

### III.1. Introduction

La logique floue est une description mathématique d'un processus basée sur la théorie des ensembles flous. Cette théorie introduite en 1965 par le professeur Lotfi Zadeh. Ce dernier a formalisé la représentation et le traitement de connaissances imprécises ou approximatives afin de traiter des systèmes de grandes complexités ou mal connus. La logique floue intervient dans la manipulation des connaissances imparfaites et elle est survenue comme une alternative efficace pour de tels systèmes.

L'objectif de ce chapitre est de présenter une synthèse sur les systèmes flous. Pour ce faire, nous présentons les notions de base de la théorie des ensembles flous ainsi que les outils mathématiques nécessaires à leur manipulation. Un des objectifs du chapitre est de montrer l'intérêt que présente la logique floue dans l'identification de processus et la détection et le diagnostic des défauts de courts circuits dans la machines asynchrone.

### III.2. La logique floue

La logique floue est basée sur une théorie qui est considérée comme une extension de la théorie des ensembles classiques où on introduit la notion d'appartenance partielle d'un élément à un ensemble. Elle a été introduite pour la première fois par le professeur Lotfi Zadeh en 1965. Cette technique permet de raisonner avec des expressions logiques décrivant l'appartenance à des ensembles flous. Elle est très proche du raisonnement humain.

#### III.2.1. La théorie des sous ensembles flous

La logique est la théorie des ensembles flous, également appelés sous-ensembles flous, émise par ZADEH en 1965, a pour principe de base la notion d'appartenance d'un élément à un ensemble en logique booléenne classique, la caractéristique logique fondamentale d'un ensemble est la frontière, stricte, entre les éléments appartenant à l'ensemble et ceux qui en sont exclus. L'ensemble est alors parfaitement défini par sa fonction caractéristique  $\phi$  à valeurs dans  $\{0 ; 1\}$ . En logique floue, en revanche, l'appartenance d'un élément à un sous-ensemble floue est décrite par une fonction d'appartenance [20].

On considère un ensemble de référence  $U$ . Un sous-ensemble flou  $A$  de ce référentiel  $U$  est caractérisé par une fonction d'appartenance  $\mu_A$  de  $U$  dans l'intervalle  $[0 ; 1]$ . A tout  $x$  de  $U$ , on associe une valeur  $\mu_A(x)$  telle que  $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$ .

La fonction d'appartenance  $\mu_A$  généralise le concept d'appartenance et la notion de fonction caractéristique, tel que définis sur un ensemble classique. Plusieurs fonctions

d'appartenance, de forme géométrique variable, sont envisageables. On retrouve usuellement des fonctions simples, telles que des fonctions d'appartenance triangulaires, trapézoïdales, gaussiennes ... etc.

### III.2.2. Variable linguistique

Une variable linguistique est une variable dont les valeurs sont des mots ou des phrases exprimés dans un langage artificiel ou naturel. Elle est définie par le nom de la variable linguistique,  $X$  est le domaine physique associé à la variable  $V$  appelé aussi l'univers de discours et l'ensemble des caractéristiques floues de la variable.

Nous donnons par exemple si la vitesse est considérée comme variable linguistique définie dans un domaine  $x = [-100,100]$ , ses valeurs linguistiques peuvent être définies comme suit :  $T$  (vitesses) = {Négative grande (NG), Négative petite (NP), Environ zéro (ZE), positive petite (PP), positive grande (PG)} [21].

On va montrer les valeurs linguistiques comme des ensembles flous dont les fonctions d'appartenances (la figure III.01) :

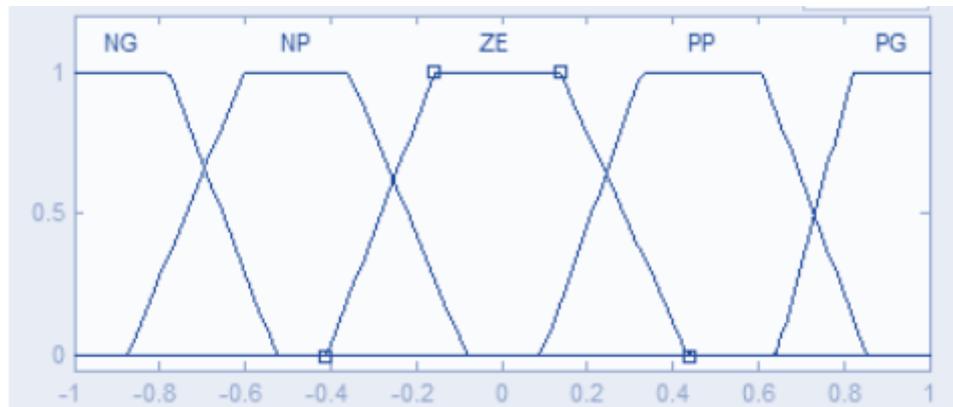


Figure (III.01) : Principe fonctions d'appartenance de  $T$  (vitesse)={NG,ZE,PP,PG}

### III.2.3. Opérations sur les ensembles flous

Comme dans la théorie des ensembles classiques on définit l'intersection, l'union des ensembles flous ainsi que le complémentaire d'un ensemble flou. Ces relations sont traduites par les opérateurs « et », « ou » et « non ». Les figures (II.02), (II.03), représentent la réalisation des opérateurs ET et OU des ensembles flous  $a$  et  $b$  utilisant des fonctions d'appartenance triangulaires et sont comparés aux opérateurs booléens correspondants. Soit,  $\mu_a(x)$ ,  $\mu_b(x)$  les degrés d'appartenance de l'élément  $x$  dans l'univers de discours  $X$  (dénommé par  $x \in X$ ) [21].

### Egalité

Deux ensembles flous A et B de X sont égaux ( $A=B$ ) si leurs fonctions d'appartenance prennent la même valeur pour tout élément de X :

$$\mu_A(x) = \mu_B(x) \quad \forall x \in X. \text{ si } \exists x \text{ tel que } \mu_A(x) \neq \mu_B(x) \Rightarrow A \neq B$$

### Inclusion

Soit deux ensembles flous, A et B de X. L'ensemble A est inclus dans l'ensemble B, ( $A \subseteq B$ ), si leurs fonctions d'appartenance sont telles que :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

L'inclusion définit une relation d'ordre.

### Intersection

L'opérateur logique correspondant à l'intersection d'ensembles est le ET. Le degré de vérité de la proposition « A ET B » est le minimum des degrés de vérité de A et de B :

$$\forall x \in X, \mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

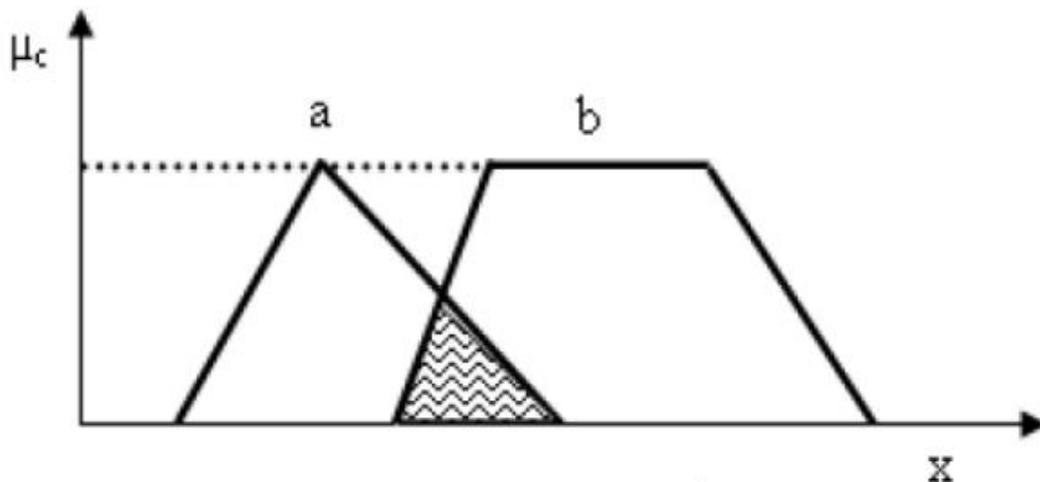


Figure (III.02): L'opérateur 'ET', réalisé par la formulation de minimum.

### Union

L'opérateur logique correspondant à l'union d'ensembles est le OU. Le degré de vérité de la proposition « A OU B » est le maximum des degrés de vérité de A et de B.

$$\forall x \in X, \mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

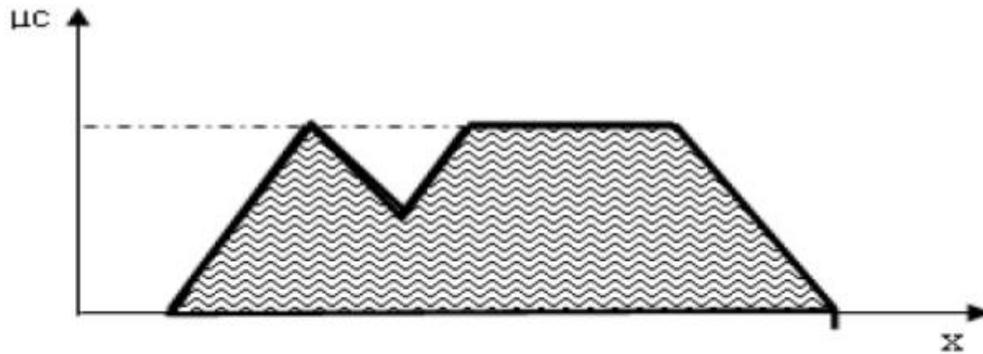


Figure (III.03): L'opérateur 'OU', réalisé par la formulation de maximum.

### Fonction d'appartenance

Pour le traitement numérique en logique floue, il est nécessaire d'associer pour chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance qui prend une parmi les différentes formes suivantes (figure III.03) :

- Fonction triangulaire : elle est définie par trois paramètres (a, b, c) :

$$\mu(x) = \max \left[ \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{d-c} \right), 0 \right]$$

- Fonction trapézoïdale : elle est définie par quatre paramètres (a, b, c, d) :

$$\mu(x) = \max \left[ \min \left( \frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right]$$

- Fonction gaussienne : elle est définie par deux paramètres ( $\sigma$ , m) :

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

- Fonction sigmoïdale : elle est définie par deux paramètres (a, c) :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(a(x-c))}$$

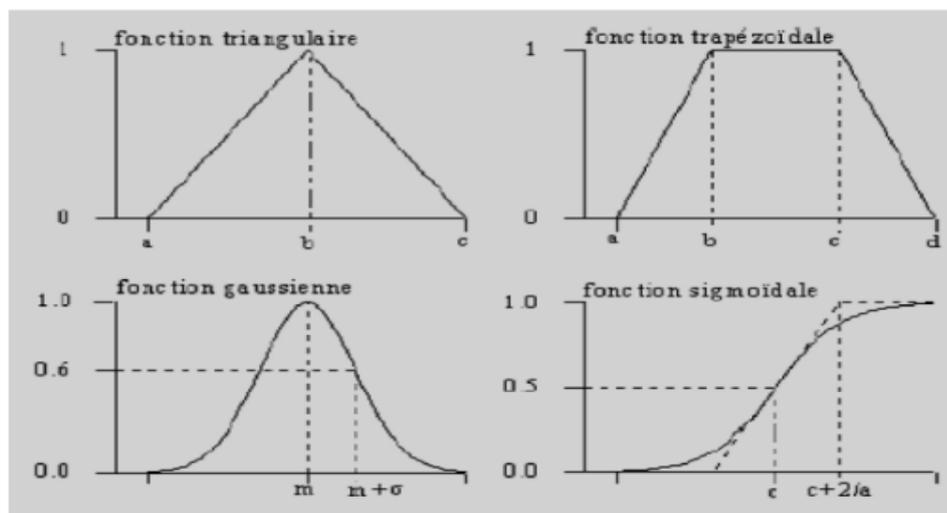


Figure (III.04): Formes des fonctions d'appartenance usuelles

### III.2.3. Règles floues

La règle floue est une relation exprimée à l'aide d'une implication entre deux propositions floues. Par exemple, considérons deux variables linguistiques  $(V1, U, Tv1)$  et  $(V2, U, Tv2)$  et les deux propositions suivantes "V1 est A", "V2 est B", où A et B sont deux ensembles flous de  $V1$  et  $V2$ . On peut définir la règle floue par l'expression, si V1 est A Alors V2 est B [23].

- la proposition 'V1 est A' est la condition de l'implication.
- la proposition 'V2 est B' est la condition de l'implication.

Généralement, plusieurs règles floues sont nécessaires pour prendre une décision face à une situation donnée. On s'intéresse au cas de plusieurs règles floues dans le domaine de la commande et la régulation. Les règles floues peuvent être décrites de plusieurs façons :

➤ **linguistiquement** : dans ce cas, on exprime les règles de façon explicite comme dans l'exemple suivant : 'Si l'accélération est faible et la vitesse est faible Alors faire appel à un grand couple.

➤ **Symboliquement** : il s'agit, dans ce cas, d'une description linguistique où l'on remplace la désignation des ensembles flous par des symboles tels que P,...etc désignant (positif grand, négatif petit...etc).

➤ **Par matrice d'inférence** : dans ce cas, on rassemble toutes les règles qui sont désignées symboliquement dans un tableau appelé 'matrice d'inférence'. Les entrées du tableau représentent les degrés d'appartenance des variables linguistiques des entrées aux différents ensembles flous. Et l'intersection d'une colonne et d'une ligne donne l'ensemble flou de sortie défini par la règle.

### III.3. Raisonnement floue

Un des apports principaux de la logique standard a été la formalisation des méthodes de déduction, qui sont en quelque sorte un outil de raisonnement. Les méthodes de déduction utilisées en logique standard permettent de définir une nouvelle certitude à partir d'autres connaissances certaines. Dans le cadre de la logique floue, il est possible de généraliser les méthodes de raisonnement lorsqu'on dispose de connaissances incertaines ou imprécises.

#### III.3.1. Implication floue

Considérons  $p \rightarrow X$  est A,  $q \rightarrow Y$  est B deux propositions floues construites à partir de deux variables linguistiques  $(x, T(x), X, G, M)$  et  $(y, T(y), Y, G, M)$ . Notons  $a, b$  les valeurs de vérité possibles de  $p$  et  $q$  respectivement [26].

Une implication floue, que l'on note  $I(a, b)$ , est une fonction :

$$I(a, b) : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1], \quad (\text{III.01})$$

qui définit la valeur de vérité de la proposition floue « si  $p$  alors  $q$  ». l'implication floue est également notée :

$$A \Rightarrow B \quad (\text{III.02})$$

et

$$a = \mu_A(x)$$

$$b = \mu_B(y) \quad (\text{III.03})$$

La fonction  $I(a, b)$  est donc équivalente à la fonction d'appartenance, que l'on note  $\mu_R(x, y)$  d'une relation floue définie entre  $X$  et  $Y$ . Cette fonction d'appartenance s'exprime, pour tout  $(x, y)$  de  $X \times Y$ , en utilisant la fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  intervenant dans la prémisse et celle  $\mu_B(x)$  intervenant dans la conclusion de la règle :

$$\mu_R(x, y) = I(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (\text{III.04})$$

Ainsi, la définition d'une implication floue peut se ramener à celle d'une fonction d'appartenance.

Les implications floues le plus souvent employées sont précisées dans le tableau III.01

Valeur de vérité	$I(\mu_A(x), \mu_B(x))$	Nom
$I_m$	$\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$	Mamdani
$I_l$	$\mu_A(x) \times \mu_B(x)$	Larsen
$I_r$	$1 - \mu_A(x) + \mu_A(x) \times \mu_B(x)$	Reichenbach
$I_\omega$	$\max(1 - \mu_A(x), \min(\mu_A(x), \mu_B(x)))$	Willmott
$I_{rg}$	1 si $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ 0 sinon	Rescher - Gaines
$I_{kd}$	$\max(1 - \mu_A(x), \mu_B(x))$	Kleen - Dienes
$I_{bg}$	1 si $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ $\mu_B(x)$ sinon	Brouwer – Golden
$I_g$	$\min(\mu_B(x) / \mu_A(x), 1)$ si $\mu_A(x) \neq 0$ 0 sinon	Goguen
$I_l$	$\min(1 - \mu_A(x) + \mu_B(x), 1)$	Luksiewicz

Tableau III.01 : Les implications floues les plus utilisées

Parmi les implications définies dans le tableau III.01, les implications de Mamdani et de Larsen sont les plus connues en raison de leurs applications dans la commande floue.

### III.4. Structure d'un système flou

Un système flou (*SF*) est une relation non linéaire qui permet de prendre des données numériques (entrées nettes), les faire passer dans un domaine flou puis avoir une sortie scalaire (sortie nette). La structure générale de ce traitement est donnée par la figure qui suit [13] :

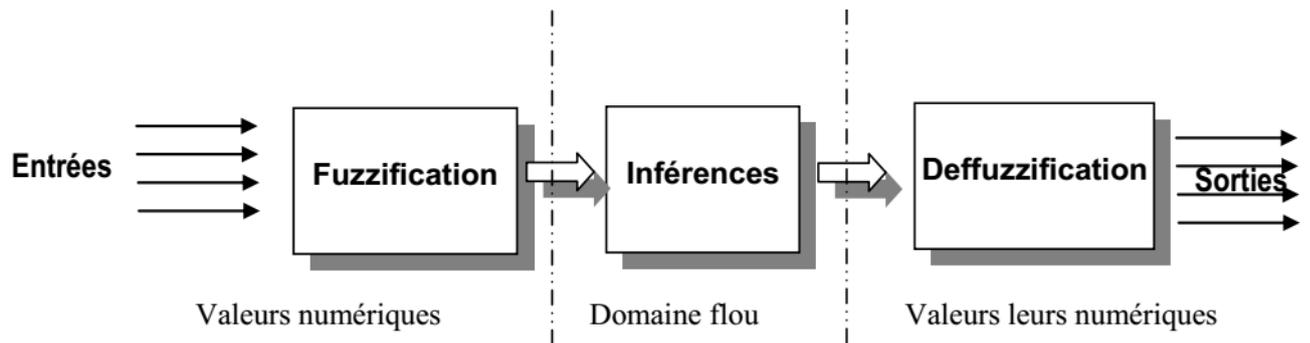


Figure (III.05): Traitement flou (schéma globale)

#### III.4.1. Constitution d'un système flou

Un système flou est composé de quatre parties essentielles:

1. La base de connaissance constituée d'une base de données et d'une base de règles.
2. Le système d'inférence.
3. L'interface de fuzzification.
4. Defuzzification

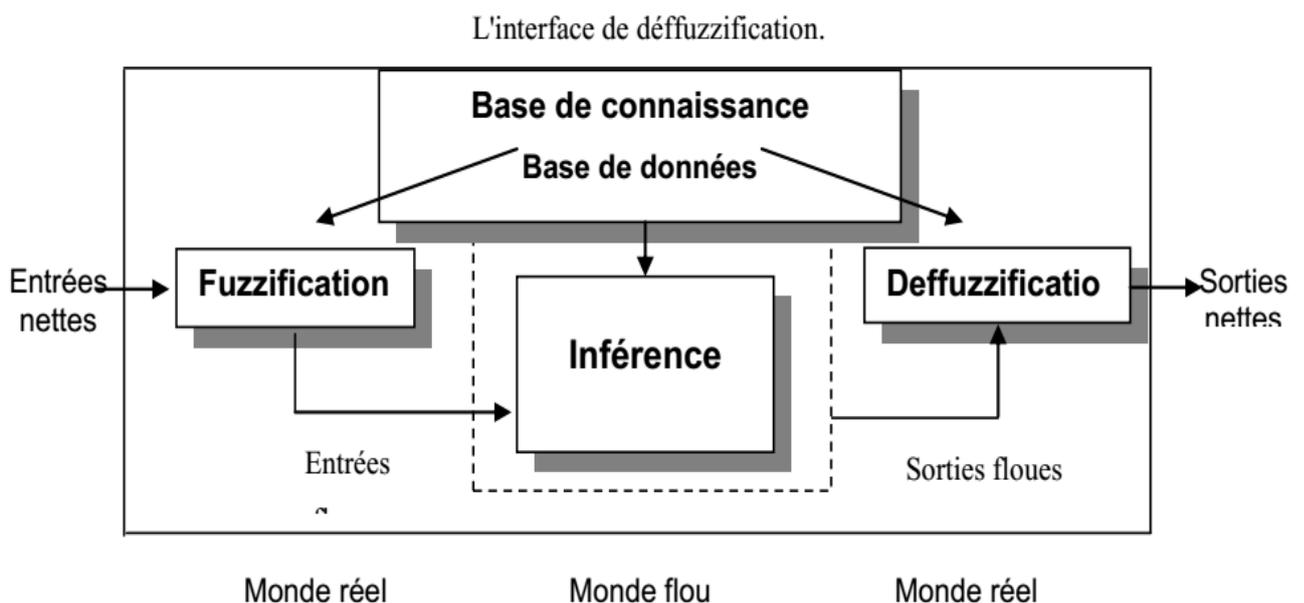


Figure (III.06): Schéma générale d'un système flou

### III.4.1.1. Fuzzification :

La Fuzzification permet d'associer à chacune des entrées réelles, par le biais de fonctions d'appartenances, un degré d'appartenance pour chacun des sous-ensembles flous définis sur l'ensemble du discours comme l'illustre la figure ci dessous [25].

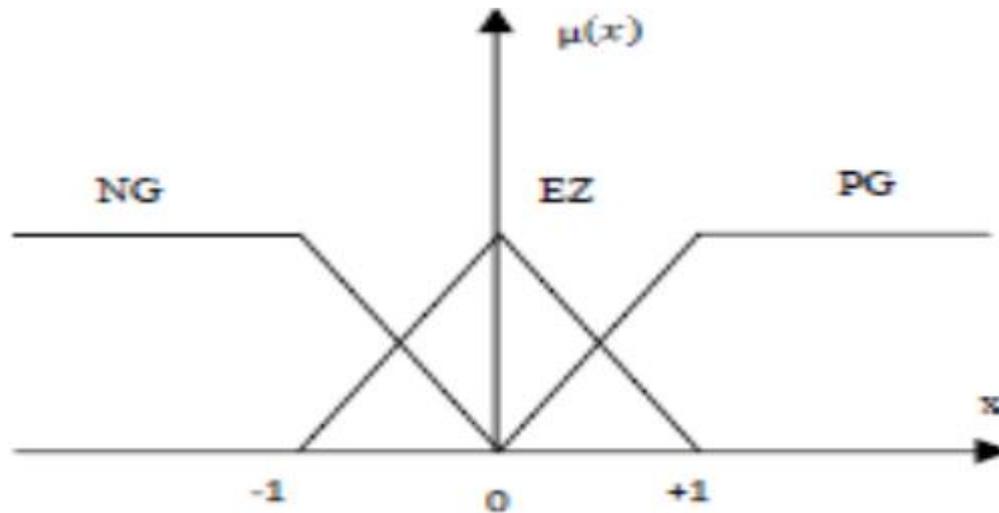


Figure (III.07): Fonction d'appartenance

### III.4.1.2. Mécanisme d'inférence

La stratégie de réglage dépend essentiellement des inférences adoptées. Elle lie les variables d'entrées ( $x_1$ ,  $x_2$ ) à la variable de sortie  $x_r$ , toutes exprimées en variables linguistiques (après fuzzification). Il s'agit souvent d'inférence avec plusieurs règles qui peuvent être activées en même temps. Ces règles doivent tenir compte du comportement du système à régler, ainsi que des buts du réglage envisagé. L'expérience et les connaissances professionnelles les jouent donc un rôle important pour la détermination des règles. Pour la présentation des différentes possibilités d'exprimer les inférences, on choisit un exemple de système à régler avec deux variables flou  $x_1$  et  $x_2$  qui forment les variables d'entrées de l'inférence, et une variable de sortie  $x_r$  exprimée elle aussi comme variable floue. Les règles d'inférences peuvent être décrites de plusieurs façons [22].

### III.4.1.3. Base des règles

C'est la collection de règle qui permet de lier les variables floues d'entrée et de sortie, elles ont la forme: "if then" ou "si-alors", elles peuvent être écrites textuellement faisant appel à des

entrées et à des sorties et elles sont données par des experts d'une manière directe numériques ou par des termes ou variables linguistique à travers des fonctions d'appartenance [13].

#### III.4.1.4. Interface de defuzzification

Pour cette étape le retour se fait aux grandeurs de sortie réelles. Il s'agit de calculer, à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous de la variable de sortie, l'abscisse qui correspond à la valeur de cette sortie. Différentes méthodes sont utilisées [23] :

**Méthode du centre de gravité** : c'est la méthode de defuzzification la plus courante. L'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultant de l'inférence correspond à la valeur de sortie du régulateur

$$dU_n = \frac{\int x \cdot \mu_R(x) dx}{\int \mu_R(x) dx} \quad \text{(III.07)}$$

Il apparait que plus la fonction d'appartenance résultante est compliquée, plus le processus de defuzzification devient long et coûteux en temps de calcul.

**Méthode par valeur maximum** : est la plus simple, elle consiste à ne considérer pour chaque sortie que la règle présentant le maximum de validité cette technique est peu employée car elle représente des inconvénients lorsqu'il y a plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale [3].

**Méthode par valeur moyenne des maximas** : la défuzzificateur examine l'ensemble flou qui détermine les valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance est maximale, ensuite se fait le calcul de la moyenne des ces valeurs comme résultat de défuzzification.

### III.5. Les avantages et les inconvénients de la logique floue

Les avantages sont :

1. Le non nécessité d'une modélisation du système à régler.
2. La possibilité d'implémenter des connaissances (linguistique) de l'opérateur de processus.
3. La maîtrise du système à régler avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser).
4. L'emploi possible aussi pour les processus rapides (grâce à des processeurs dédiés).

5. La disponibilité de systèmes de développement efficaces soit pour microprocesseurs ou PC (solution logicielle), soit pour circuit intégrés (processeur dédiés, solution matérielle).

Les inconvénients sont :

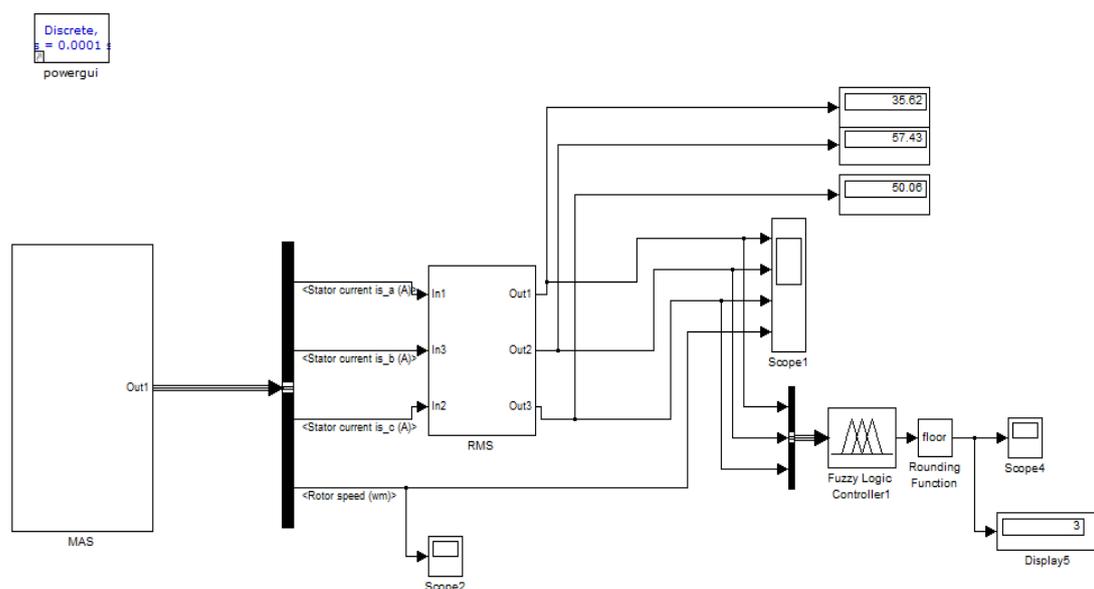
1. Le manque de directive précise pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification).
2. L'approche artisanale et non systématique (implémentation des connaissances de l'opérateur souvent difficile).
3. L'impossibilité de la démonstration de la stabilité du circuit de réglage en toute généralité (en l'absence d'un modèle valable).
4. La possibilité d'apparition de cycles limites à cause du fonctionnement non linéaire.
5. La précision de réglage souvent peu élevée.
6. La cohérence des inférences non garantie a priori (apparition de règles d'inférence contradictoires possible).

## III.6. Simulation et interprétation

### III.6.1. Système de diagnostic par logique floue

Le système surveille l'amplitude des RMS des courants moteur  $I_{sa}$ ,  $I_{sb}$  et  $I_{sc}$ , qui vont être les entrées du contrôleur flou, après un traitement de ces courants par le contrôleur flou ce dernier détecte et localise le défaut.

La structure de ce modèle de Simulink est donnée par la figure III.08



**Figure (III.08):** Schéma de simulation de diagnostic des défauts de MAS par logique floue

### III.6.2. Classificateur flou

- 1) La sortie de ce contrôleur est le numéro de court-circuit par exemple on a posé le court-circuit dans la phase 'a' = 1, court- circuit dans la phase 'b' = 2.
- 2) l'entrée du contrôleur flou représente les trois courants statoriques Isa, Isb et Isc.
- 3) Les grandeurs manipulées par le contrôleur sont des ensembles flous, ce qui nécessite une conversion des valeurs numériques en entrée c'est la fuzzification. En fonction de ces variables floues et des règles de décision.
- 4) l'étape d'inférence lie les variables d'entrées à la variable de sortie et calculer la valeur floue de diagnostic.
- 5) l'étape dernière c'est la defuzzification se fait le retour aux grandeurs de sortie réelles. Il s'agit de calculer, à partir des degrés d'appartenance à tous les ensembles flous de la variable de sortie.

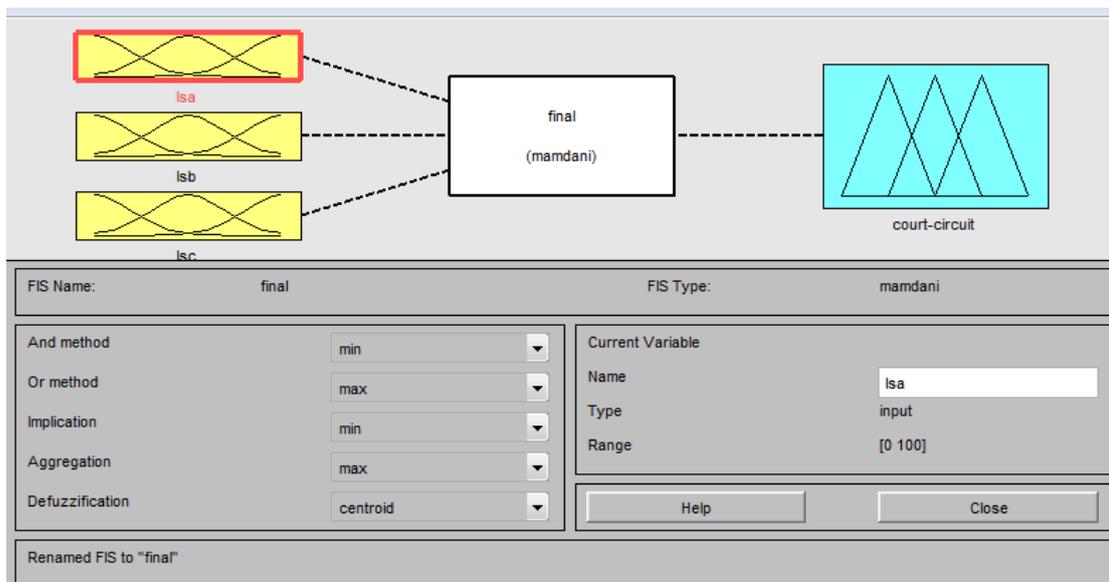


Figure (III.09): Le controleur flou proposé

#### a) Fuzzification des entrées/sorties

Les valeurs efficaces des courants statoriques Isa, Isb et Isc ont été définies comme variables d'entrée dans le système de diagnostic. Elles étaient des premières de tous « fuzzification » en conséquence au Tableau 01. Les valeurs des variables d'entrée ont été traduites dans l'intervalle [0.100]. Les fonctions d'appartenance trapézoïdales sont représentées en sept sous-ensembles flous. Les valeurs linguistiques définies pour l'ensemble d'entrée sont définies en : P0 (très petit), P1 (petit), P2 (moyen), P3 (grand), P4 (très grand), P5 (important), P6 (très important).

Pour les fonctions d'appartenance trapézoïdales de la sortie (court-circuit) les variables linguistiques sont définies en : sain (sain), court-circuit dans la phase 'a' (phase-a), court-circuit dans la phase 'b' (phase-b).....etc.

Courants efficaces	L'état sain	court-circuit dans la phase 'a'	court-circuit dans la phase 'b'	court-circuit dans la phase 'c'	court-circuit de deux phases 'a' et 'b'	court-circuit de deux phases 'b' et 'c'	court-circuit de deux phases 'a' et 'c'
Isa (A)	13.81	35.61	57.2	50.08	82.5	98.03	81.61
Isb (A)	13.81	50.08	35.61	57.2	81.69	82.5	98.03
Isc (A)	13.81	57.2	50.58	35.61	98.03	81.69	82.5

Tableau III.02 : Les valeurs réel des courants statoriques efficaces aux cas de court-circuit

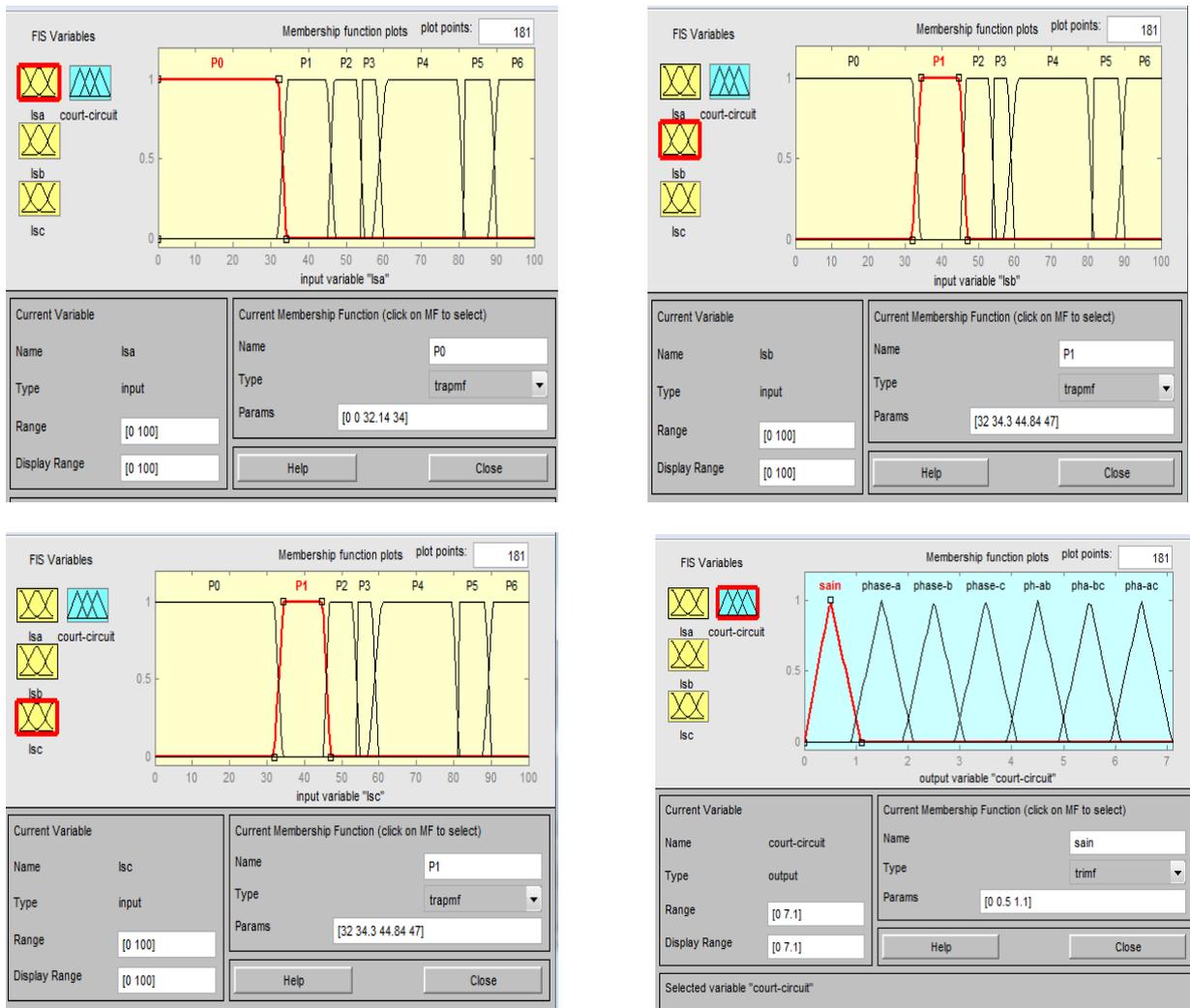


Figure (III.10): Fuzzification des entrées/sorties

**b) L'inférence**

La stratégie de diagnostic dépend essentiellement des inférences (règles). Pour simplifier la description des inférences on utilise une table d'inférence, (Tableau III.03).

$I_{sa}$ (a)	$I_{sb}$ (a)	$I_{sc}$ (a)	Cas
P0	P0	P0	L'état sain
P1	P2	P3	Court-circuit dans la phase a
P2	P3	P1	Court-circuit dans la phase b
P3	P1	P2	Court-circuit dans la phase c
P4	P6	P5	Court-circuit entre deux phases a et c
P5	P4	P6	Court-circuit entre deux phases a et b
P6	P5	P4	Court-circuit entre deux phases b et c

*Tableau III.03 : implications Table d'inférence*

On compte 7 règles d'inférence comme exemples qui sont donne les règles suivants :

SI ( $I_{sa}$  est P0) ET ( $I_{sb}$  est P0) ET ( $I_{sc}$  est P0) ALORS (court-circuit est sain) → état sain.

SI ( $I_{sa}$  est P1) ET ( $I_{sb}$  est P2) ET ( $I_{sc}$  est P3) ALORS (court-circuit est phase a) → court-circuit dans la phase 'a'.

SI ( $I_{sa}$  est P3) ET ( $I_{sb}$  est P1) ET ( $I_{sc}$  est P2) ALORS (court-circuit est phase b) → court-circuit dans la phase 'b'.

SI ( $I_{sa}$  est P2) ET ( $I_{sb}$  est P3) ET ( $I_{sc}$  est P1) ALORS (court-circuit est phase b) → court-circuit dans la phase 'c'.

SI ( $I_{sa}$  est P5) ET ( $I_{sb}$  est P4) ET ( $I_{sc}$  est P6) ALORS (court-circuit est ph-ab) → court-circuit de deux phases 'a' et 'b'.

SI ( $I_{sa}$  est P6) ET ( $I_{sb}$  est P5) ET ( $I_{sc}$  est P4) ALORS (court-circuit est pha-bc) → court-circuit de deux phases 'b' et 'c'.

SI ( $I_{sa}$  est P4) ET ( $I_{sb}$  est P6) ET ( $I_{sc}$  est P5) ALORS (court-circuit est pha-bc) → court-circuit de deux phases 'a' et 'c'.

La figure III.11 illustre la configuration des différentes règles floues pour les différentes situations de défauts dans le contrôleur flou.

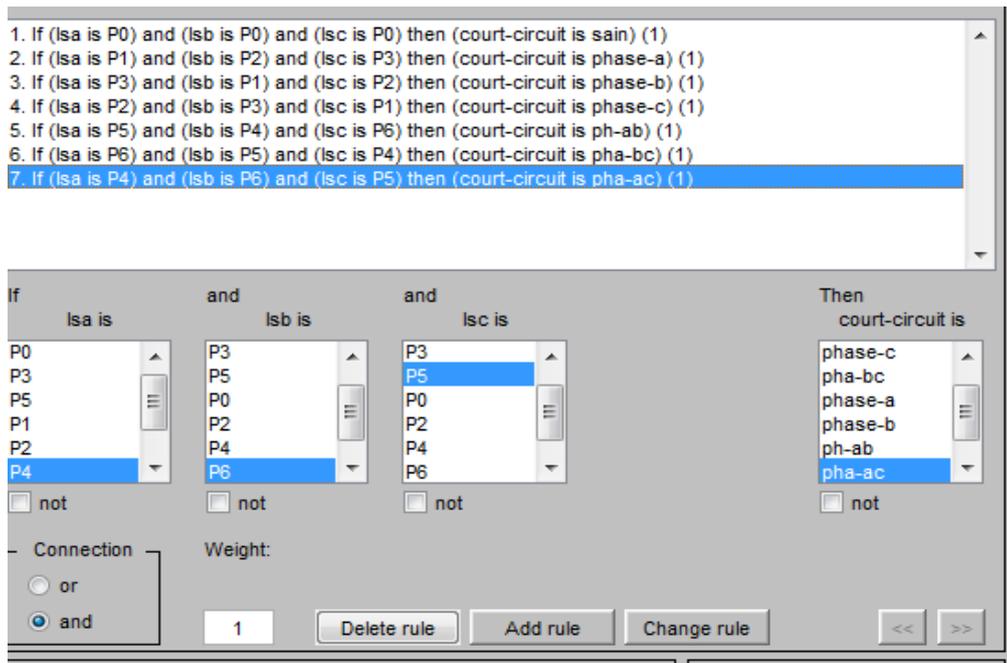


Figure (III.11): Présentation des règles d'inférence

**c) Defuzzification**

La défuzzification permet la conversion de l'union des sous-ensembles flous modifiés (fonctions d'appartenance résultantes fournies par l'inférence), à une sortie non floue; suivie par une dénormalisation et conversion N/A.

Les figures III.12 et III.13 illustre deux exemples de defuzzification le premier est dans le cas de défaut de court-circuit dans la phase 'a' tandis que le second concerne un exemple de défaut entre deux phases 'a' et 'b'.

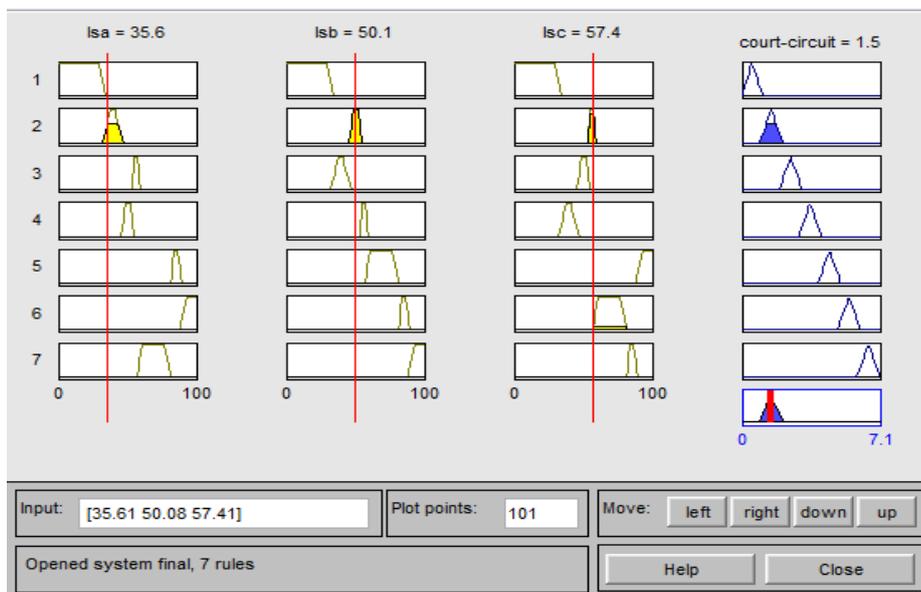


Figure (III.12): Exemple de defuzzification en cas de défaut de court-circuit dans la phase 'a'

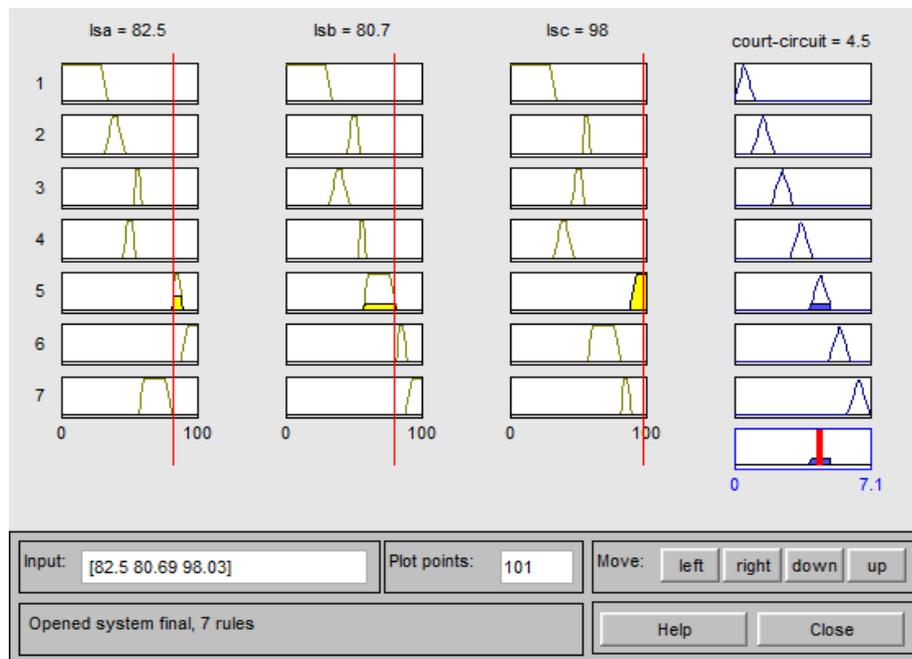


Figure (III.13): Exemple de defuzzification en cas de défaut de court-circuit entre dans phases 'a' et 'b'

1) La sortie pour le cas de défaut de court-circuit dans la phase 'a' :

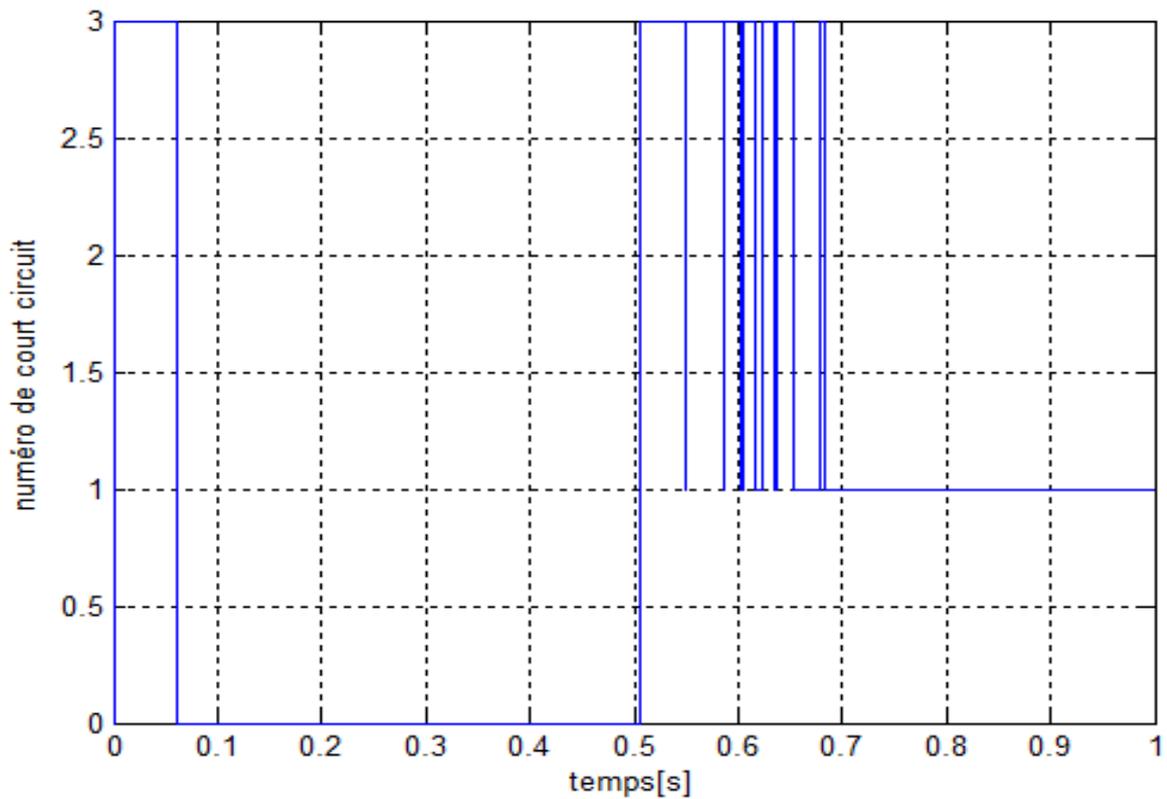
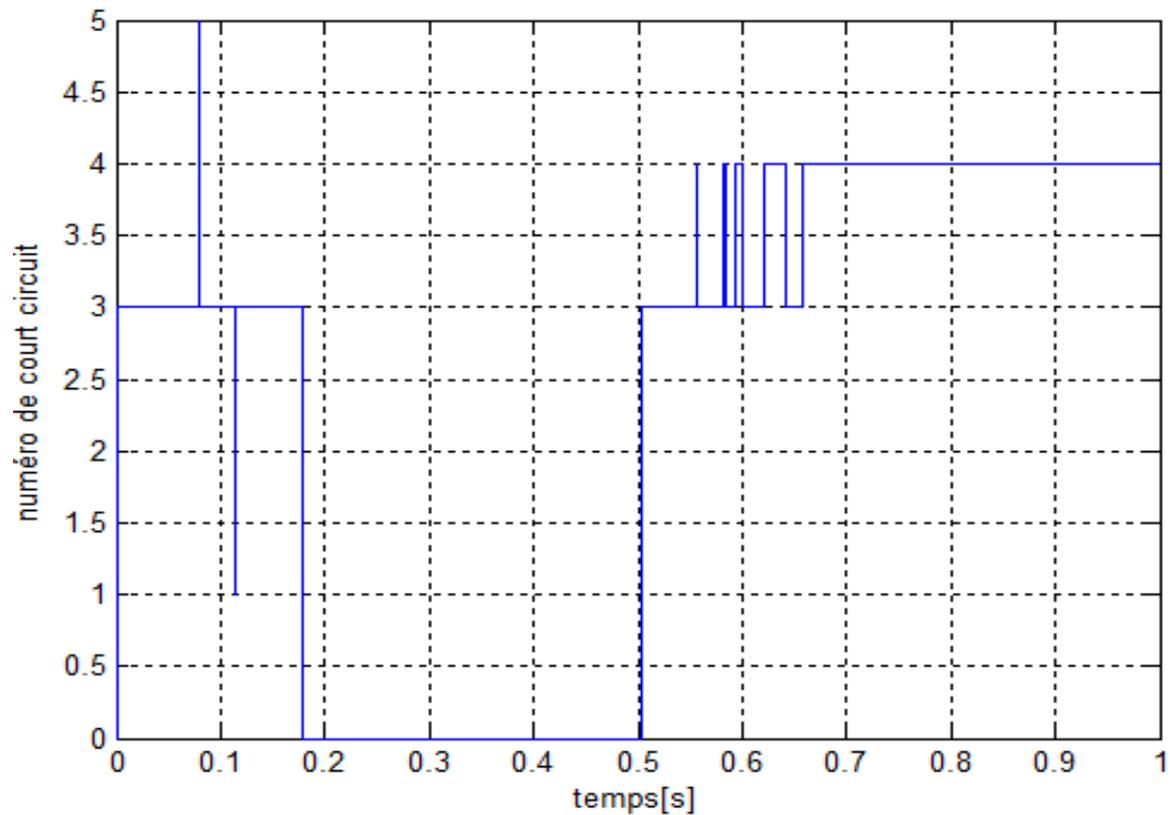


Figure (III.14): La sortie pour le cas de défaut de court-circuit dans la phase 'a'

2) La sortie pour le cas de défaut de court-circuit dans la phase 'a' et 'b' :



*Figure (III.15):* La sortie pour le cas de défaut de court-circuit dans la phase 'a' et 'b'

### III.6. Conclusion

Dans cette partie de notre travail, nous nous sommes intéressés au diagnostic des défauts de court circuit dans les machines asynchrones par un algorithme basé sur la technique de l'intelligence artificielle, la logique floue. Après une présentation de la théorie de la logique floue, nous avons présenté la méthode de conception d'un contrôleur flou.

Un système de diagnostic des défauts de la machine asynchrone utilisant un classificateur flou pour une procédure de diagnostic de défauts a été proposé. Dans ce chapitre on a pu développer une méthode de diagnostic flou capable de détecter et localiser plusieurs types de défauts tels que le défaut de court circuit dans les phases de la machines asynchrone.