

## II.1 Introduction

La logique floue est un axe de recherche important sur lequel sont focalisés de nombreux scientifiques, car elle utilise la méthodologie du raisonnement humain, à la résolution des problèmes sans avoir besoin d'une modélisation mathématique.

Dans la théorie des ensembles classique, un élément ne peut avoir que deux états différents  $\{0,1\}$  alors qu'en logique floue, il peut admettre les deux propositions avec un degré de vérité pour chacune.

L'idée est de remplacer l'ensemble binaire  $\{0,1\}$  par un intervalle  $[0, 1]$  ceci permet des graduations dans l'appartenance d'un élément à une situation, ce qui permet la modélisation de l'observation humaine exprimée par des expressions linguistiques [13].

Dans le cadre de ce travail, on présentera dans ce deuxième chapitre un aperçu général sur l'historique, le domaine d'application et la théorie de la logique floue et ses principes de base. Ensuite, on montrera la description de la commande par logique floue avec ces différentes étapes de fuzzification, inférence et défuzzification et en fin les avantages et les inconvénients du réglage par la logique floue.

## II.2 Domaine d'application

L'approche de traitement des problèmes par la logique floue est différente de celle adoptée, à priori dans une démarche scientifique.

Elle est beaucoup plus pragmatique que déterministe. La décision en logique floue est basée sur la notion d'expertise qui permet de quantifier le flou à partir de connaissance à priori ou acquise antérieurement.

Les domaines d'application de la logique floue dans un processus de prise de décision s'imposent dans les cas suivants[14] :

- pour les systèmes complexes dans lesquels la modélisation est difficile voire impossible;
- pour les systèmes contrôlés par des experts humains ;
- quand l'observation humaine est à l'origine d'entrées ou de règles de contrôle du système ;
- pour les systèmes ayant de nombreuses entrées/sorties continues ou discontinues ;
- pour les systèmes ayant des réponses non linéaires ;

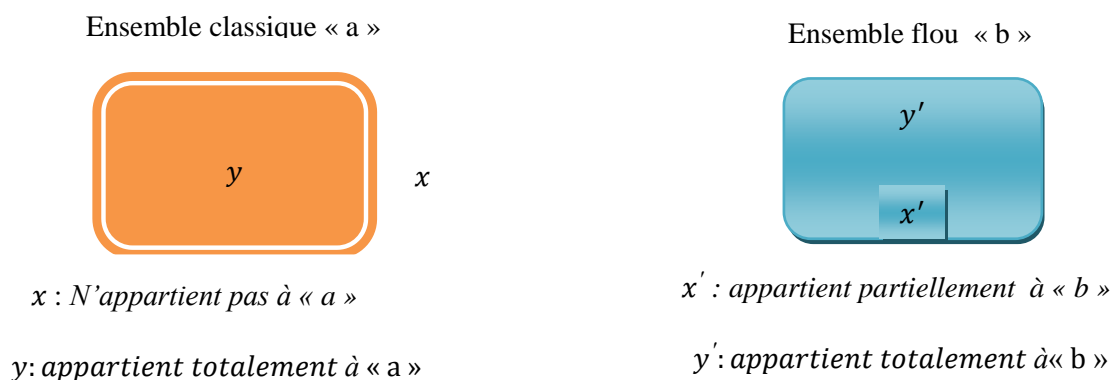
## II.3 Base de la logique floue

### II.3.1 Principe de base de la logique floue

Dans la théorie des ensembles conventionnels, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble, donc le degré d'appartenance d'un élément à un ensemble ne peut être que nul ou égal à l'unité.

Par contre dans la théorie des ensembles flous, un élément peut plus ou moins appartenir à un ensemble, le degré d'appartenance d'un élément à un ensemble flou peut prendre n'importe quelle valeur comprise dans l'intervalle  $[0,1]$ .

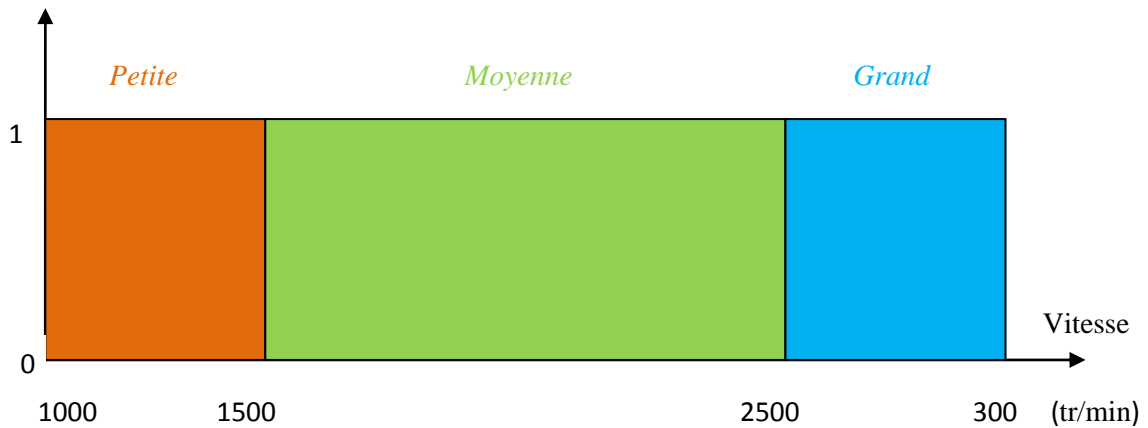
Ce qui différencie les deux théories provient des limites des ensembles définis. Dans la théorie classique les contours des ensembles sont « *nets* », tandis que pour les ensembles flous les contours sont *graduels*, ou encore *flous* comme l'illustre la figure (2.1) [15].



**Figure 2.1 :** Comparaisons d'un ensemble classique et d'un ensemble flou.

A ce titre, on associe aux ensembles classiques la logique binaire dite encore booléenne, et aux ensembles flous la logique floue. Ces deux logiques ne s'opposent pas, au contraire il apparaît comme nous le verrons plus loin, que la logique floue est une extension de la logique binaire pour laquelle les niveaux de vérité (degrés d'appartenance que l'on note  $\mu$ ), au lieu d'être vrai ou faux peuvent prendre des valeurs comprise entre 0 et 1.

Afin de mieux saisir la différence qui existe entre les deux logiques et de mettre en évidence le principe fondamental de la logique floue, présentons un exemple simple. On se propose de classer des vitesses en fonction de leurs valeurs en définissant, trois catégories (voir figure 2.2) :

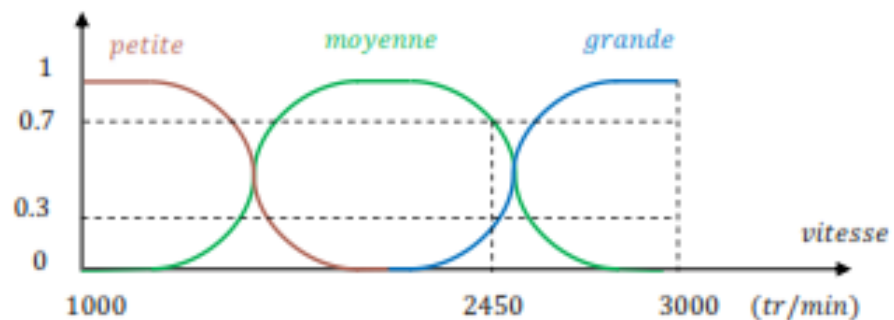


**Figure 2.2** : représentation des variables binaire

On constate que cette façon utilisée pour séparer les intervalles des vitesses est très éloigné de ce que fait l'être humain lorsqu'il analyse ce genre de situation. En effet, l'homme ne fait pas une distinction franche entre « petite » et « moyenne » par exemple. Il utilise des expressions telles que « *plutôt petite* » pour une vitesse légèrement inférieure à 1500(tr/min), et « *plutôt moyenne* » pour une vitesse juste supérieure à cette valeur.

Donc la logique classique présente bien l'avantage de la simplicité, mais elle est relativement éloignée de la logique utilisée par l'être humain.

Représentons le même problème à l'aide de la logique floue. Les variables ne sont plus de nature binaire mais peuvent prendre une infinité de valeurs possibles entre (0) et(1). La figure (2.3) [14] représente la classification considérée selon le principe de la logique floue.



**Figure 2.3** : Représentation des variables floues

Ce type de figure est appelé *fonction d'appartenance*, elle montre que les limites entre les trois catégories ne varient pas brusquement, mais illustre la gradualité introduite par la logique floue. Par exemple une vitesse de 2450 (tr/min) appartient à l'ensemble « grande » avec un degré de 0.3 et à l'ensemble « moyenne » avec un degré de 0.7.

La fonction d'appartenance est désignée par  $\mu_E(x)$ . L'argument  $x$  se rapporte à la variable linguistique, tandis que l'indice  $E$  indique l'ensemble concerné.

On peut résumer la terminologie utilisée par l'illustration suivante [14] :

**Tableau 2.1** : Terminologie de la logique floue

Variable linguistique	Vitesse
Terme linguistique (valeur de la variable linguistique)	« petite », « moyenne », « grande »
Ensemble flou (classe d'appartenance)	« petite », « moyenne », « grande »
Plage des valeurs de la variable linguistique	(1000, 1500, 2500,3000)
Fonction d'appartenance	$\mu_E(x) = a$ avec $0 \leq a \leq 1$
Degré d'appartenance	$a$

### II.3.2 Univers de discours

Un des premiers pas dans la conception d'un système flou est de définir l'ensemble de référence ou univers du discours pour chaque variable linguistique. Pour ces variables  $x$  on définit un ensemble  $i$  sur un univers de discours  $X$  par une fonction « degré d'appartenance »

$$\mu: X \rightarrow [0,100]$$

$$x \rightarrow \mu i(x)$$

*Par exemple :*

L'univers de discours est l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variable floue  $x$  et  $\mu i(x)$  est le degré d'appartenance de l'élément  $x$  à l'ensemble flou  $i$ .

Le pas suivant, est le choix des variables linguistiques qui déterminent son état, puis des règles linguistiques qui établissent les relations d'inférence entre ces variables. En général, les règles sont proposées par un expert. On partitionne ensuite le domaine de chaque variable linguistique en un ensemble de fonctions d'appartenance, qui expriment les valeurs de façon approximative : petit, moyen, grand, énorme par exemple [16].

### II.3.3 Variable linguistique

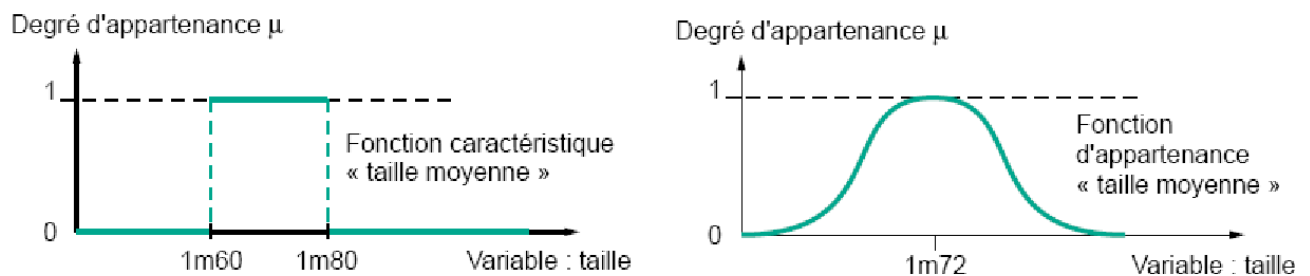
La description d'une certaine situation imprécise ou incertaine peut contenir des expressions floues comme : très grand, grand, moyen, petit, ...etc. Ces expressions forment les valeurs d'une variable  $x$ , appelée "linguistique", soumise à des fonctions appelées les fonctions d'appartenance.

### II.3.4 Fonctions d'appartenance

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

l'ensemble des personnes de « taille moyenne ». En logique classique, nous conviendrons par exemple que les personnes de taille moyenne sont celles dont la taille est comprise entre 1,60 m et 1,80 m. La fonction caractéristique de l'ensemble donne « 0 » pour les tailles hors de l'intervalle [1,60 m ; 1,80 m] et « 1 » dans cet intervalle.

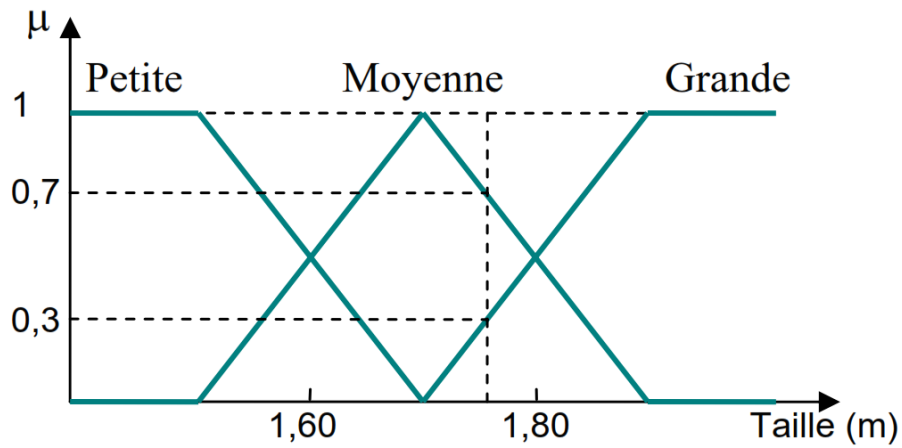
L'ensemble flou des personnes de « taille moyenne » sera défini par une « fonction d'appartenance » qui diffère d'une fonction caractéristique par le fait qu'elle peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle [0,1]. A chaque taille possible correspondra un « degré d'appartenance » à l'ensemble flou des « tailles moyennes » compris entre 0 et 1. La figure (2.4) fait une comparaison entre fonction caractéristique et fonction d'appartenance [17].



**Figure 2.4 :** Comparaison entre fonction caractéristique et fonction d'appartenance

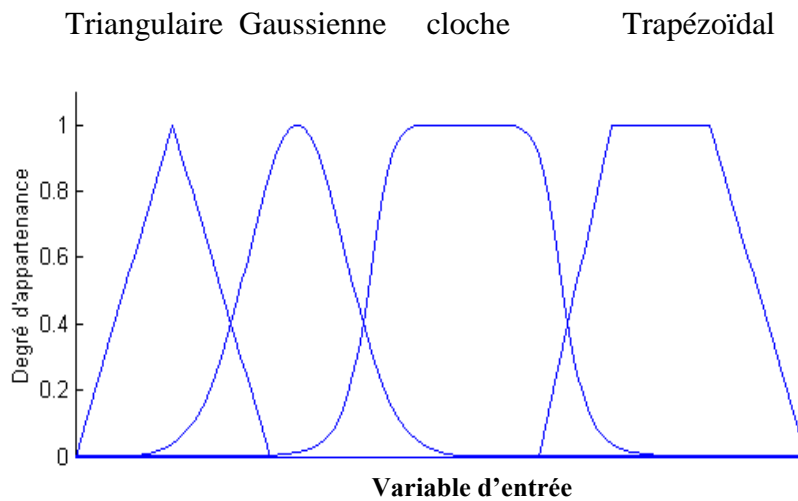
Plusieurs ensembles flous peuvent être définis sur la même variable, par exemple les ensembles « taille petite », « taille moyenne » et « taille grande », notions explicitées chacune par une fonction d'appartenance.

La figure (2.5) montre la gradualité que permet d'introduire la logique floue. Une personne de 1,75m 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. Variables et termes linguistiques peuvent être utilisés directement dans des règles.



**Figure 2.5 : Fonctions d'appartenance de la variable Taille**

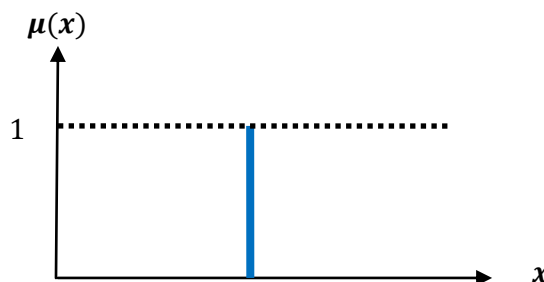
Quelques formes des fonctions d'appartenance sont illustrées sur la Figure (2.6) [14].



**Figure 2.6 : Exemple de fonctions d'appartenance**

Pour certaines situations, les fonctions d'appartenance sont égales à l'unité pour une seule valeur de la variable et égale à 0 pour les autres comme le montre la figure (2.7) [14].

Elles prennent alors le nom de « *fonction d'appartenance singleton* ». Elle correspond dans le domaine flou à une valeur particulière de cette variable.



**Figure 2.7 : Fonction d'appartenance singleton**

### II.3.5 Opérateurs de la logique floue

La description d'une situation où il y a plus qu'une variable qui intervient, nécessite l'utilisation des opérateurs logique tels que : "ET", "OU", et "NON".

Dans la théorie de la logique floue l'opérateur "ET" correspond à l'opération "Minimum", "OU" à l'opération "Maximum", et "NON" au complément à un.

L'analogie d'utilisation de ces opérateurs dans les deux logiques classique et floue est sur le Tableau 2.2

**Tableau 2.2 :** Application des opérateurs dans les deux ensembles.

	Logique classique	Logique floue
$C=A \text{ ET } B$	$C=A \cap B$	$\mu_C(x) = \text{Min} (\mu_A(x), \mu_B(x))$
$C=A \text{ OU } B$	$C=A \cup B$	$\mu_C(x) = \text{Max} (\mu_A(x), \mu_B(x))$
$C=\text{NON } A$	$\bar{C} = \bar{A}$	$\mu_C(x) = 1 - \mu_A(x)$

Avec : A, B, C : ensembles

#### II.3.5.1 Opérateur ET (Intersection floue)

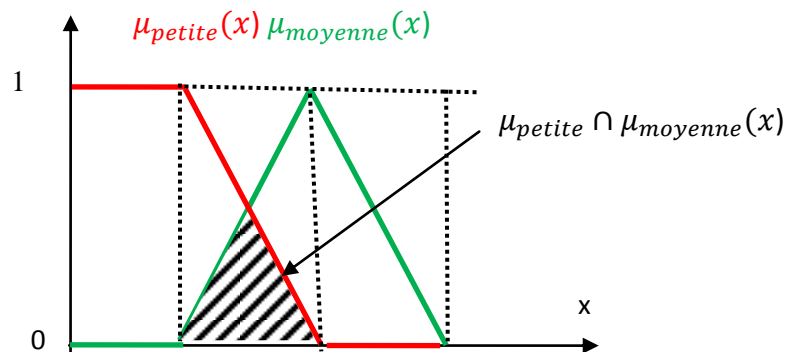
Le sous-ensemble flou, correspondant à l'intersection des sous-ensembles E et F est défini par les éléments  $x$  de l'univers de discours UD qui appartiennent à E et à F.

Dans la logique floue, l'opérateur ET peut être exprimé par :

$$\mu_{E \cap F}(x) = \min \{ \mu_E(x), \mu_F(x) \} \quad \forall x \in UD \quad (2.1)$$

$$\mu_{E \cap F}(x) = \mu_E(x), \mu_F(x) \quad \forall x \in UD \quad (2.2)$$

Ou bien



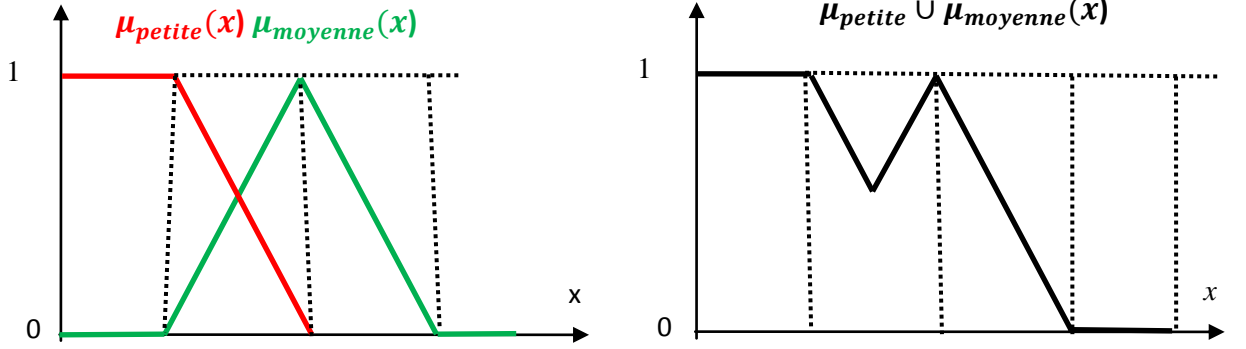
**Figure 2.8 :** Intersection des sous ensembles flous « petit » et « moyenne » pour la variable linguistique (Taille).

### II.3.5.2 Opérateur OU (Union floue)

Le sous-ensemble flou correspondant à l'union des sous-ensembles E et F est un sous-ensemble de l'univers de discours UD défini par tous les éléments  $x$  de UD qui appartiennent ou bien à E ou bien à F, ce que l'on note  $(E \cup F)$ . L'opérateur OU est généralement réalisé par la formation du maximum, que l'on exprime comme suit :

$$\mu_{E \cup F}(x) = \max\{\mu_E(x), \mu_F(x)\} \quad \forall x \in UD \quad (2.3)$$

$$\mu_{E \cap F}(x) = \mu_E(x) + \mu_F(x) \quad \forall x \in UD \quad (2.4)$$



a) partition floue de l'univers de discours

b) Ensemble flou : « TP ou TM »

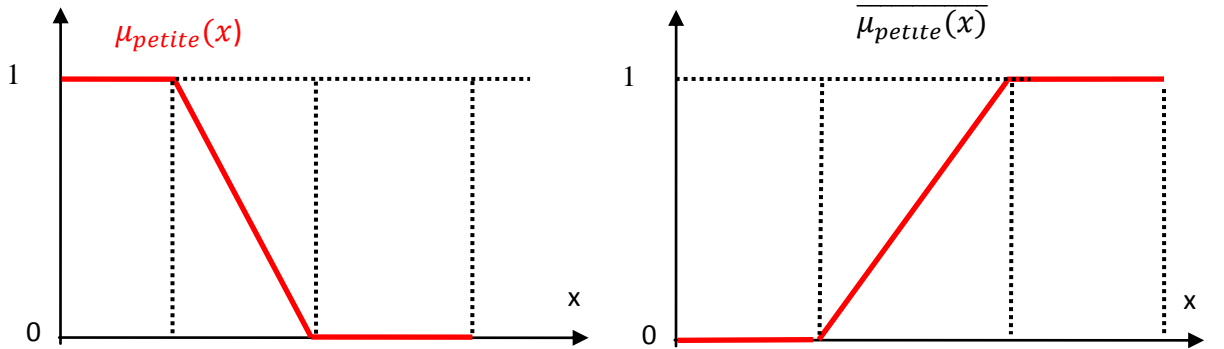
**Figure 2.9 :** Union des sous-ensembles flous « petit » et « moyenne » pour la variable linguistique (Taille).

### II.3.5.3 Opérateur NON (complémentation floue)

Comme l'illustre la figure (2.10), le sous-ensemble flou complémentaire du sous-ensemble E est un sous-ensemble de l'univers de discours UD défini par les éléments  $x$  de l'UD qui n'appartiennent pas au sous-ensemble flou E. On peut exprimer ça par :

$$\mu_{\bar{E}}(x) = 1 - \mu_E(x) \quad \forall x \in UD \quad (2.5)$$

Le complément flou représente l'opération NON de la logique classique au sens flou.



**Figure 2.10 :** Complémentation de sous-ensemble flou « petite »



## II.4 Règles d'inférence floue

Les systèmes basés sur la logique floue utilisent pour prendre des décisions la connaissance humaine présentée sous forme de règles floues, appelées aussi règles d'inférence. Elles sont exprimées sous la forme :

**SI** (*prémisse*) **ALORS** (*conclusion*)

Nous aurons par exemple :

**Si** (*pression forte ET température élevée*) **ALORS** (*ouverture vanne grande*)

Une règle floue est donc une combinaison entre une condition, nommée *prémisse* ou *prédicat* qui peut dépendre de plusieurs variables liées entre elles par des opérateurs ET, OU, NON et une *conclusion* ou *conséquence*. Les prémisses et conclusions forment des propositions floues exprimées par une conjonction ou une disjonction de prédicats, les conclusions sont obtenues par implication des propositions floues.

Ainsi en logique floue, on interprète la règle suivante : SI  $x$  est E ALORS  $y$  est F par le fait que si la variable floue  $x$  appartient au sous-ensemble E avec un degré d'appartenance  $\mu_E(x)$ , alors  $y$  appartient au sous-ensemble flou F avec un degré d'appartenance  $\mu_F(x)$ , qui dépend de la validité  $\mu_E(x)$ , de la prémisse. Plus généralement, l'expertise est donnée sous forme d'un ensemble de  $U$  règles, désigné par le terme de système d'inférence flou (SIF), présenté par une énumération du type :

**SI** [(prédicat 1) **ET/OU** (prédicat 1') **ET/OU**.....] **ALORS** (conclusion 1) **OU**  
**SI** [(prédicat 2) **ET/OU** (prédicat 2') **ET/OU**.....] **ALORS** (conclusion 2) **OU**  
 ....  
 .....**OU**  
**SI** [(prédicat Z) **ET/OU** (prédicat Z') **ET/OU**.....] **ALORS** (conclusion Z) **OU**

L'opérateur OU n'est pas utilisé dans les conclusions car il introduirait une incertitude dans la connaissance, l'expertise ne permettrait pas de déterminer quelle décision à prendre [18]. De même, l'opérateur NON n'est pas employé, en effet si une règle avait par exemple la conclusion : «*ALORS pression NON forte*», il serait impossible de dire si cela signifie «*pression faible*» ou «*pression moyenne*», cela serait encore un cas d'incertitude. Quatre étapes sont donc nécessaires pour obtenir la conclusion finale :

- Le calcul des propositions ;
- Le calcul des relations ;
- Les compositions des règles avec les faits observés ;
- L'agrégation des conclusions des règles.

## II.5 Description d'une commande par la logique floue

La logique floue est principalement utilisée dans les domaines de prise de décision, de reconnaissance des formes, de modélisation et de commande des procédés. La commande ou la régulation des systèmes est le domaine industriel de la logique floue le plus exploité. On distingue trois structures majeures de régulateurs à logique floue (RLF) [19].

- La structure pure ;
- La structure de Takagi-Sugeno-Kang (TSK) ;
- La structure de Mamdani ou le modèle « fuzzification - defuzzification » ;

### ❖ La structure pure

Dans la structure pure les variables d'entrée et de sortie du RLF sont des variables floues ou linguistiques. Ceci constitue un handicap étant donné que les entrées et les sorties des régulateurs des systèmes réels sont des variables réelles ou numériques.

### ❖ La structure de Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

La structure TSK résout ce problème par une simple transformation des variables linguistiques en variables réelles. L'inconvénient de cette structure est que le conséquent de chaque règle soit une formule mathématique.

#### *Les règles de Takagi Sugeno*

La première partie d'une règle de type Takagi Sugeno est similaire à celle de Mamdani tandis que la deuxième est une fonctionnelle.

La forme typique de cette règle s'écrit donc :

**Si**  $x_1$  est  $E_1$  (et)  $x_2$  est  $E_2$  (et) ..... (et)  $x_m$  est  $E_m$  **Alors** :  $u_1 = f_1(x_1, \dots, x_m), u_2 = f_2(x_1, \dots, x_m), \dots, u_n = f_n(x_1, \dots, x_m),$

Où  $f_1, \dots, f_n$  sont des fonctions réelles, théoriquement elles peuvent être linéaires ou non linéaires mais l'implémentation de la méthode exige qu'elles doivent être des fonctions linéaires.

### ❖ La structure de Mamdani

Mamdani s'est proposé une interface de défuzzification (défuzzificateur) à la sortie de la structure pure.

Le fuzzificateur transforme les variables réelles d'entrée en variables linguistiques floues, tandis que le défuzzificateur effectue l'opération inverse. La structure de Mamdani est devenue le modèle standard du RLF le plus utilisé dans la régulation des systèmes.

### Les règles de Mamdani

La forme typique d'une règle Mamdani s'écrit :

**Si**  $x_1$  est  $E_1$  (et)  $x_2$  est  $E_2$  (et) ..... (et)  $x_m$  est  $E_m$  **Alors** :  $u_1$  est  $S_1$  ,  $u_2$  est  $S_2$  , ...,  $u_n$  est  $S_n$

Ou :  $x_1, \dots, x_m$  : les variables d'entrées

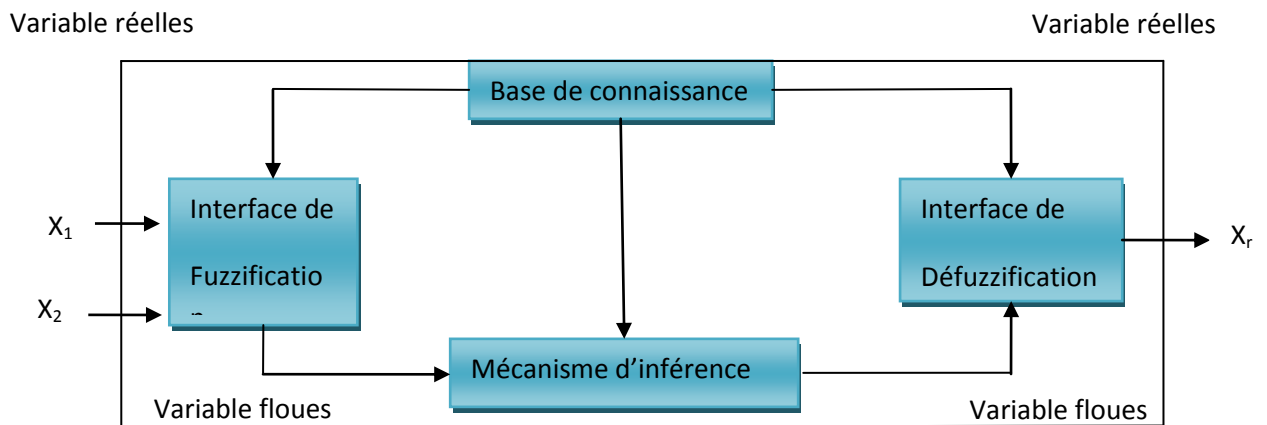
$u_1, \dots, u_n$  est : les variables de sortie

$E_1, \dots, E_m, S_1, \dots, S_n$  **Alors** : ensembles flous

(Est): signifier l'appartenance

Comme l'illustre la figure (2.11) [19], l'architecture de Mamdani est constituée de quatre parties essentielles à savoir :

- L'interface de fuzzification (le fuzzificateur) ;
- La base de connaissance ;
- Le mécanisme d'inférence ou l'évaluation de règles ;
- L'interface de défuzzification (le défuzzificateur).



**Figure 2.11** : Structure de base d'un contrôleur flou

Comme le système à commander ne reçoit que des valeurs déterministes (non-floues), un RLF devrait convertir les valeurs déterministes à son entrée en valeurs floues, les traiter avec les règles floues et reconvertir le signal de commande de valeurs floues en valeurs déterministes pour appliquer au procédé. Les rôles de chaque bloc peuvent être résumés dans les paragraphes suivant [19] :

### II.5.1 Interface de fuzzification

Le bloc de fuzzification effectue les fonctions suivantes :

- ✚ établit les plages de valeurs pour les fonctions d'appartenance à partir des valeurs des variables d'entrées ;
- ✚ effectue une fonction de fuzzification qui convertit les données d'entrée en valeurs linguistiques convenables qui peuvent être considérées comme l'étiquette des ensembles flous. Cette opération doit être effectuée dans un domaine normalisé généralement par l'intervalle  $[-1, 1]$  afin de faciliter le calcul.

### II.5.2 Base de connaissance

Le bloc base de connaissance comporte une connaissance dans le domaine d'application et le résultat de commande prévu. Il consiste en « *base de données* » et en « *base de règles linguistiques (floues) de commande* » :

- ✚ La base de données effectue des définitions qui sont nécessaires pour établir les règles de commande et manipuler les données floues dans un RLF ;
- ✚ La base de règles représente la stratégie de commande et le but désiré par le biais des règles de commande linguistiques.

### II.5.3 Mécanisme d'inférence

Le bloc inférence est le cœur d'un RLF, il possède la capacité de simuler les décisions humaines et de déduire les actions de commande floue à l'aide de l'implication floue et des règles d'inférence dans la logique floue. Le traitement numérique des règles d'inférence qui permet d'obtenir la sortie linguistique ou floue du régulateur se fait par différentes méthodes, on cite principalement [20] :

- La méthode d'inférence max-min ;
- La méthode d'inférence max-produit ;
- et la méthode d'inférence somme-produit.

Chacune de ces trois méthodes utilise un traitement numérique propre des opérateurs de la logique floue :

- ✚ Pour la méthode d'inférence max-min, l'opérateur ET est réalisé par la formation du minimum, l'opérateur OU est réalisé par la formation du maximum, et ALORS, (l'implication) est réalisée par la formation du minimum.

- ✚ Pour la méthode d'inférence max-produit, l'opérateur ET est réalisé par la formation du produit, l'opérateur OU est réalisé par la formation du maximum, et ALORS (l'implication) est réalisée par la formation du produit.
- ✚ Pour la méthode d'inférence somme-produit, on réalise au niveau de la condition, l'opérateur ET par la formation de la somme (valeur moyenne), et l'opérateur ET par la formation du produit. Pour la conclusion, l'opérateur ALORS est réalisé par un produit.

Dans le cas de la méthode somme-produit, les actions des différentes règles sont liées entre elles par l'opérateur OU qui est réalisé par la formation de la moyenne arithmétique (somme moyenne). Cette méthode d'inférence est particulièrement avantageuse par rapport aux autres et nécessite une envergure de calcul relativement restreinte.

La fonction résultante dans ce cas peut être donnée comme suit [21] :

Si on a 2 variables d'entrées  $(x_1, x_2)$ , la fonction résultante de U règles pour la variable de sortie,  $x_r$  sera :

$$\mu_{RES}(x_r) = \frac{(\mu_{R1}(x_r) + \mu_{R2}(x_r) + \dots + \mu_{RZ}(x_r))}{Z} \quad (2.6)$$

Où

$$\mu_{Ri}(x_r) = \mu_i(x_1) \cdot \mu_i(x_2) \cdot \mu_{0i}(x_r) = \mu_{ci} \mu_{0i}(x_r); \quad i = 1, 2, \dots, Z \quad (2.7)$$

Avec

$\mu_{Ri}(x_r)$  : Est la fonction d'appartenance partielle de chaque règle ;

$\mu_{ci}$  : Est le degré de vérification de la  $i^{ème}$  règle ou condition ;

$\mu_{0i}(x_r)$  : Est la fonction d'appartenance de la sortie qui correspond à la  $i^{ème}$  règle ;

$\mu_i(x_1), \mu_i(x_2)$  : Sont les facteurs d'appartenance des deux variables linguistiques aux deux ensembles flous de la  $i^{ème}$  règle, pour deux valeurs données de  $x_1, x_2$ ;

Z : est le nombre de règles.

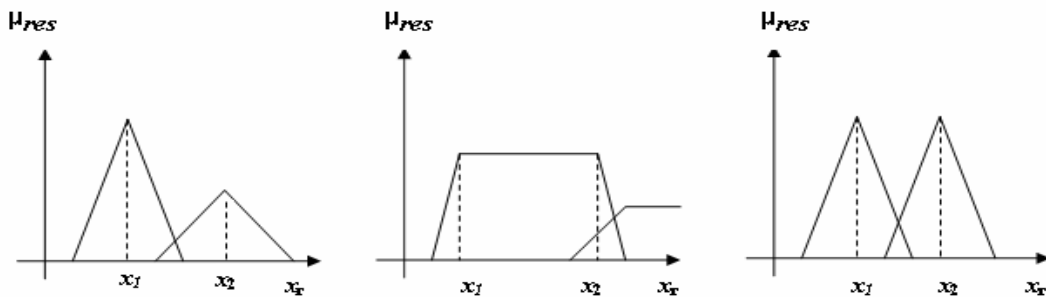
#### II.5.4 Interface de défuzzification

La défuzzification consiste à déduire une valeur numérique précise de la sortie du régulateur ( $x_r$ ) à partir de la conclusion résultante floue  $\mu_{RES}(x_r)$  issue de l'opération d'inférence. Les méthodes couramment utilisées sont :

- La méthode du maximum ;
- La méthode de centre de gravité ;
- La méthode des surfaces ;
- La méthode des hauteurs.

#### II.5.4.1. Méthode du maximum

La sortie correspond à l'abscisse du maximum de la fonction d'appartenance résultante. Trois cas peuvent produire [22] :



**Figure 2.12 :** Défuzzification par valeur maximum.

- Dans le premier cas il n'y a pas de problèmes (car le maximum est  $x_1$ ).
- Dans les deux autres cas, une ambiguïté apparaît. Il n'y a pas de règle générale sur la décision à prendre. Certains opérateurs préféreront prendre la plus petite sortie, d'autres la plus grande et d'autres une valeur entre  $x_1$  et  $x_2$  (uniquement pour le deuxième cas de la figure 2.12).

#### II.5.4.2 La méthode du centre de gravité

Cette méthode donne généralement de meilleurs résultats malgré l'exigence d'une grande puissance de calcul. Elle consiste à prendre comme décision à la sortie l'abscisse ( $x_{Gr}$ ) du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante  $\mu_{RES}(x_r)$  [22].

Cette abscisse est déterminée par la relation suivante :

$$x_{Gr} = \frac{\int_{-1}^1 x_r \mu_{RES}(x_r) dx_r}{\int_{-1}^1 \mu_{RES}(x_r) dx_r} \quad (2.8)$$

Dans le cas de la méthode d'inférence somme-produit, on peut simplifier l'expression de  $\mu_{RES}(x_r)$ . En effet, selon la relation (2.6) on a :

$$\mu_{RES}(x_r) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \mu_{ci} \mu_{oi}(x_r) \quad (2.9)$$

D'autre part, l'intégrale du dénominateur de (2.8) peut être simplifiée ainsi :

$$\int_{-1}^1 \mu_{RES}(x) dx_r = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \mu_{ci} \int_{-1}^1 \mu_{0i}(x_r) dx_r = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \mu_{ci} s_i \quad (2.10)$$

Où  $s_i$  est la surface de la fonction d'appartenance du sous-ensemble floue de  $x_r$  correspondant à la  $i^{ème}$  règle. Pour ce qui est de l'intégrale du numérateur de (2.9), on peut la simplifier de la manière suivante :

$$\int_{-1}^1 x_r \mu_{RES}(x_r) dx_r = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \mu_{ci} \int_{-1}^1 x_r \mu_{0i}(x_r) dx_r = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \mu_{ci} x_{Gi} s_i \quad (2.11)$$

Où  $x_{Gi}$  est l'abscisse du centre de gravité de la surface  $s_i$ .

On obtient finalement l'abscisse du centre de gravité de  $\mu_{RES}(x_r)$  qui définit la commande ou l'action normalisée:

$$x_{Gi} = \frac{\sum_{i=1}^Z \mu_{ci} x_{Gi} s_i}{\sum_{i=1}^Z \mu_{ci} s_i} \quad (2.12)$$

## II.6. Avantages et inconvénients du réglage par logique floue

### II.6.1. Avantages

Le réglage par logique floue présente les avantages suivants :

- ❖ Le non nécessité de la modélisation du système.
- ❖ La possibilité d'implémenter des connaissances linguistiques de l'opérateur du processus.
- ❖ La maîtrise du système à régler avec un comportement complexe (systèmes non linéaire et Difficile à modéliser).
- ❖ La disponibilité de système de développement efficace, soit par microprocesseur ou PC, soit par circuits intégrés.

### II.6.2. Les inconvénients

- ❖ Le manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix de grandeur mesurée).
- ❖ détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification).
- ❖ L'approche artisanale et asymptotique (implantation des connaissances de l'opérateur souvent difficile).
- ❖ L'impossibilité de la démonstration de la stabilité du circuit de réglage en

toute généralité (en l'absence d'un modèle valable).

- ❖ La cohérence des inférences non garanties (possibilité d'apparition de règles d'inférences contradictoires).

## **II.7 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté la structure interne, la structure externe et le principe de la logique floue. Nous avons ainsi montré les différentes définitions de fonctions d'appartenances, règles d'inférences, méthodes d'inférences et la défuzzification. Ces spécifications nous permettront de bien comprendre la nature du contrôle flou et nous aiderons à faire le choix entre les différentes configurations possibles. Mais le choix de paramètres reste toujours difficile à effectuer pour garantir de bonnes performances, cela constitue toujours un axe de recherche actif.