et (US) ont été définies comme variables d'entrée dans le système de diagnostic. Par conséquent, les valeurs des variables d'entrée ont été traduites dans l'intervalle [-30.30].

Par conséquent les sept conditions qui sont prises en considération comme suit : sain (NO), naissance d'un défaut (IF), une barre cassée (O), un ou deux barres brisées (O-T), deux barres cassés (T), deux ou trois barres cassés (T-T), et trois barres cassés (TH). Ensuite nous avons

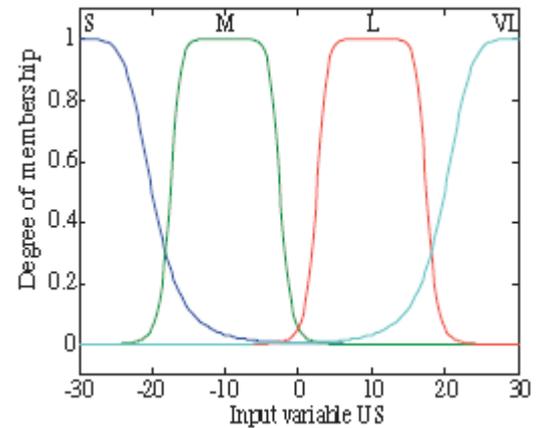
introduit les valeurs linguistiques des entrées qui sont définies comme suit : (très bas (S), moyen (M), grand (L), et très grande (VL)).



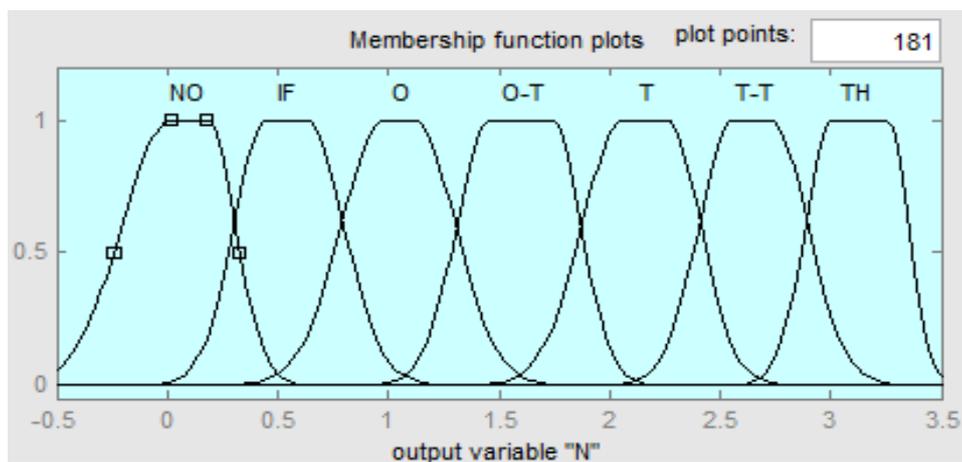
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. (III-18) : (a)structure générale d'un fichier FIS,(b) la bande latérale inférieure,(c) la bande latérale supérieure (d) la sortie( N ).

**b) Defuzzification**

La méthode centroïde a été utilisée pour defuzzification parce qu'il produit les meilleurs résultats [6]. D'après [5]. De nombreux types de fonctions d'appartenance ont été simulés et des fonctions en forme de gaussienne étaient choisies parce qu'ils donnent les meilleurs résultats d'erreur.

Seize règles ont été utilisées pour détecter les divers défauts du rotor, en tant que donnée dans le tableau (III-2).

1. Si (LS est S) et (US est S) alors (N est NO)	9. Si (LS est L) et (US est S) alors (N est O)
2. Si (LS est S) et (US est M) alors (N est IF)	10. Si (LS est L) et (US est M) alors (N est O-T)
3. Si (LS est S) et (US est L) alors (N est O)	11. Si (LS est L) et (US est L) alors (N est T)
4. Si (LS est S) et (US est VL) alors (N est O)	12. Si (LS est L) et (US est VL) alors (N est T)
5. Si (LS est M) et (US est S) alors (N est IF)	13. Si (LS est VL) et (US est S) alors (N est O-T)
6. Si (LS est M) et (US est M) alors (N est O)	14. Si (LS est VL) et (US est M) alors (N est T)
7. Si (LS est M) et (US est L) alors (N est O-T)	15. Si (LS est VL) et (US est L) alors (N est T-T)
8. Si (LS est M) et (US est VL) alors (N est O-T)	16. Si (LS est VL) et (US est VL) alors (N est TH)

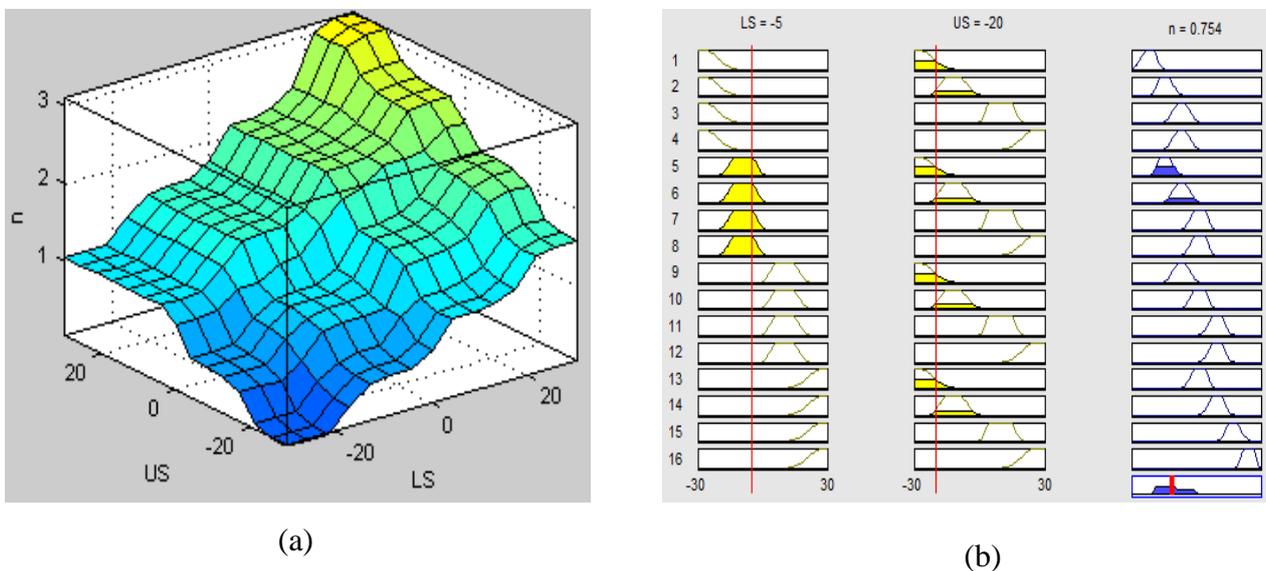
**Tableau (III-2) :** *tableau des règles reliant les entrées et les sorties*

Le système de diagnostic des défauts rotoriques qui est basé sur la logique floue a été testé et appliquée dans notre étude, qui est présentés dans le tableau suivant.

Entrée (LS)	Entrée (US)	Sortie (N)	État
-30	-24.8	0.036	(NO) Saine
-20	-5	0.559	(IF) naissance d'un défaut
-12	-7.91	1.02	(O) cassure d'une barre
-3.85	4.64	1.58	(O-T) cassure d'une ou deux barres
4.95	8.45	2.14	(T) cassure de deux barres
14.9	17.7	2.25	(T-T) cassure de deux ou trois barres
24.8	30	3.1	(T-H) cassure de trois barres

**Tableau (III-3) :** les relations entre les variables d'entrées et les sorties.

Par exemple, le LS = -20 dB et US = -5 dB valeur de sortie de 0,559 a été obtenue , ce qui correspond à la défaut naissant illustré à la figure 19-b . Les LS = 0 dB et US = 5 dB valeur de sortie de 1,74 ont également été obtenues, qui était due à 1 ou 2 barres brisées.



**Fig. (III-19) :** (a) la surface graphique, (b) affichage des règles.

#### **III.4. Conclusions**

Ce chapitre présente l'application de la technique de la logique floue pour la détection et la classification des défauts rotorique dans la machine asynchrone. Les défauts cassure des barres dans le rotor, sont détectés et caractérisés par rapports au spectre fréquentielle du courant statorique. Les résultats de la simulation de détection et de diagnostic de défaut sont affichés et commentés. La méthode appliquée a montré l'efficacité pendant que les résultats de la simulation correspondent aux prévus au système développé. Les résultats obtenus ont un grand degré de fiabilité, qui leur permet d'être employés comme outil de surveillance pour les machines asynchrone.