

### III.1.HISTORIQUE:

Les racines de la logique floue se trouvent dans le principe d'incertitude de Heisenberg. Dans les années 20. Les physiciens ont introduit la troisième valeur  $\frac{1}{2}$  dans le système logique bivalent  $\{0,1\}$ . Pourquoi  $\frac{1}{2}$  ? Parce que c'est la valeur de vérité de tous les paradoxes. La logique classique interdit tous les paradoxes par ses axiomes.

Au début des années 30, le logicien polonais **Jan Lukasiewicz** a développé le système logique avec trois valeurs puis l'a étendu à tous les nombres rationnels entre 0 et 1. Il a défini la logique floue comme une logique qui utilise la fonction générale de vérité qui peut prendre toutes les valeurs entre 0 (faux) et 1 (vrai).

Dans les années 30, **Max Black** a appliqué la logique floue aux ensembles d'éléments ou de symboles. Il a appelé imprécision l'incertitude de ces ensembles. Il a dessiné la première fonction d'appartenance d'un ensemble floue. [19]

En 1965 **Lotfi Zadeh** a publié l'article "fuzzy sets" dans lequel il a développé la théorie des ensembles flous et introduit le terme fuzzy dans la littérature technique. C'est le début des tentatives de modélisation des systèmes par des relations floues. Les premières investigations de Zadeh étaient l'utilisation de la logique pour représenter une approche "système expert" au réglage automatique, où la règle de commande est remplacée par des règles floues. [19]

Les premiers résultats en commande floue ont été publiés par **Mamdani** et **Assilian** en 1975. Ce qui a encouragé différentes activités en Angleterre, au Danemark et en France.

Après 1980, les recherches s'arrêtent en Europe mais les japonais les reprennent. Leur industrie a lancé de nombreux produits basés sur la logique floue, notamment des appareils électroménagers et du matériel audio-visuel. Actuellement, la logique floue est considérée comme un outil de base au Japon. [19]

### III.2 Introduction:

L'incertitude, l'imprécision, sont inhérents à certains types d'informations traitées ou échangées par l'homme avec son environnement. Comme le précisait Zadeh, le raisonnement humain utilise couramment des étiquettes floues, "la température est élevée", "le ciel est gris",... Ce trait de caractéristique différencie l'intelligence humaine de l'intelligence artificielle.

D'une manière plus précise, la théorie des ensembles flous est l'outil indispensable de formalisation mathématique de l'analyse humaine face à un système complexe, et des résultats

de cette analyse. Elle intéresse des domaines très variés tant scientifiques que techniques en facilitant souvent l'intégration de l'interprétation humaine d'un problème. [20]

Le jugement humain intervient lorsqu'il n'est pas possible ou plus significatif de quantifier numériquement un phénomène ou un état sans dénaturer sa signification par rapport à son contexte. La beauté d'une image et le confort d'une automobile ne sont pas mesurables par des moyens classiques. De même, la distance à un obstacle sur une chaussée peut être mesurée avec précision, mais la signification de cette mesure n'est pas la même pour un piéton que pour un automobiliste. [20]

Ces phénomènes sont encore accentués, lorsqu'à l'issue d'une analyse ou d'une résolution de problème, il faut transmettre l'information à un homme ou à une machine pour une décision finale.

L'homme apprécie, sous forme de qualificatifs nuancés, un état par rapport à son environnement et un phénomène dynamique par des tendances.

Le but de ce chapitre est de représenter un premier temps un bref rappel sur les ensembles flous et un aperçu général sur la logique floue, ainsi que son application pour le réglage de la vitesse de la machine asynchrone triphasée par un remplacement du régulateur classique de vitesse de commande par linéarisation entrée sortie par un régulateur flou [21].

### **III.2.1 LES SOUS-ENSEMBLES FLOUS :**

Une des notions fondamentales dans les mathématiques est la notion d'ensemble. La théorie des ensembles a été créée par le mathématicien allemand Georg Cantor.

Il a défini les ensembles comme de la collection d'objets. Un ensemble peut être défini, discret ou continu. Nous pouvons le décrire de trois manières différentes :

1. En donnant une liste de ses éléments.

Par exemple :  $E = \{a, b, c, d, e\}$  est un ensemble fini, qui contient cinq éléments. Ces éléments appartiennent à cet ensemble et cela peut être noté :

$a \in E, b \in E, \dots, e \in E$ . la relation inverse est notée :  $x \notin E$ .

2. En donnant une propriété pour l'appartenance.

Si  $P(x)$  est un prédicat qui énonce que l'élément  $x \in a$  a la propriété  $P(x)$ , alors l'ensemble de tous les  $x$  avec cette propriété est noté comme :  $E = \{x / P(x)\}$ .

3. En définissant la fonction caractéristique pour tous les éléments  $x$  de l'univers du discours  $U$ . L'univers du discours est l'ensemble référentiel qui contient tous les

éléments qui sont en relation avec le cotexte donné. La fonction caractéristique de l'ensemble E,  $\mu_E : \{0,1\}$  est défini comme :

$$\begin{aligned} &1 && \text{si } x \in E \\ &0 && \text{si } x \notin E \end{aligned}$$

Nous allons voir que, dans la théorie des ensembles flous, cette fonction s'appelle **fonction d'appartenance**.

Un exemple simple d'ensembles flous est la classification des personnes selon leur âge en trois ensembles : jeune, moyen et vieux. La façon d'établir cette classification est présentée à la figure (III.1)

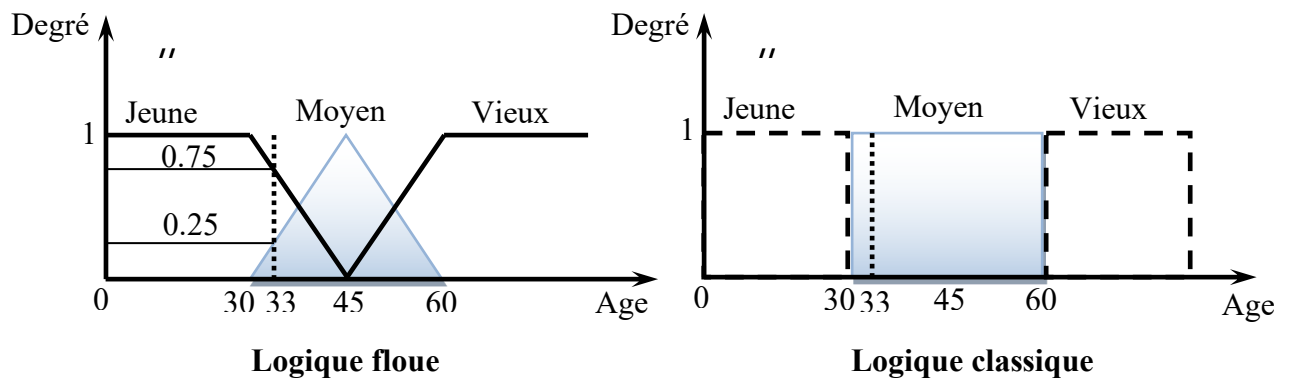


Fig. (III.1) : Classification des ensembles flous

Cette figure montre que les limites entre ces trois groupes ne varient pas soudainement, mais progressivement. Par exemple, une personne de 33 ans appartient à l'ensemble "jeune" avec une valeur  $\mu=75$  de la *fonction d'appartenance* et à l'ensemble "moyens" avec une valeur  $\mu=0.25$ . La figure (III.1) donne donc le *degré d'appartenance* d'une personne, selon son âge, à un certain *ensemble flou*. Pour cette raison, ce type de figure s'appelle une fonction d'appartenance. On peut ainsi résumer la terminologie dans l'illustration suivante [21] :

- Variable linguistique* : Âge
- Valeur d'une variable linguistique* : Jeune, Moyen, Vieux, ...
- Ensembles flous* : "jeune", "moyen", "Vieux", ...
- Plage de valeurs* : (0, 30, 45, 60, ...)

Fonction d'appartenance :  $\mu_E(x) = a \quad 0 \leq a \leq 1$

Degré d'appartenance :  $a$

L'univers de discours est l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variable floue  $x$  et  $\mu_E(x)$  est le degré d'appartenance de l'élément  $x$  à l'ensemble flou  $A$  figure (III.1) [22].

**III.2.2 Différentes formes pour les fonctions d'appartenance :**

On peut utiliser pour les fonctions d'appartenance des formes différentes figure (III.2)

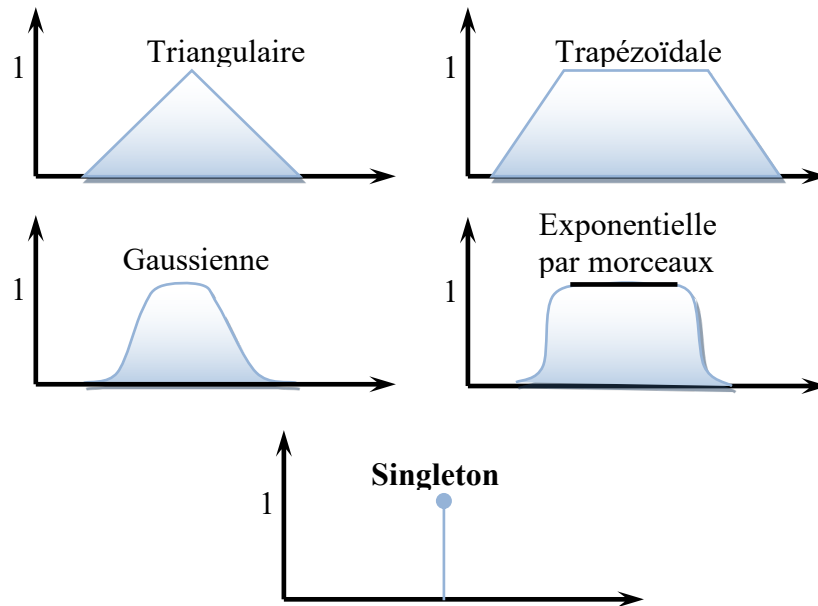


Fig. (III.2) : Différentes formes pour les fonctions d'appartenance[21]

Dans un domaine discret  $X = \{x_i / i = 1, 2, \dots, n\}$  ou continu  $X$ , un ensemble flou  $A$  peut être défini par un ensemble de paires : degré d'appartenance / élément :

$$A = \mu_A(x_1) / x_1 + \mu_A(x_2) / x_2 + \dots + \mu_A(x_n) / x_n = \sum_{i=1}^n \mu_A(x_i) / x_i \quad \text{cas } \textit{Discret} \tag{III.2}$$

$$A = \int_x \mu_A(x) / x \quad \text{cas } \textit{Continu}$$

Dans un domaine continu, les ensembles flous sont définis analytiquement par leurs fonctions d'appartenance. Nous trouvons dans la littérature des formes variées pour les fonctions d'appartenance floues [23]

- Fonction d'appartenance trapézoïdale

$$\mu(x; a, b, c, d) = \max\left(0; \min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right)\right) \tag{III.3}$$

Où  $a, b, c$  et  $d$  sont les coordonnées des apex du trapèze. Si  $b = c$ , nous obtenons une fonction d'appartenance triangulaire.

- Fonction d'appartenance exponentielle par morceaux

$$\mu(x; c_g, c_d, w_g, w_d) = \begin{cases} \exp\left(-\left(x - c_g / 2w_g\right)^2\right) & \text{si } x < c_g \\ \exp\left(-\left(x - c_d / 2w_d\right)^2\right) & \text{si } x > c_d \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

Où  $c_g$  et  $c_d$  sont les limites gauche et droite, respectivement ; et  $w_g, w_d$  sont les largeurs gauche et droite, respectivement. Pour  $c_g = c_d$  et  $w_g = w_d$

- la fonction d'appartenance gaussienne est obtenue.

$$\mu(x; c, \sigma) = \exp\left(-\left(x - c / 2\sigma\right)^2\right) \quad (\text{III.5})$$

Où  $c$  : est le centre de la gaussienne et  $\sigma$  sa largeur.

- Fonction d'appartenance singleton

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = x_0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

En général, on utilise pour les fonctions d'appartenance trois formes géométriques : trapézoïdale, triangulaire et de cloche. Les deux premières formes sont les plus souvent employées en raison de leur simplicité [23].

### **II.2.3 Opérateurs de la logique floue**

Supposant deux fonctions d'appartenance  $\mu(x) A$  et  $\mu(x) B$  de deux variables floues  $x$  et  $y$  caractérisant la température de l'air et la force du vent, l'exemple "l'air est froid et le vent et fort" ou encore "si l'air est froid ou le vent n'est pas faible" il faut fermer la porte. Les compositions ET et OU en plus de la négation apparaissent et doivent être définies. Pour pouvoir décider de fermer la porte ou non il faut que deux conditions soient vérifiées en même temps. Alors, il est important de pouvoir composer entre les divers prédicats et leurs fonctions d'appartenance.

La caractérisation des ensembles flous par les fonctions d'appartenance a permis une extension de certaines opérations définies sur les ensembles classique au cas flou.

Soient A et B deux ensembles flous définis dans l'univers de discours X ayant respectivement  $\mu_A$  et  $\mu_B$  comme fonction d'appartenance [22].

Les opérateurs habituels, soit l'addition, la soustraction, la division et la multiplication de deux ou plusieurs ensembles flous existent aussi. Toutefois, ce sont les deux opérateurs d'union et d'intersection qu'on utilise le plus souvent dans la commande par la logique floue [23].

- **Opérateur "NON"**

Selon la théorie des ensembles, l'ensemble complémentaire :

$$C = \bar{A} = NON(A) \quad (III.7)$$

Est défini par les éléments de  $x$  qui n'appartiennent pas à l'ensemble  $A$ . Dans le cas de la logique floue, cette définition peut être exprimée par les fonctions d'appartenances de la manière suivante :

$$\mu_C(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (III.8)$$

La figure (IV.3) met en évidence cette relation

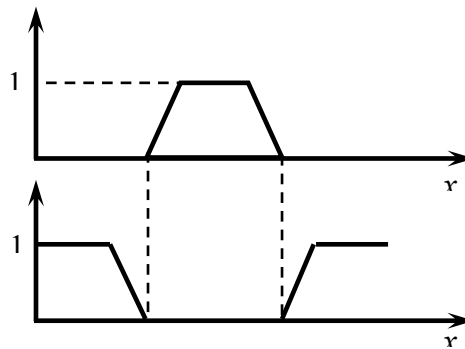


Fig. (III.3) : Opérateur *NON*

- **Opérateur « ET »**

L'opérateur « ET » correspond à l'intersection de deux ensembles  $A$  et  $B$  on écrit :

$$C = A \cap B = A \text{ ET } B \quad (III.9)$$

Dans la logique floue, l'opérateur « ET » est réalisé dans la plupart des cas par la formulation du minimum, appliqué aux fonctions d'appartenance  $\mu_A(x)$  et  $\mu_B(x)$  des deux ensembles  $A$  et  $B$ , à savoir :

$$\mu_C(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (III.10)$$

On parle alors de l'opérateur minimum, cette opération est représentée dans la figure (III.4)

- **Opérateur « OU »**

L'opérateur «OU» correspond à l'union de deux ensembles  $A$  et  $B$ , on a donc :

$$C = A \cup B = A \text{ OU } B \quad (\text{III.11})$$

La réalisation de l'opérateur 'ou' au niveau de la logique floue se fait en général par la formulation du maximum, appliquée aux fonctions d'appartenance  $\mu_A(x)$  et  $\mu_B(x)$  des deux ensembles  $A$  et  $B$ . On a donc l'opérateur maximum :

$$\mu_C(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (\text{III.12})$$

Cette opération est représentée à la figure (III.4).

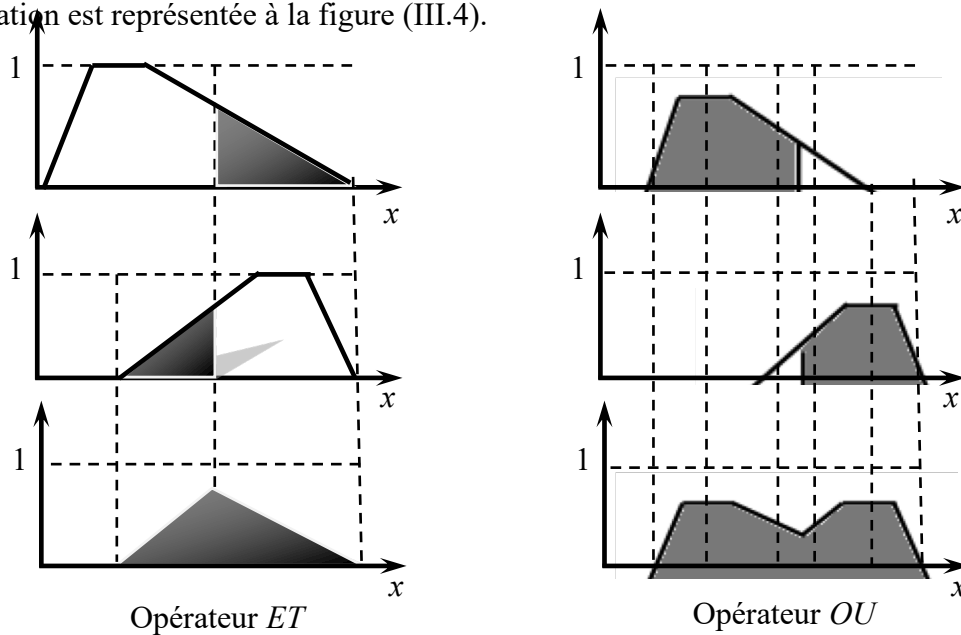


Fig. (III.4) : Opérateur *ET* et *OU*

### III.2.4 Raisonnement floue :

Le mode naturel est trop complexe. Ces mesures sont soumises à des imprécisions, vagues et éventuellement incertaines. Le raisonnement de ces connaissances en logique classique ne suffit pas, on fait appel à un raisonnement flou.

### III.2.5. Implication floue :

Dans la logique classique  $p \Rightarrow q$  équivaut à  $\neg p \vee q$  on obtient la table de vérité suivante :

p	q	$p \Rightarrow q$
1	1	1
1	0	0
0	1	1
0	0	1

Dans la logique floue : il n'y a pas une seule définition.

L'extension de la définition précédente est appelée l'implication de Kleene-Dienes

$A \Rightarrow B$  équivaut à  $\mu_{A \Rightarrow B}(u, v) = \max(1 - \mu_A(u), \mu_B(v))$ .

On utilise couramment l'implication de Mamdani :

$$\mu_{A \Rightarrow B}(u, v) = \min(\mu_A(u), \mu_B(v)).$$

### III.3 STRUCTURE GENERALE D'UN SYSTEME FLOU :

Chaque système basé sur la logique floue est composé de quatre blocs principaux (Figure III.5))

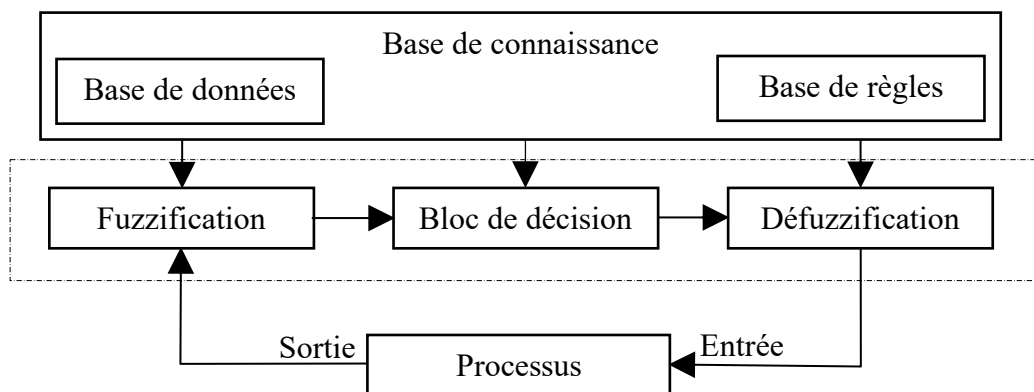


Figure (III.5) : Structure générale d'un système basé sur la logique floue.

- Base de connaissance : règles et paramètres des fonctions d'appartenance.
- Bloc de décision ou le moteur d'inférence : inférence des opérations sur les règles.
- Fuzzification : transformation des entrées précises en degrés d'appartenance.
- Défuzzification : transformation des résultats flous en sorties précises.

#### III.3.1 REGULATEUR FLOU :

La commande floue aux mêmes objectifs de régulation et de poursuite qu'une commande réalisée en automatique classique. Cependant, il est possible de se passer d'un modèle explicite du procédé à commander. C'est le plus souvent, le savoir-faire d'un expert



ou d'opérateurs qualifiés manipulant le procédé qui est pris en compte pour l'élaboration de la loi de commande. [24]

Cette approche est basée sur deux concepts essentiels : celui de la décomposition d'une plage de variation d'une variable sous forme de nuances linguistique : « faible, moyen, élevé, ..... », et sur règles provenant de l'expertise de l'opérateur humain, qui expriment, sous forme linguistique, comment doivent évoluer les commandes du système en fonction des variables observées [24].

« **Si** l'erreur est positivement grande  
**Et** la variation de l'erreur est positivement grande  
**Alors** la variation de la sortie est négative »

Ces concepts sont basés sur une partie de la théorie des sous-ensembles flous introduite par Zadeh.

Un régulateur flou peut être présenté de différentes façons, mais en générale la présentation adoptée se scinde en trois parties : la fuzzification qui permet de passer de variables réelles à des variables floues, le cœur du régulateur représenté par les règles reliant les entrées et sorties, et enfin l'inférence et la défuzzification qui permettent à partir des ensembles flous d'entrée de déterminer la valeur réelle de sortie, (Figure (III.6)). L'ensemble des entrées du procédé et noté U (ensembles des actions calculées par le régulateur flou appliqué au procédé commandé). L'ensemble des sorties observées S, l'ensembles des consignes C et l'ensemble des entrées du régulateur flou X (par exemple : taille, température, vitesse...). L'ensemble des gains de normalisation des entrées GE et les gains de sorties GS du régulateur permettent d'adapter le domaine normalisé de définition des différentes variables.

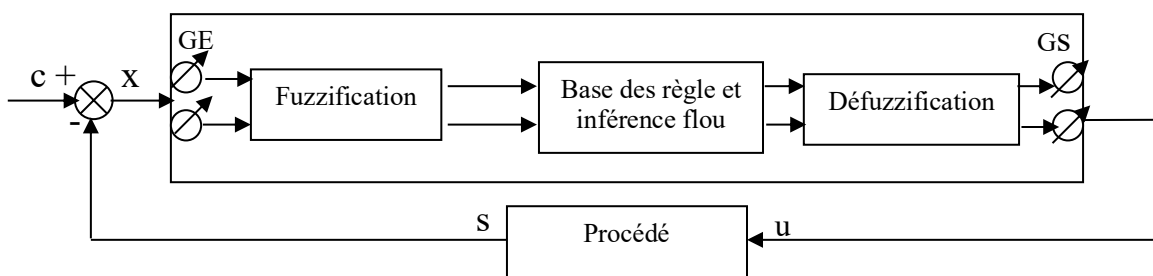


Figure (III.6) : Schéma de principe de la regulation floue (FLC).

### **III.3.1 .1 Les avantages et inconvénients de la commande par logique floue:**

#### **Les avantages:**

- La non-nécessité d'une modélisation (cependant, il peut être utile de disposer d'un modèle convenable).
- La possibilité d'implanter des connaissances(linguistiques) de l'opérateur de processus.
- La maîtrise du procédé avec un comportement complexe (fortement non-linéaire et difficile à modéliser).
- L'obtention fréquente de meilleures prestation dynamiques (régulateur non-linéaire).
- Deux solutions sont possibles : solution par logiciels(par microprocesseur, DSP et PC) ou solution matérielle(par fuzzy processeurs).

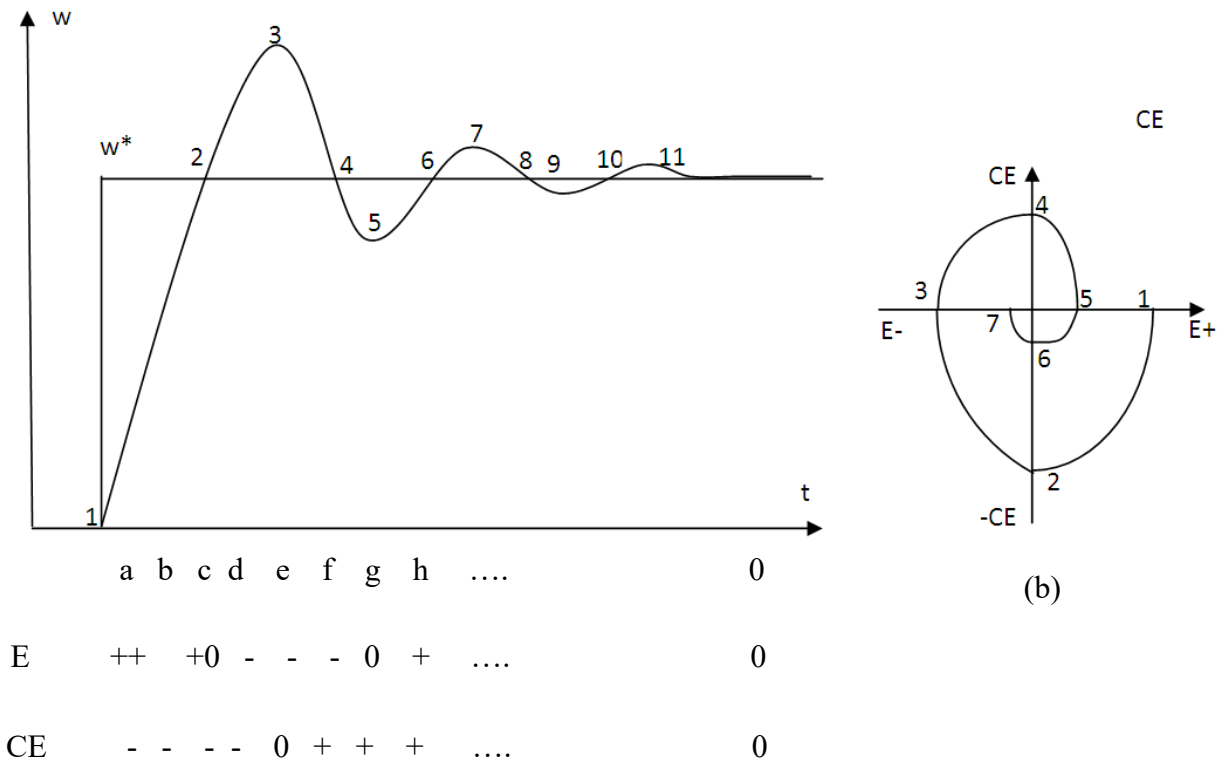
#### **Les inconvénients:**

- Le manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de le défuzzification).
- L'approche artisanale et non systématique (implantation des connaissances des opérateurs 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 possibilité d'apparition de cycles limites à cause de fonction non-linéaire.
- La cohérence des inférences non garantie a priori.

### **III.3.1 .1Etude et description du comportement de la machine :**

Pour étudier le comportement de la machine avec asservissement de vitesse , il suffit d'observer la réponse du système en boucle fermée de vitesse à la suite changement de la consigne ou de la charge.

La figure (III.7' a) montre un exemple avec la réponse typique à un échelon de consigne, ou on peut distinguer 4 région : montée, dépassement, amortissement et région de régime permanent. Nous pouvons facilement déduire de cette réponse que ce sont l'erreur de vitesse E (entre la consigne et la réponse) et la changement (ou la dérivation) de l'erreur CE qui peuvent le mieux la représenter. Dans le secteur  $f$ , par exemple, il y a encore du dépassement, mais la vitesse a tendance à descendre, E est alors négative et CE est positive.



**Figure (III.7') :** Etude du comportement du système:(a) Réponse du système à un échelon de vitesse, (b) Trajectoire E-CE de vitesse.

Nous pouvons également décrire le comportement du système en utilisant la trajectoire dans le plan de phase .L'évolution commence de l'abscisse E et, en traversant les quadrants, se termine à l'origine qui correspond au régime permanent.

**III.3.1.1 Structure d'une commande par logique floue:**

Un régulateur flou est un système à base de connaissance particulière composé de quatre modules principaux à savoir : la base de règle, la fuzzification, le moteur d'inférence et la défuzzification comme il est montré par la figure (III.8): [25], [26], [23].

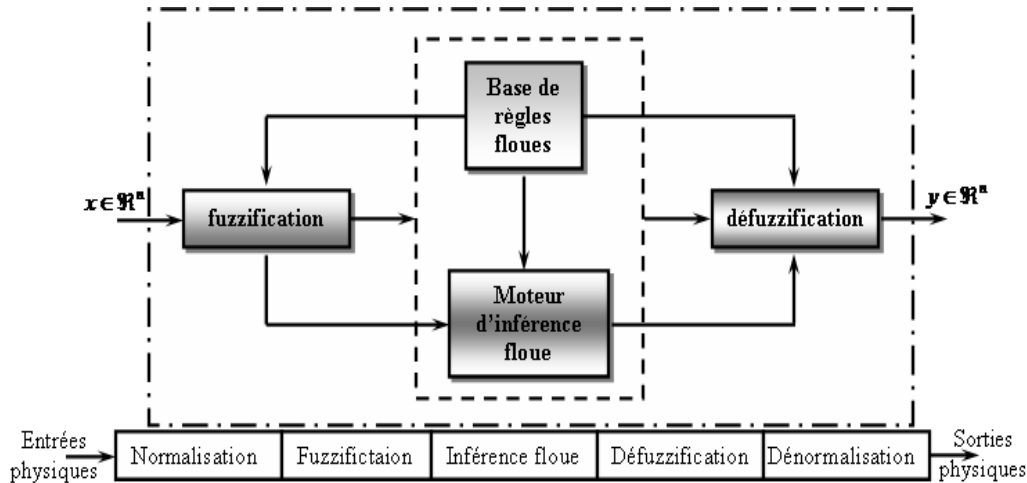


Fig. (III.8) : Structure d'un contrôleur flou

### III.3.1.1.1 L'interface de fuzzification :

Cette interface accomplit les fonctions suivantes :

- La définition des fonctions d'appartenances pour les variables d'entrées.
- Le passage des grandeurs physiques en variables linguistiques qui peuvent être ainsi traitées par les règles d'inférences.

Il existe deux techniques de fuzzification :

1. la fuzzification singleton.
2. la fuzzification non singleton.

La fuzzification singleton est la plus utilisée en contrôle, elle interprète un point numérique  $\mu_0$  comme un ensemble flou  $A$  dans  $X$ , ayant pour fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$ .

Avec :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = x_0 \\ 0 & \text{si } x \neq x_0 \end{cases} \quad (\text{III.14})$$

### III.3.1.1.2 Base de règles:

La base de règles floues, ou base de connaissances, contient des règles floues décrivant le comportement du système, elle est le cœur du système entier dans le sens où tous les autres composants sont utilisés pour interpréter et combiner ces règles afin de former le système final elle est composée [25], [22] [23] :

1. D'une base de données fournissant les informations nécessaires pour les fonctions de normalisation
2. la base de règle constitue un ensemble d'expressions linguistiques structurées autour d'une connaissance d'expert, et représentée sous forme de règles :  
Si <condition> Alors <conséquence>

**III.3.1.1.3 Moteur d'inférence:**

Les règles floues représentent le cœur du régulateur, est permettent d'exprimer sous forme linguistique les variables d'entrée du régulateur aux variables de commande du système.

Un type de règle peut-être par exemple :

Si  $x_1$  est "positif grand " et  $x_2$  est "zéro environ " alors u est " négatif grand ".

Où  $x_1$  et  $x_2$  représentent deux variables d'entrée du régulateur telles que : l'écart de réglage, sa variation et u la commande. L'expérience dans l'élaboration de ces règles joue un rôle important.

Une représentation graphique de l'ensemble des règles, appelée matrice d'inférence ou table des règles, permet de synthétiser le cœur de régulateur flou.

$e_w \backslash \Delta e_w$	NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
NG	NG	NG	NG	NG	NM	NP	ZE
NM	NG	NG	NG	NM	NP	ZE	PP
NP	NG	NG	NM	NP	ZE	PP	PM
ZE	NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
PP	NM	NP	ZE	PP	PM	PG	PG
PM	NP	ZE	PP	PM	PG	PG	PG
PG	ZE	PP	PM	PG	PG	PG	PG

Tableau (III.1) : Tableau de calcul de la variation de la commande  $\Delta u$ .

La table (III.1) représente une table d'inférence pour les deux variables linguistiques d'entrée l'erreur de vitesse «  $e_w$  » et la variation de cette dernière «  $\Delta e_w$  » et la variable de sortie « u »

Pour le réglage par logique floue, on utilise en générale une des méthodes suivantes [26], [27], [22].

- **Méthode d'inférence max-min (méthode de Mamdani):**

La méthode d'inférence max-min est réalisée, au niveau de la condition l'opérateur « *ET* » par la formulation du minimum. La conclusion dans chaque règle, introduite par « *ALORS* », lie le facteur d'appartenance de la prémisse avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie est réalisé par la formation du minimum. Enfin l'opérateur « *OU* » qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum

• **Méthode d'inférence max-produit (méthode de Larsen):**

La méthode d'inférence max-produit est réalisée, au niveau de la condition, l'opérateur « *ET* » par la formation du produit. La condition dans chaque règle, introduite par « *ALORS* » est réalisée par la formation du produit. L'opérateur « *OU* », qui lie les différentes règles, est réalisé par la formation du maximum.

• **Méthode de Sugeno:**

L'opérateur « *ET* » est réalisé par la formation du minimum, la conclusion de chaque règle floue a une forme polynomiale. La sortie est égale à la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle floue.

**III.3.1.1.4 Interface de défuzzification:**

La défuzzification consiste à prendre une décision, c'est-à-dire, obtenir une commande réelle à partir de la commande obtenue sous forme d'ensemble flou. Dans le cas d'un raisonnement basé sur l'inférence de règles floues, plusieurs méthodes existent, les plus couramment utilisées sont :

- Méthode du centre de gravité ;
- Méthode de moyenne de maximum ;
- Méthode de moyenne pondérée ;

• **Méthode du centre de gravité :**

La méthode du centre de gravité est la méthode la plus mentionnée dans la littérature. L'abscisse du centre de gravité peut être déterminée en utilisant la formule générale :

$$u = \frac{\int_{x_0}^{x_1} x\mu(x)dx}{\int_{x_0}^{x_1} \mu(x)dx} \quad (\text{III.15})$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface.

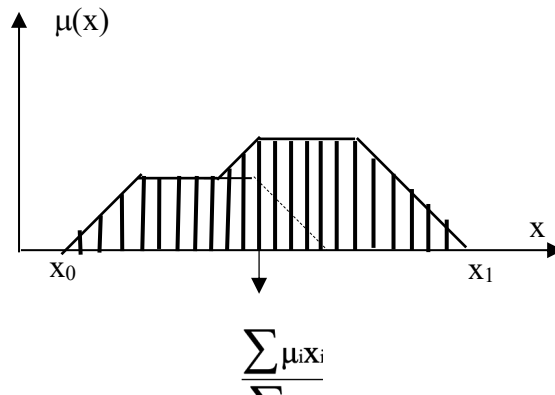


Figure (III.9) : Défuzzification par le centre de gravité.

Lorsque la fonction  $\mu(x)$  est discrétisée (figure III.9), le centre de gravité est donné par :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i x_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (III.16)$$

Où n est le nombre des niveaux de quantisation,  $x_i$  la valeur de sortie pour le niveaux i et  $\mu_i$  sa valeur d'appartenance. [26]

- **Méthode de moyenne de maximum:**

Cette méthode génère une commande précise en calculant la moyenne des valeurs pour lesquelles l'appartenance est maximale.

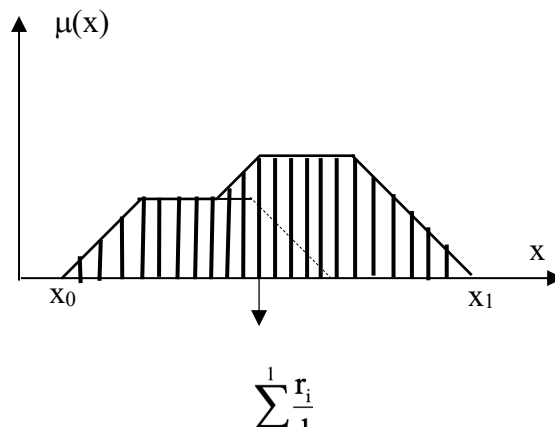


Figure (III.10) : Défuzzification par la méthode moyenne de maximum.

Si la fonction est discrétisée, comme montré à la (figure (III.10)), la valeur defuzzifiée est donnée par :

$$u = \sum_{i=1}^l \frac{r_i}{l} \quad (\text{III. 17})$$

Où l est le nombre de valeurs quantifiées r pour lesquelles l'appartenance est maximale [26].

- **Méthode de moyenne pondérée (sugeno):**

Cette méthode est utilisée lorsque les sorties sont définies comme fonctions linéairement dépendantes d'entrées. En générale, la partie conséquente de la règle est

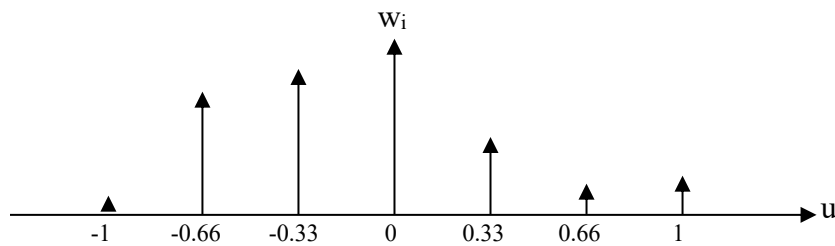


Figure (III.11) : Interprétation géométrique de la méthode de Sugeno

Si  $\mu_i$  est le poids d'activation de la règle i , la valeur précise de la commande est :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (\text{III. 18})$$

Où n est le nombre de règles activées. [26]

### **III.4 Application de la logique floue à la commande de la vitesse de la MAS:**

Dans cette partie, nous allons suivre les étapes indiquées dans le diagramme de la figure (III.8) pour concevoir un régulateur par logique floue de type Mamdani pour la boucle de commande de vitesse.



### **III.4.1 Conception d'un RLF:**

Les étapes principales pour concevoir un FLC sont montrées à la figure (III.12). D'abord, il faut étudier le système à régler (procédé) et en faire une description adéquate. Il ne s'agit pas d'une analyse afin d'établir un modèle mathématique. On doit plutôt déterminer les grandeurs mesurables et analyser les comportements dynamiques du procédé vis-à-vis de la variation de la grandeur de commande.

La description peut faire appel aux variables linguistiques qui peuvent être incorporées aux connaissances de théorie de commande et/ou aux expériences d'opération. On peut alors établir les bases de données et de règles nécessaires pour déterminer la stratégie de réglage. On passe par la suite à la conception du FLC qui comprend la fuzzification, les inférences et la défuzzification.

Il est généralement nécessaire de modifier les fonctions d'appartenance et les règles floues interactivement en plusieurs passages, afin de trouver un comportement acceptable [23].

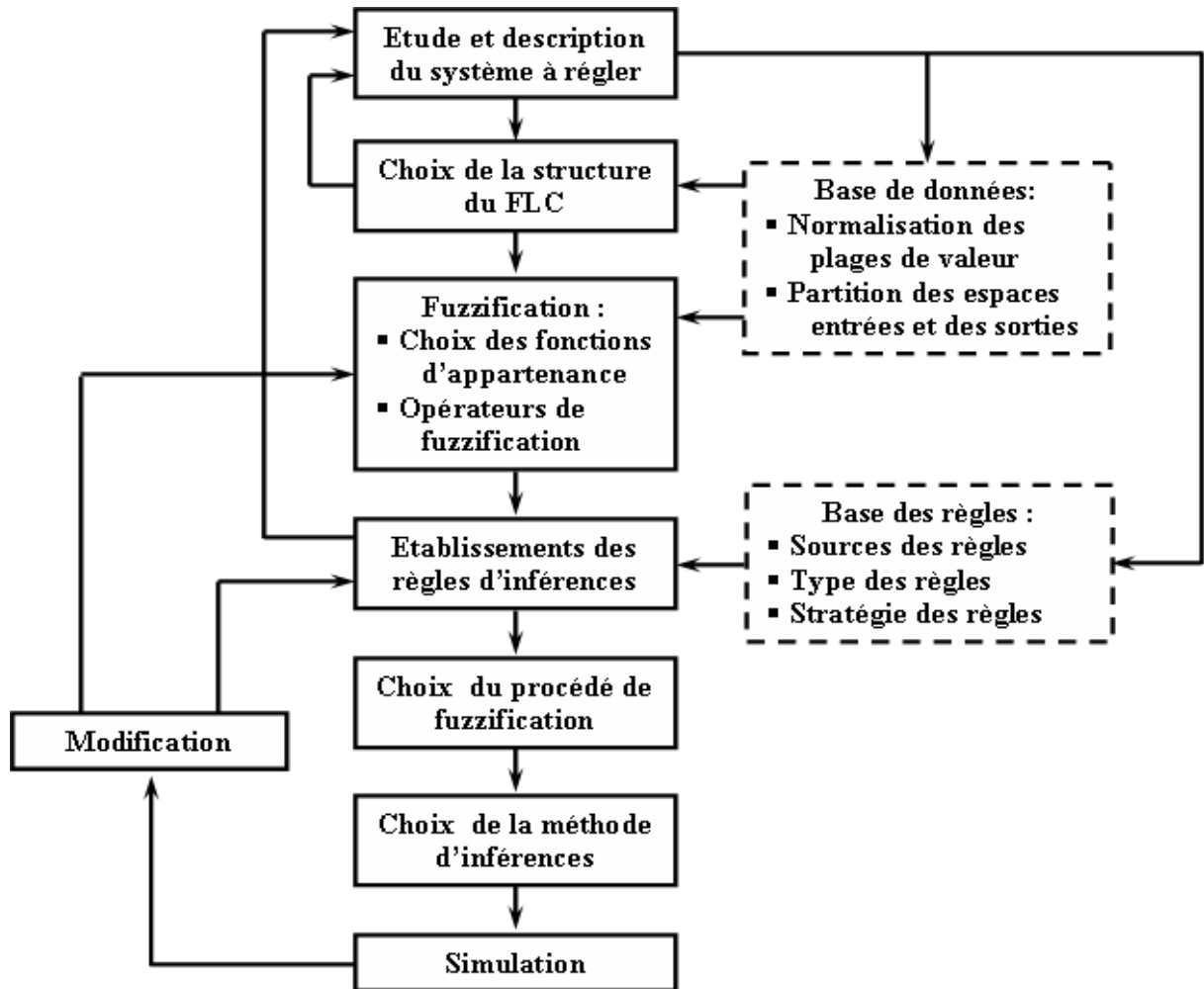


Fig. (III.12) : Etapes principales lors de la conception d'un FLC

#### III.4.2 Développement d'un régulateur floue:

Après avoir énoncé des concepts de base et les termes linguistiques utilisés en logique floue, nous présentons la structure d'un contrôleur flou. Dans ce qui suit, nous nous intéressons principalement au régulateur de vitesse au sein d'une commande par linéarisation entrée sortie de la machine asynchrone [26], [25].

La vitesse de référence peut être pilotée par un opérateur externe. La grandeur de sortie de ce régulateur de vitesse est le couple électromagnétique.

Le contrôleur développé utilise le schéma proposé par Mamdani. Ce schéma est présenté par la figure (III.7) il est composé [23]. :

- Des facteurs de normalisation associant à l'erreur ( $e$ ), à sa variation ( $\Delta e$ ) et à la variation de la commande ( $\Delta u$ ).
- D'un bloc de fuzzification de l'erreur et sa variation.
- Des règles de contrôle flou.
- La stratégie de commande est présentée par une matrice d'inférence du même type celle présentée dans le tableau (III.2).
- D'un bloc de défuzzification utilisé pour convertir la variation de commande floue en valeur numérique.
- D'un intégrateur.

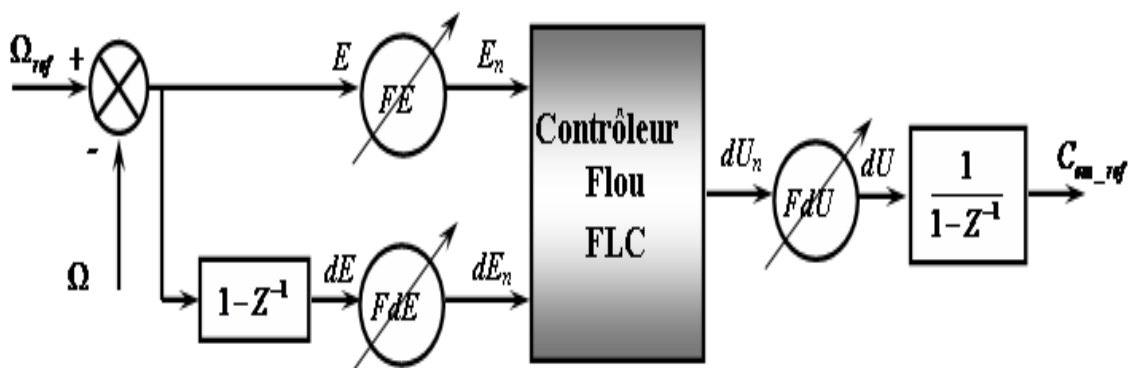


Fig. (III.13) : Schéma synoptique d'un régulateur de vitesse

Dans le schéma ci-dessus comme dans ce qui suit, nous notons :

$E$  : L'erreur, elle est définie par :

$$E(k) = \Omega_{ref}(k) - \Omega(k) \quad (III.19)$$

$dE$  : La dérivée de l'erreur, elle est approchée par :

$$dE(k) = \frac{E(k) - E(k-1)}{T_e} \quad (III.20)$$

$T_e$  : Etant la période d'échantillonnage.

La sortie du régulateur est donnée par :

$$C_{eref}(k) = C_{eref}(k-1) + dU(k) \quad (III.21)$$

On retrouve en entrée et en sortie du contrôleur flou des gains dits "facteurs d'échelle" qui permettent de changer la sensibilité du régulateur flou sans en changer la structure. Les

grandeurs indicées "n" sont donc les grandeurs normalisées à l'entrée et à la sortie du contrôleur flou.

Les règles d'inférences permettent de déterminer le comportement du contrôleur flou. Il doit donc inclure des étapes intermédiaires qui lui permettent de passer des grandeurs réelles vers les grandeurs floues et vice versa ; ce sont les étapes de fuzzification et de défuzzification (figure III.12). Les entrées du contrôleur flou  $E_n$  et  $dE_n$  sont normalisées par l'utilisation des expressions suivantes :

$$E_n = k_e E \quad (\text{III.22})$$

$$dE_n = k_e dE \quad (\text{III.23})$$

De la même façon, la sortie  $dU_n$  du contrôleur est dénormalisée à  $dU$  en utilisant la relation suivante :

$$dU_n = k_e dU \quad (\text{III.24})$$

Il est important de bien choisir les plages de valeurs. Un bon choix de plages avec une bonne répartition peut garantir une conception réussie. En revanche, un mauvais choix entraîne des longues corrections dans les étapes qui suivent; il faut souvent même redéfinir les plages des valeurs afin d'éviter l'échec dans la conception. Un bon choix demande de l'expérience et de la connaissance du système à commander [22], [25],

#### **III.4.2.1 Etape du fuzzification:**

Les ensembles flous des variables d'entrée ( $E_n$ ,  $dE_n$ ) et de sortie  $dU_n$  sont défini par des fonctions d'appartenance à 7 ou 5 ou 3 ensembles (figure III.15) . Une subdivision très fine de l'univers de discours sur plus de sept ensembles flous n'apporte en général aucune amélioration du comportement dynamique du système à réguler [25].

Les différents ensembles sont caractérisés par des désignations standard

- Négative Grande NG
- Négative Moyenne NM
- Négative Petite NP
- Environ Zéro EZ
- Positive Petite PP
- Positive Moyenne PM
- Positive Grande PG

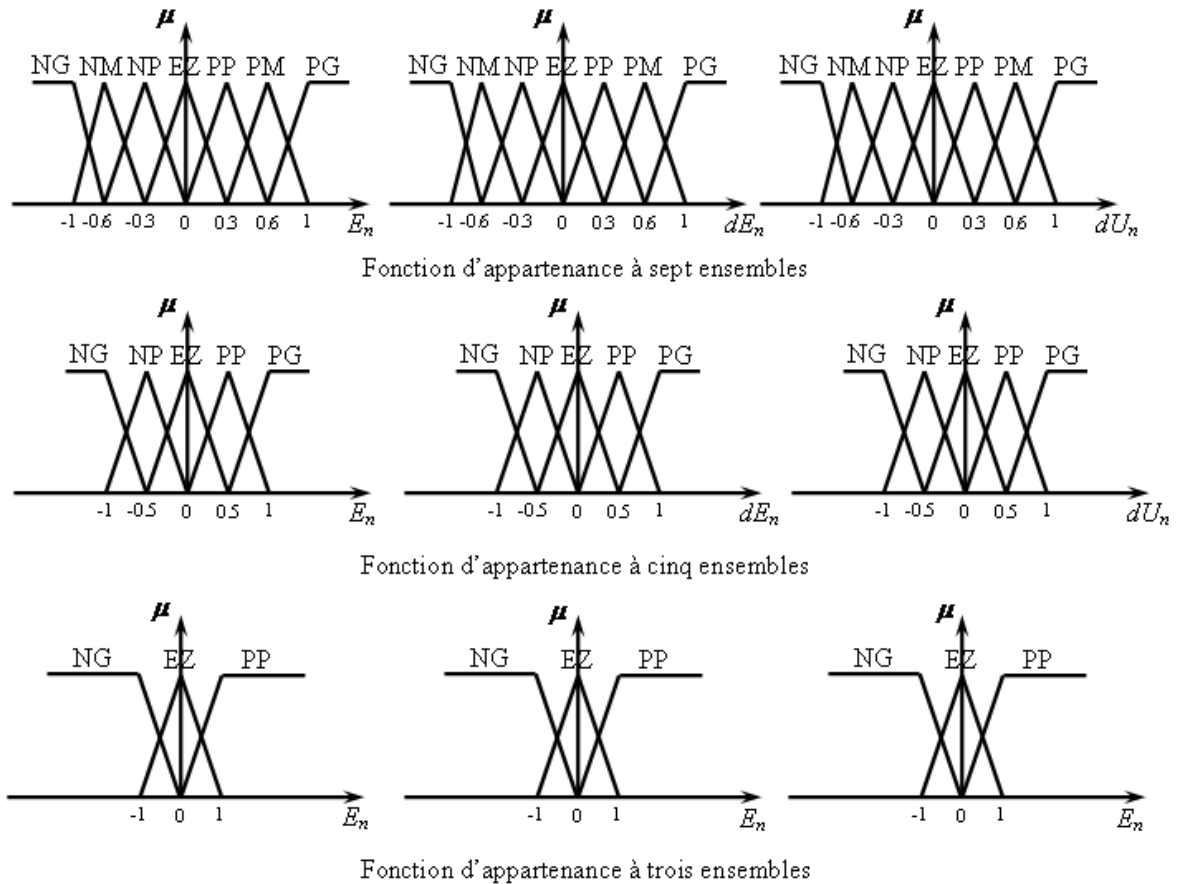


Fig. (III.14) : Les fonctions d'appartenance

**III.4.2.2 Etape d'établissement des règles d'inférence:**

A partir de l'étude du comportement du système en boucle fermée de la vitesse basée sur les expériences, nous pouvons établir les règles de commande, qui relient la sortie avec les entrées. Comme nous l'avons constaté, il y a sept ensembles flous, ce qui implique quarante-neuf combinaisons possibles de ces entrées, d'où quarante-neuf règles.[22] Les règles sont du genre:

- Règle 1. SI  $E_n$  est NG ET  $dE_n$  NG ALORS  $dU_n$  est NG
- Règle 2. SI  $E_n$  est NG ET  $dE_n$  NM ALORS  $dU_n$  est NG
- ⋮
- Règle n. SI  $E_n$  est PG ET  $dE_n$  PG ALORS  $dU_n$  est PG

Les 49 règles décrites précédemment peuvent être présentes dans une matrice dite matrice d'inférence montrée dans le tableau suivant, où un exemple pour la règle 35 est illustré :

$E_w$ $CE_w$	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
NG	NG	NG	NG	NG	NM	NP	EZ
NM	NG	NG	NG	NM	NP	EZ	PP
NP	NG	NG	NM	NP	EZ	PP	PM
EZ	NG	NM	NP	EZ	PP	PM	PG
PP	NM	NP	EZ	PP	PM	PG	PG
PM	NP	EZ	PP	PM	PG	PG	PG
PG	EZ	PP	PM	PG	PG	PG	PG

**EX : règle 35 : Si  $E_w = PG$  et  $CE_w = PP$  alors  $Ci_{qs}^* = PG$**

Tableau III.2 : Table de règles pour le RLF de vitesse

Si l'on ne retient que cinq ensembles flous et deux entrées, la matrice d'inférence est la suivante :

$E_n$	NG	NP	EZ	PP	PG
$dE_n$					
NG	NG	NG	NP	NP	ZE
NP	NG	NP	NP	EZ	PP
EZ	NP	NP	EZ	PP	PP
PP	NP	EZ	PP	PP	PG
PG	EZ	PP	PP	PG	PG

Tableau III.3 : Tableau de décision floue (inférence) cinq ensembles

Dans le cas où l'on attribue trois ensembles flous, un choix possible est le suivant :

$E_n$	N	EZ	P
$dE_n$	N	EZ	P
N	N	N	EZ
EZ	N	EZ	P
P	EZ	P	P

Tableau III.4 : Tableau de décision floue (inférence) trois ensembles

### III.4.2.3 Défuzzification:

Lorsque la sortie floue est calculée, il faut la transformer en une valeur numérique. Il existe plusieurs méthodes pour réaliser cette transformation. La plus utilisée est la méthode du centre de gravité, qu'on a adoptée dans notre travail [23].

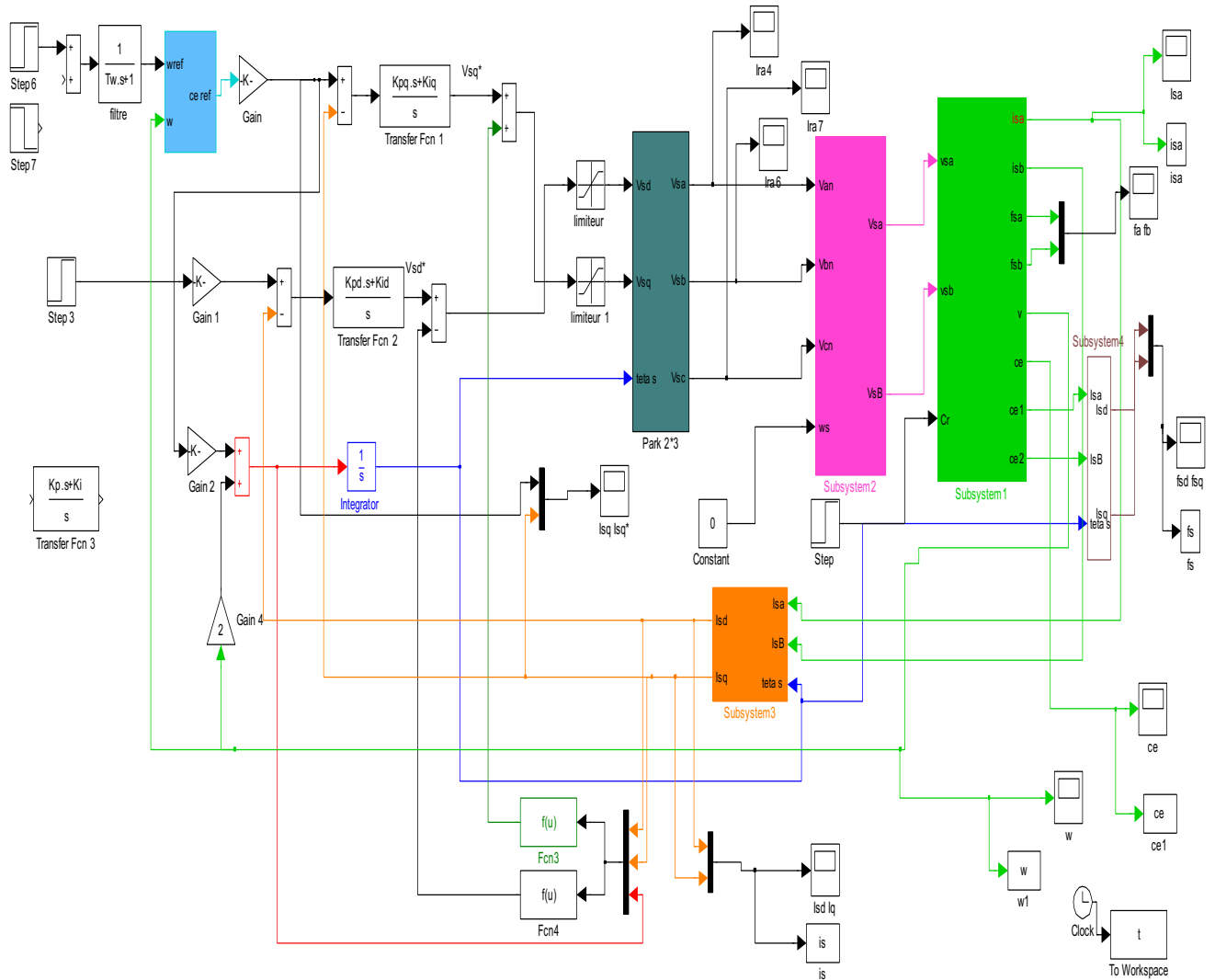
L'abscisse du centre de gravité correspondant à la sortie du régulateur est donnée par la relation suivante :

$$\bar{x} = \frac{\int_{-1}^{+1} x \mu_B(x) dx}{\int_{-1}^{+1} \mu_B(x) dx} \quad (\text{III.25})$$

### III.5 Résultats de simulation et évaluation:

Afin de conclure sur les performances de l'utilisation d'une régulation par la logique floue nous allons présenter les simulations réalisées sur une machine asynchrone linéarisée alimentée par un onduleur de tension commandé en tension [23], le schéma bloc de cette simulation est présenté par la figure (III.15). Les gains du régulateur flou sont ajustés par tâtonnement pour atteindre les performances désirées. L'univers de discours des variables d'entrées et de sortie du contrôleur est divisé en sept sous ensembles (NG, NM, NP, EZ, PP, PM, PG) de forme triangulaire et trapézoïdale.

Ces performances ont été établies à partir de la simulation des modes de fonctionnement suivants : un démarrage à vide suivi par une introduction d'un couple de charge



**Fig. (III.15) : Structure globale d'un réglage flou de la vitesse d'une MAS linéarisante**

**III.5.1 Démarrage à vide:**

On a simulé le comportement dynamique du système d'entraînement représenté par la figure (III.15), pour une vitesse de référence  $100 \text{ rad/s}$  lors d'un démarrage à vide. Cela permet d'établir les caractéristiques dynamiques de la machine asynchrone à double alimentation et à flux statorique orienté illustrées par la figure(III.16). Les résultats de simulation obtenus montrent bien l'amélioration de la réponse dynamique de la vitesse. Cette dernière atteint sa référence en un temps de réponse de 1s (nous comparissons avec PI ,le courant statorique  $I_{sq}$  augmenté à 100 A).D'autre part ,les autres réponses dynamiques évoluent presque selon la même allure.



Ces résultats montrent le découplage entre le couple électromagnétique et le flux lors de l'application de la charge qui est rapidement rejetée par le contrôleur flou de la vitesse.

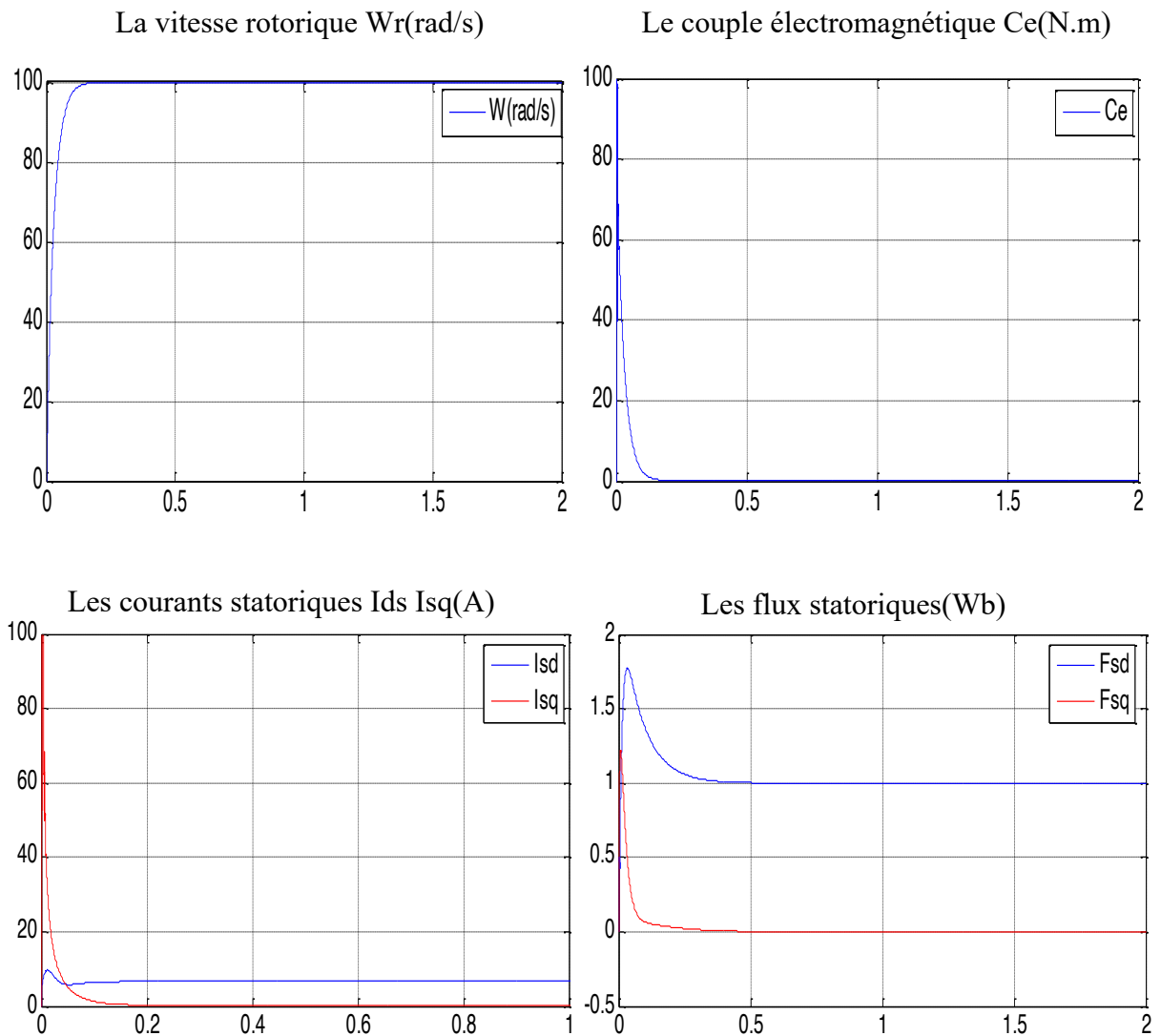


Fig. (III.16) : Résultats de simulation du démarrage à vide d'une machine asynchrone

### III.5.4 Introduction d'un couple de charge:

On a simulé aussi le comportement du système entraîné lors de l'application d'un couple de charge de 25 N.m à 1 s . Les résultats obtenus sont représentés par la figure (III.19). D'après ces résultats de simulation, on remarque principalement que la vitesse reste insensible à l'introduction du couple de charge ce qui montre bien la robustesse du régulateur flou face à cette perturbation comparativement au régulateur PI classique.

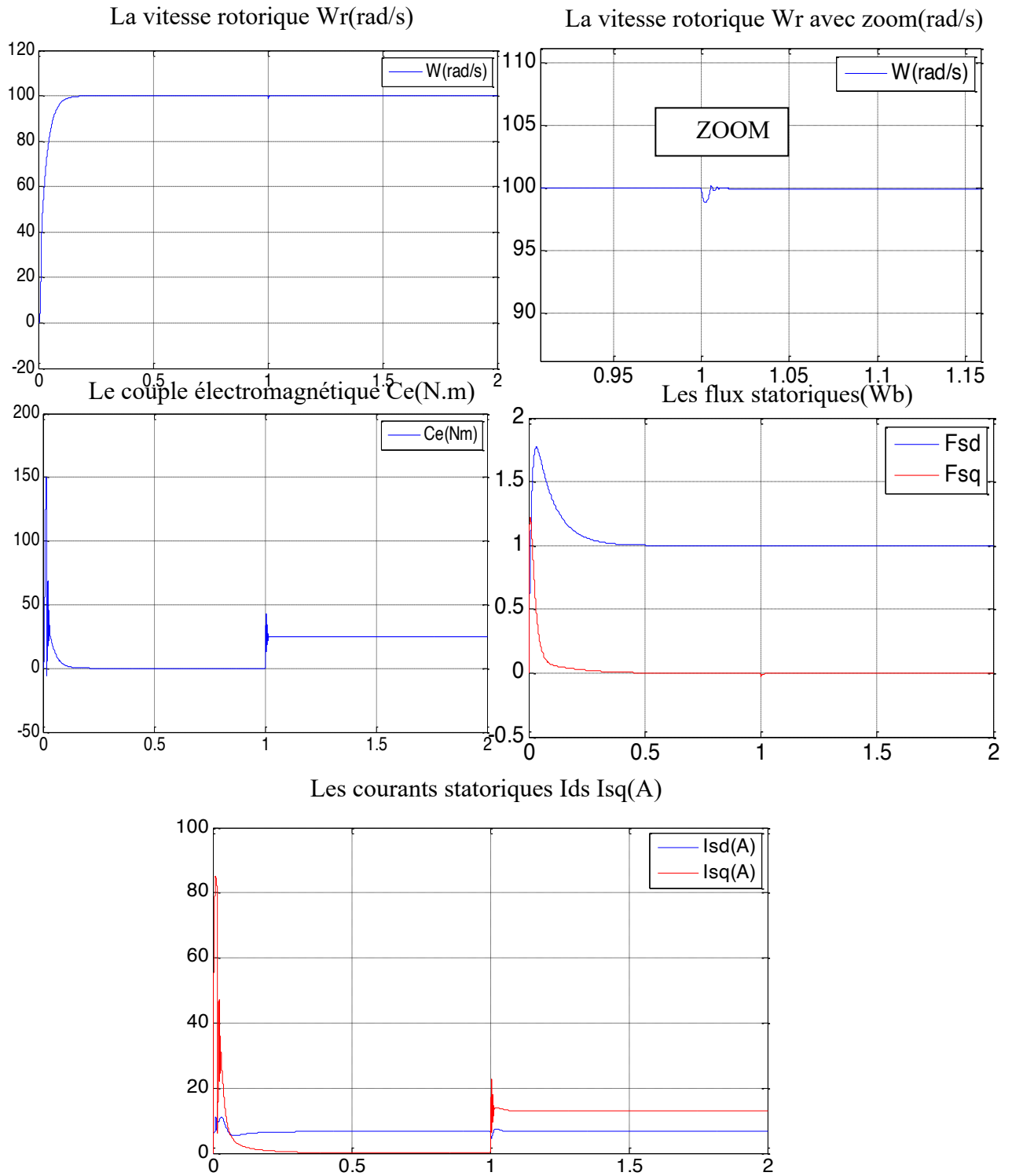
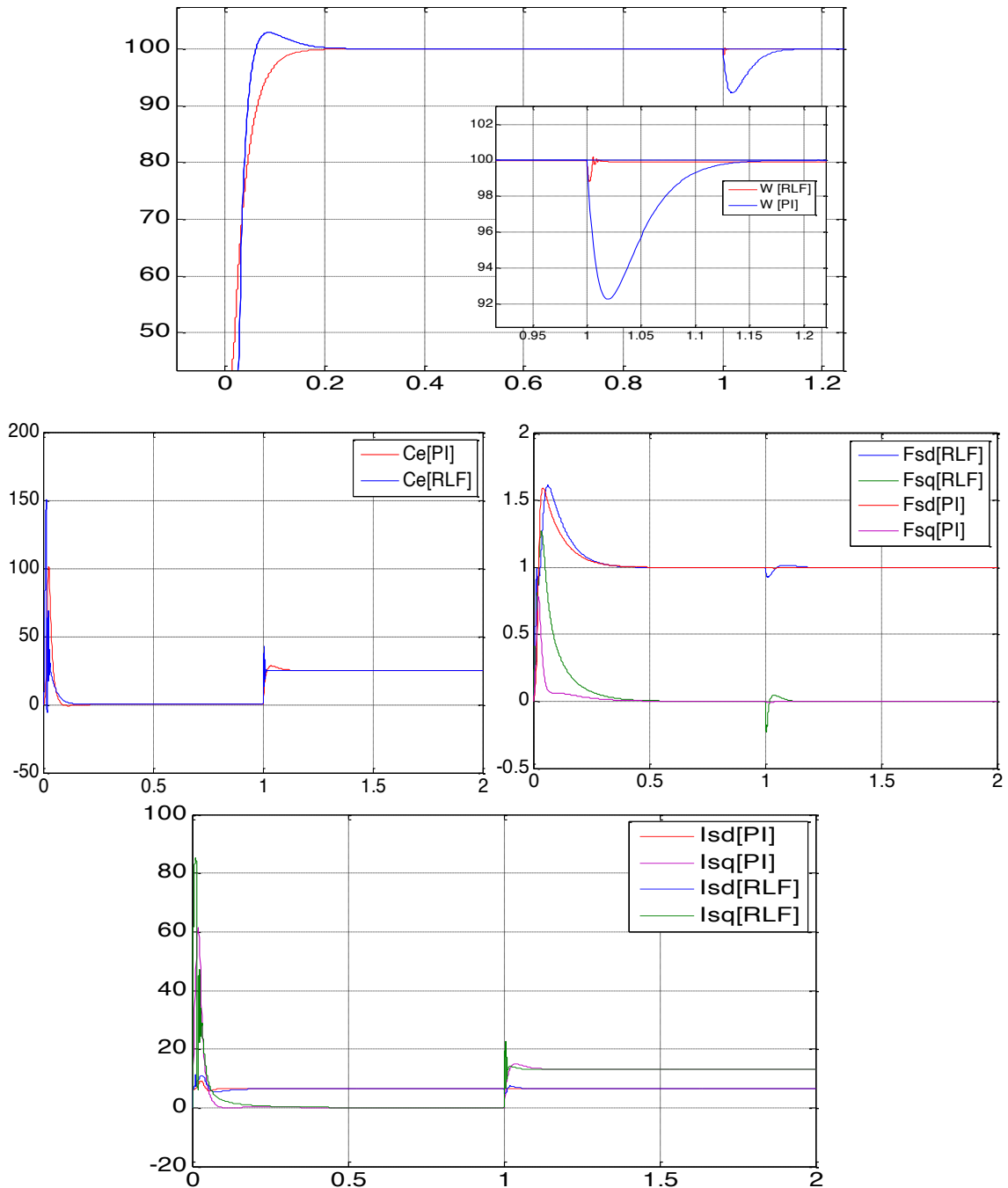


Fig. (III.19) : Résultats de simulation d'une machine asynchrone avec une application d'un couple de charge

### III.5.5 Comparaison entre la commande par régulateurs PI et par logique floue :

Pour comparer les deux types de commande, nous avons simulé les deux commandes sous les mêmes conditions. Les figures suivantes montrent les différences entre la commande par régulateurs PI et par logique floue :



**Fig. (III.20) :** Comparaison entre la commande par régulateurs PI et par logique floue

En rouge, nous avons représenté les résultats de la commande par régulateurs PI et en bleu par régulateur flou. Ces résultats montrent que les deux types de commande donnent des bonnes performances, on retrouve presque les mêmes à la seule différence au niveau du temps

de réponse de la vitesse ; le temps de réponse du régulateur PI est toujours le même sur toutes les conditions, par contre, celui du régulateur flou dépend de la valeur de consigne, plus cette valeur est proche de la valeur initiale, plus que la réponse est rapide.

### **III.6 Conclusion:**

Les notions de base de la logique floue ont été présentées au début de ce chapitre. Les aspects de la commande par logique floue, ainsi que la conception d'un contrôleur flou ont été introduits tout en justifiant notre choix de ce type de commande qui réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague et sa simplicité de conception. Une simulation à base d'un contrôleur flou a été effectuée pour faire le réglage de vitesse d'une machine asynchrone linéarisation. Les résultats de simulation montrent un découplage parfait entre les deux sous systèmes (flux et vitesse). Les performances de cette commande sont satisfaisantes. Elle peut être employée pour des systèmes non linéaires mal modélisés.