

III.1. Introduction

Aujourd'hui, la logique floue est d'une grande Actualité. L'option courante est qu'il s'agit d'une nouvelle méthode de traitement pour les problèmes de réglage et de prise de décision, cependant cette argumentation n'est pas du tout correct. En effet les bases théoriques de la logique floue ont été établies en 1965 par le professeur Lotfi A Zadah de l'université de californie de berkley .A cette époque la théorie de la logique floue n'a pas été prise au sérieux en effet les ordinateurs avec leur fonctionnement exacte par tout ou rien (1et 0) ont commencé à se répandre sur une large échelle .par contre la logique floue permet de traiter de variable non exacte dont la valeur peut varier entre (1et 0).

La logique floue suscite actuellement un intérêt général auprès des chercheurs et des industriels. Elle peut généraliser des modes de raisonnement naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine, de construire des systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prise en charge par les humains. En effet, la logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances. Son intérêt réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles. Dans ce chapitre, on présente la base de la théorie de la logique floue, puis le principe de la conception d'un régulateur PI flou ainsi que son application pour le réglage de la vitesse d'une machine asynchrone à double alimentation. On présente aussi les résultats de simulation [15].

III.2. Domaines d'application

Les systèmes flous ont été utilisés dans une large variété d'applications industrielles, gestionnaires et médicales. Parmi ses applications on peut citer [5]:

- Systèmes audio-visuels (appareils de photos autofocus, caméscope à stabilisateur d'images, photocopieurs, ...).
- Appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs, ...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.
- Systèmes d'autoroute automatisés : direction automatique, freinage et contrôle de la manette des gaz pour les véhicules.
- Robotique : contrôle de la place et organisation de chemin.
- Produits de consommation courante.

III.3. principe de la logique floue

L'homme perçoit, raisonne, imagine et décide à partir des modèles ou de représentation. Sa pensée n'est pas binaire. L'idée de la logique floue est de capturer l'imprécision de la pensée humaine et de l'exprimer avec des outils mathématiques appropriés. La résolution

d'un problème exige la recherche d'un modèle qui est le plus objectif et le plus certain possible. Les modèles de notre cerveau peuvent être assez compliqués et également vagues, flous ou imprécis. L'homme ne raisonne pas comme l'ordinateur : au tout ou rien. La logique floue inspire ses caractéristiques du raisonnement humain. Elle est basée sur la constatation que la plupart de phénomènes ne peuvent être représentés à l'aide de variables booléennes qui ne peuvent prendre que deux valeurs (0 ou 1). Peut-on considérer un homme de taille 1.7 m grand ou petit ? N'est-il pas ni vraiment grand, ni vraiment petit ? Pour répondre à ce type de question, la logique floue considère la notion d'appartenance d'un objet à un ensemble, non plus comme une fonction booléenne, mais comme une fonction qui peut prendre toutes les valeurs entre 0 et 1 [5].

En effet, elle caractérise un homme par un degré de vérification ou un degré d'appartenance à « homme de grande taille » compris entre 0 et 1. On peut également définir une fonction « homme de taille moyenne », et une fonction « homme de petite taille »...etc. Alors, un homme de taille quelconque a trois degrés d'appartenance aux trois catégories « taille petite », « taille moyenne », « taille grande ». Un homme de taille 1.75 m appartient à la catégorie de « taille grande » avec un degré de vérification de 50% et à la catégorie de « taille moyenne » avec le même degré de vérification. Tandis qu'il appartient à la catégorie de « taille petite » avec un degré de vérification de 0%. Cela peut être traduit par la figure suivante.

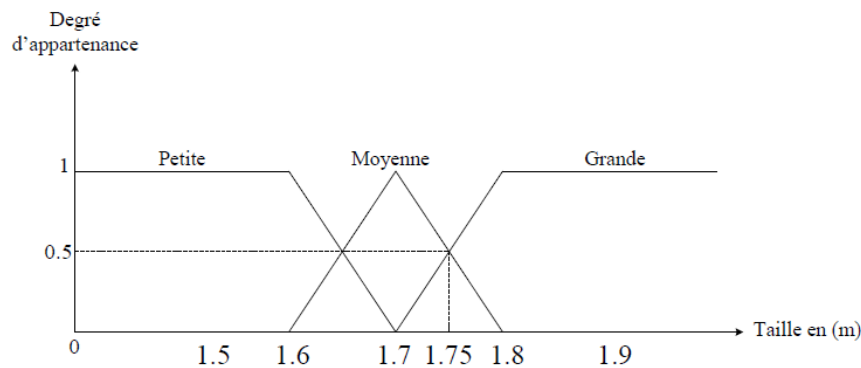


Fig. III.1 : Concept flou des différentes catégories de la taille d'un homme.

Cette représentation montre que le passage d'une catégorie à une autre ne se fait pas brutalement comme dans le cas de la logique classique, mais il se fait progressivement. Mathématiquement, on peut définir ou associer une fonction $\mu_A(x)$ qui exprime le degré d'appartenance de l'élément x à la catégorie A , où :

x : est la taille de l'homme.

A : est la catégorie ou la classe (petite, moyenne, grande); Telle que pour la catégorie (grande) par exemple on a :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } x \geq 1.8 \\ 0 & \text{pour } x \leq 1.7 \\ 10(x - 0.7) & \text{pour } 1.7 < x < 1.8 \end{cases} \quad (III.1)$$

De la même manière, on peut définir la fonction $\mu_B(x)$, $\mu_C(x)$ pour les catégories moyenne et petite, respectivement. On appelle $\mu_A(x)$, $\mu_B(x)$, $\mu_C(x)$ fonctions d'appartenance.

III.4. Notions de base de la logique floue

Cette section n'a pas pour but de donner un état de lieux complet de la logique floue, mais uniquement fournir les quelques notions de base de la logique floue d'une manière abrégée.

III.4.1. Ensemble flou

Dans la théorie classique des ensembles, c'est la fonction caractéristique qui définit l'ensemble. Cette fonction ne prend que les deux valeurs discrètes 0 (l'élément n'appartient pas ...) ou 1 (...appartient à l'ensemble).

Un ensemble flou est défini par une fonction d'appartenance qui peut prendre toutes les valeurs réelles comprises entre 0 et 1. C'est l'élément de base de la logique floue. Il a été introduit en première fois par Zadeh en 1965. Le concept de ce dernier a pour but d'éviter le passage brusque d'une classe à une autre et de permettre des graduations dans l'appartenance d'un élément à une classe; c'est-à-dire d'autoriser un élément à appartenir plus ou moins fortement à une classe [5].

Les trois catégories « Petite, Moyenne, Grande » définies précédemment, associées à leurs fonctions d'appartenance, sont appelées des ensembles flous. Et on peut définir également l'univers de discours ou l'univers de référence comme étant l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variable floue x (la taille de l'homme). Dans un domaine continu les ensembles flous sont définis par leurs fonctions d'appartenance. Tandis que dans le cas discret les ensembles flous sont des valeurs discrètes dans l'intervalle $[0\ 1]$ [5].

III.4.2. Fonctions d'appartenance

La variable x varie dans un domaine appelé univers de discours, ce dernier est partagé en sous-ensembles flous de façon que dans chaque zone il y ait une situation dominante. Ces zones sont décrites par des fonctions convexes, généralement sous forme triangulaire ou trapézoïdale, elles admettent comme argument la position de la variable x dans l'univers de discours, et comme sortie le degré d'appartenance de x à la situation décrite par la fonction; notée [15]:

$\mu_E(x)$: degré d'appartenance de x au sous ensemble E .

Le choix de la répartition des fonctions, leurs chevauchements ainsi que leurs formes doit être judicieux. La figure (III.2) donne quelques fonctions d'appartenance.

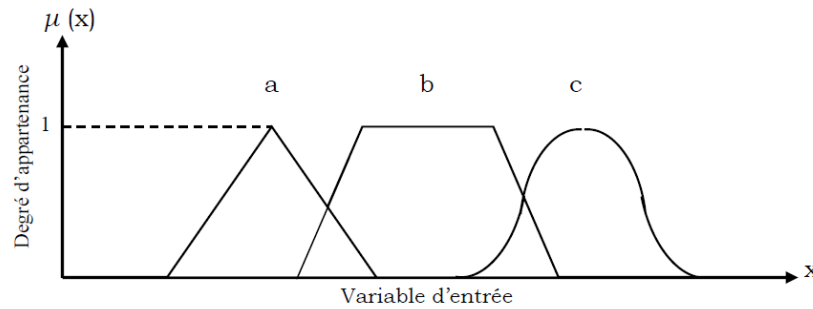


Fig. III.2 : Exemple de fonctions d'appartenance.

a) Fonction triangulaire.

b) Fonction trapézoïdale.

c) Fonction gaussienne.

III.4.3. Variables linguistiques

Le concept des variables linguistiques joue un rôle important dans le domaine de la logique floue. Une variable linguistique comme son nom le suggère, est une variable définie à base de mots ou des phrases au lieu des nombres. En effet, la description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en général des expressions floues comme « quelque, beaucoup, souvent, chaud, froid, rapide, lent, grand, petit ...etc ». Ce genre d'expressions forme ce qu'on appelle des variables linguistiques de la logique floue [5].

On peut représenter une variable linguistique par un triplet (V, U, T_v) , tels que : V est une variable numérique « Vitesse, Taille, Température » définie sur un univers de référence U et T_v est un ensemble de catégories floues de U , qui sont utilisées pour caractériser V à l'aide de fonctions d'appartenance. Considérons la vitesse de rotation d'une machine électrique comme une variable linguistique définie sur un univers de discours $U = [0, 100]$ rd/s, et son ensemble de catégories floues $T_{\text{vitesse}} = (\text{Lente}, \text{Rapide}, \text{Moyenne})$.

Ces trois ensembles flous de T_{vitesse} peuvent être représentés par des fonctions d'appartenance comme le montre la figure (III.3).

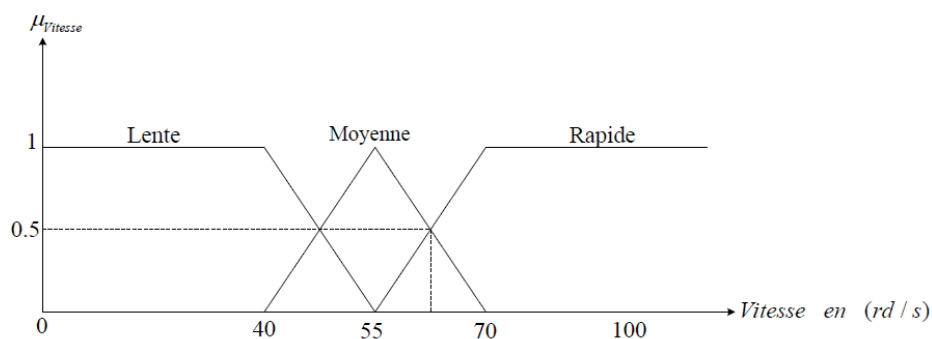


Fig. III.3 : Représentation graphique des ensembles flous d'une variable linguistique.

III.5. Structure de base d'un contrôleur flou

La commande par la logique floue est en pleine expansion. En effet, cette méthode permet d'obtenir une loi de réglage souvent très efficace sans devoir faire des modélisations approfondies. Par opposition à un régulateur standard ou à un régulateur à contre-réaction d'état, le régulateur par logique floue ne traite pas une relation mathématique bien définie,

mais utilise des inférences avec plusieurs règles, se basant sur des variables linguistiques. Par des inférences avec plusieurs règles, il est possible de tenir compte des expériences acquises par les opérateurs d'un processus technique. Généralement le traitement d'un problème par la logique floue se fait en trois étapes [5]:

- La quantification floue des entrées, appelée aussi la **Fuzzification**. Elle permet la conversion des variables des entrées qui sont des grandeurs physiques, en grandeurs floues, ou variables linguistiques ;
- L'établissement des règles liant les sorties aux entrées, appelé **l'Inférence floue** ;
- La **Défuzzification** qui est l'opération inverse de la fuzzification. Elle consiste à transformer les variables linguistiques en variables réelles ou numériques.

Le schéma bloc d'un contrôleur flou est illustré par la figure suivante [15]:

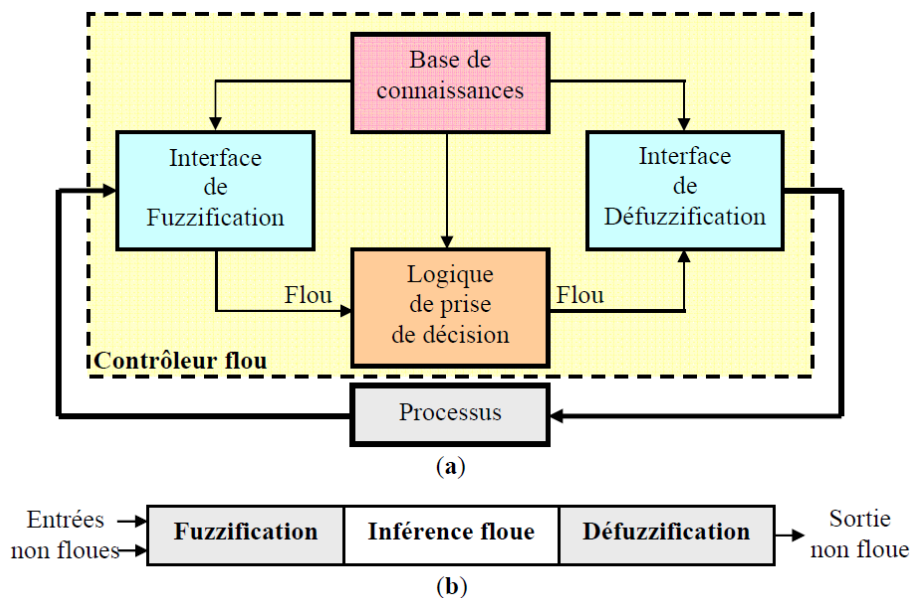


Fig. III.4 : a) : Schéma synoptique d'un contrôleur flou
b) : configuration d'un contrôleur flou.

III.5.1. Base de connaissances

La base de connaissance comprend une connaissance du domaine d'application et les buts du contrôle prévu. Elle est composée :

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.5.2. Interface de fuzzification

La fuzzification est l'opération qui consiste à affecter pour chaque entrée physique, un degré d'appartenance à chaque sous-ensemble flou. En d'autres termes c'est l'opération qui permet le passage du numérique (grandeurs physiques) au symbolique (variables floues) [15].

Pour illustrer le mécanisme de la fuzzification, nous allons donner un exemple en fixant comme valeur d'entrée $e_k = 0.45$. Le résultat de la fuzzification sera présenté sur la figure (III.5). On remarque que pour cette erreur correspond les ensembles flous PP et PM avec les degrés d'appartenances $\mu_{PP}(e_k) = 0.75$ et $\mu_{PM}(e_k) = 0.25$.

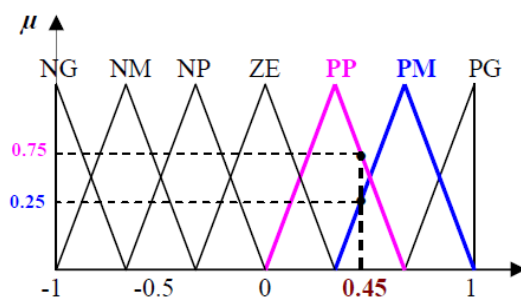


Fig. III.5. Exemple de fuzzification.

III.5.3. Règles d'inférence floue

La base des règles représente la stratégie de commande et le but désiré par le biais des règles de commande linguistiques. Elle permet de déterminer la décision ou l'action à la sortie du contrôleur flou et exprimer qualitativement la relation qui existe entre les variables d'entrées et la variable de sortie [5].

A partir de l'étude du comportement du système, nous pouvons établir les règles de commande, qui relient la sortie avec les entrées. Comme nous l'avons mentionné, chacune des deux entrées linguistiques du contrôleur flou possède cinq ensembles flous, ce qui donne un ensemble de vingt-cinq règles. Celles-ci peuvent être représentées par la matrice d'inférence suivante :

Tableau. III.1 : Matrice d'inférence floue.

$\Delta E \backslash E$	NG	NP	EZ	PP	PG
NG	NG	NG	NP	NP	EZ
NP	NG	NP	NP	EZ	PP
EZ	NP	NP	EZ	PP	PP
PP	NP	EZ	PP	PP	PG
PG	EZ	PP	PP	PG	PG

Règle 25 : Si E est PG et ΔE est PG Alors ΔU est PG

III.5.4. Mécanisme d'inférence flou

L'inférence floue ou la logique de prise de décision est le cœur du contrôleur flou qui possède la capacité de simuler les décisions humaines et de déduire (inférer) les actions de commande floue à l'aide de l'implication floue et des règles d'inférence de la logique floue.

Elle utilise les variables floues transformées par la fuzzification et les règles d'inférence pour créer et déterminer les variables floues de sortie, en se basant sur des opérations floues appliquées aux fonctions d'appartenance [6].

Comme on l'a mentionné, il existe plusieurs possibilités pour réaliser les opérateurs flous qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance. On introduit la notion de mécanisme ou méthode d'inférence, qui dépend des relations utilisées pour réaliser les différents opérateurs dans une inférence, permettant ainsi un traitement numérique de cette dernière.

Pour le réglage par la logique floue, on utilise en général l'une des trois méthodes suivantes :

- Méthode d'inférence Max-Min (Méthode de Mamdani).
- Méthode d'inférence Max-Produit (Méthode de Larsen).
- Méthode d'inférence Somme-Produit.

Le tableau suivant résume la façon utilisée par ces trois méthodes d'inférence pour représenter les trois opérateurs de la logique floue " *Et*, *Ou* et *Alors*".

Tableau. III.2 : Méthodes usuelles de l'inférence floue.

Opérateurs flous Méthodes d'inférence	Et	Ou	Alors
Max-Min	Minimum	Maximum	Minimum
Max-Produit	Minimum	Maximum	Produit
Somme-Produit	Produit	Moyenne	Produit

III.5.5. Interface de défuzzification

La défuzzification est la dernière étape dans la commande floue. Elle consiste à transformer les informations floues établies par le mécanisme d'inférence en une grandeur physique ou numérique pour définir la loi de commande du processus. Plusieurs méthodes ont été élaborées pour faire cette opération. La méthode de défuzzification choisie est souvent liée à la puissance de calcul du système flou. Parmi les plus couramment utilisées, on cite [5]:

- **Méthode de Maximum :** cette méthode génère une commande qui représente l'abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence floue. Cette méthode est simple, rapide et facile, mais présente certains inconvénients lorsqu'il

existe plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale et ne tient pas compte de l'effet de toutes les règles.

- **Méthode de la moyenne des maximums** : cette méthode génère une commande qui représente la valeur moyenne de tous les maximums, dans le cas où il existe plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.
- **Méthode du centre de gravité** : cette méthode génère une commande égale à l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence floue. Cette abscisse de centre de gravité peut être déterminée à l'aide de la relation générale suivante :

$$X_G = \frac{\int x \mu_{rés}(x) dx}{\int \mu_{rés}(x) dx} \quad (III.1)$$

Cette méthode est la plus utilisée dans les systèmes de commande floue, (car elle tient compte de toutes les règles et ne présente pas une confusion de prise de décision), malgré sa complexité, puisqu'elle demande des calculs importants.

III.6. Avantages et inconvénients de la commande par la logique floue

La commande par logique floue réunit un certain nombre d'avantages et de désavantages. Les avantages essentiels sont [5] :

- Le non nécessité d'une modélisation mathématique rigoureuse du processus.
- 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).
- La réduction du temps de développement et de maintenance.
- La simplicité de définition et de conception.

Par contre, les inconvénients sont [5] :

- Le manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification).
- L'approche artisanale et non systématique (implantation des connaissances des opérateurs souvent difficile).
- La difficulté de montrer la stabilité dans tous les cas.
- La cohérence des inférences non garantie a priori (apparition de règles d'inférence contradictoires possible).

III.7. Développement du régulateur flou

III.7.1. principe

Dans ce travail, le système d'inférence floue utilisée est consacré pour mettre à jour les gains du régulateur PI. Les deux gains du régulateur PI seront initialisés en utilisant des méthodes conventionnelles bien connues. Ensuite, un algorithme flou pour la correction de ces deux gains du régulateur PI est proposé de conserver des bonnes performances, lorsque les variations de paramètre se produisent et/ou lorsque des perturbations sont présentées. Cette approche utilise des règles floues pour générer des gains proportionnel et intégral K_p et K_i appropriés. La conception de ces règles est basée sur une connaissance qualitative, déduite des essais de simulation étendue du système avec le contrôleur PI conventionnel pour différentes valeurs de K_p et K_i , avec différentes conditions de fonctionnement [17].

Le bloc du correcteur flou du gain PI a deux entrées, chacune représente un signal d'erreur $e(t)$ de la variable contrôlée. Dans ce cas, les deux variables contrôlées sont les puissances active et réactive générée P et Q . et les sortie sont les deux gains P et I . Les signaux d'entrées se repartissent en neuf fonctions d'appartenance tandis que les sorties ont cinq fonctions d'appartenance de chaque un. Le système flou à neuf règles et la méthode de défuzzification employée est de centre de gravité. Les neuf fonctions d'appartenance sont conçues comme le montre la figure.III.6.a. En outre, les fonctions d'appartenance cinq pour le gain proportionnel K_p et K_i gain intégral sont conçus comme le montrent les figures.III.6.b et 6.c. Les neuf règles floues sont présentées au tableau III.3 [17].

Les variables d'entrées qui sont l'erreur de puissance active et réactive sont soumises à une opération de fuzzification et par conséquent converties à des ensembles flous. L'univers de discours normalisé de chaque variable d'entrées est subdivisé en neuf ensembles flous. Ceux-ci sont caractérisés par les désignations standards suivantes :

- Négatif très grand noté **NTG** ;
- Négatif grand noté **NG** ;
- Négatif moyen noté **NM** ;
- Négatif petit noté **NP** ;
- Environ de zéro noté **EZ** ;
- Positif petit noté **PP** ;
- Positif moyen noté **PM** ;
- Positif grand noté **PP** ;
- Positif très grand noté **PG** ;

Les variables linguistique de sorties sont les gains K_p et K_i sont les ensembles flous. L'univers de discours est subdivisé en cinq ensembles flous. Ceux-ci sont caractérisés par les désignations standards suivantes :

- très grand noté **NG** ;
- petit noté **NP** ;
- moyen noté **M** ;
- petit noté **PP** ;
- très grand noté **PG** ;

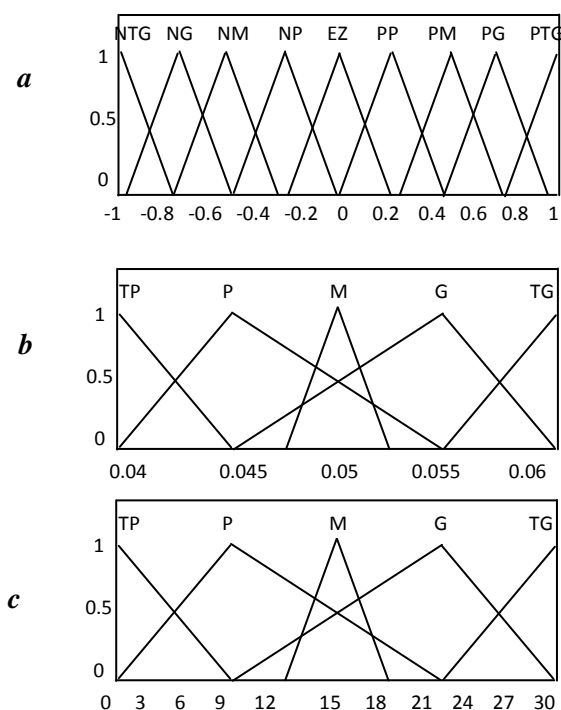


Fig. III.6 : Fonctions d'appartenance utilisées par le régulateur.
a. fonctions d'appartenance pour les erreurs EP et EQ .
b. fonctions d'appartenance pour le gain proportionnel K_p .
c. fonctions d'appartenance pour le gain intégral K_i .

La première colonne de la table de règles montre que K_p est de plus en plus augmente pour les grandes positives ou négatives erreurs de puissance (EP , EQ). Cela permettra d'améliorer le temps de montée, mais peut conduire à une réponse rapide avec dépassement. De la deuxième colonne de la table de règles, il peut être vu que le gain K_i est de plus en plus augmente pour les petits positive ou négative erreurs de puissance. Le raisonnement derrière cela est d'éviter les dépassements. L'algorithme de la correction floue génère des changements appropriés des gains du régulateur PI, à l'aide de la méthode du défuzzification de centre de gravité des deux variables de sortie linguistiques après l'application du neuf règles floues. Il est à noter que K_p et K_i sont limitées lorsque l'état d'équilibre est atteint et initialisé lorsque le changement de consignes de puissance se produit.

A titre d'exemple, prenons les deux règles suivantes :

« Si EP est NTG Alors K_p est TG et K_i est TP »
 « Si EQ est PP Alors K_p est P et K_i est G »

Tableau. III.3 : les règles d'inférence floue utilisées.

EP ou EQ	K_p	K_i
NTG	TG	TP
NG	G	P
NM	M	M
NP	P	G
EZ	TP	TG
PP	P	G
PM	M	M
PG	G	P
PTG	TG	TP

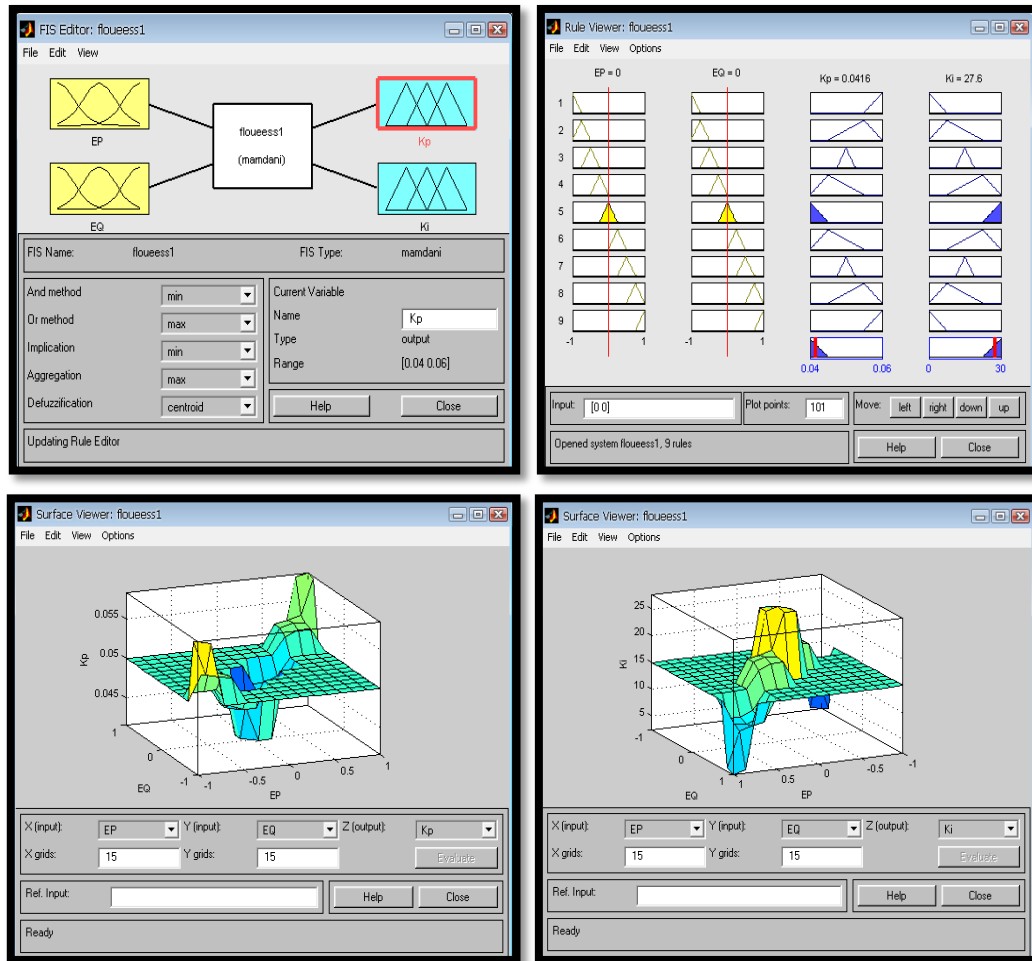


Fig. III.7 : les différentes fenêtres du bloc flou utilisé sur Matlab (règles et surfaces)

III.7.2. Configuration du système globale

Le système considéré dans cette étude est un réseau connecté à une MADA au niveau du circuit statorique, le rotor est relié au réseau par un convertisseur de tension à MLI (*back-to-back converter*) selon la configuration de la figure I.10. Les valeurs des signaux d'erreur des puissances P et Q sont utilisées comme des entrées pour le bloc d'inférence floue, qui dépend des fonctions d'appartenance et de règles floues, détermine à la fois les gains proportionnel et intégral pour le régulateur PI. Comme indique la figure. III.8, Les sorties de ce bloc sont les gains K_p et K_i et sont les entrées pour le régulateur PI de la commande vectorielle [11].

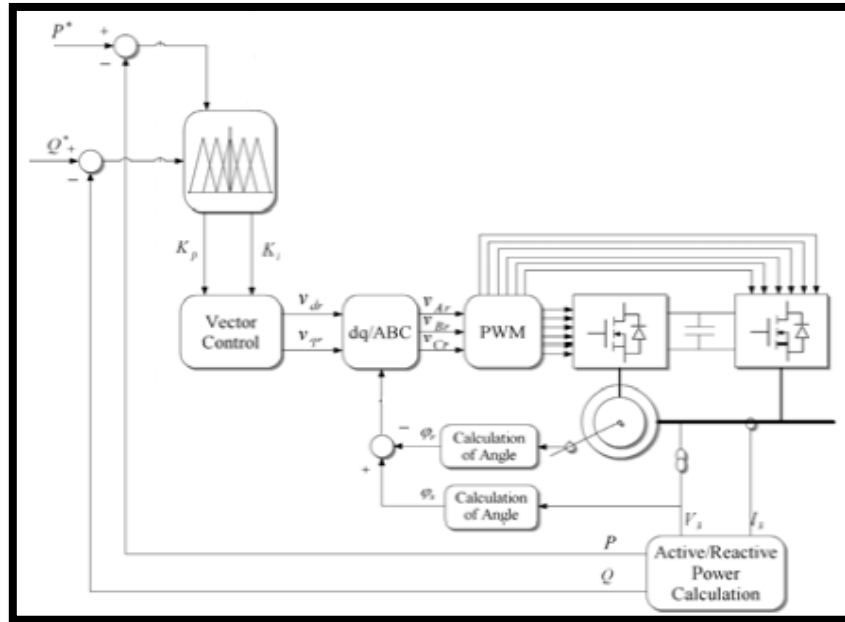


Fig. III.8. Schéma bloc global de la commande floue-PI de la MADA.

III.8. Résultats de simulation

Dans cette partie, on va illustrer les résultats de simulation avec Matlab/simulink de la commande floue-PI de la puissance P_s et Q_s de la machine asynchrone à double alimentation et à flux statorique orienté. Tout ce qui a été simulé dans le deuxième chapitre dans le cas d'un régulateur PI classique sera aussi simulé et comparé avec les résultats obtenues avec le régulateur proposé, pour le régulateur PI classique en utilise les gains suivants $K_p = 0.046$, $K_i = 20$.

On va appliquer les signaux de consigne $P_{réf}$ et $Q_{réf}$ suivants :

Pour $t = (0 : 1.4)$ sec : $P_{réf} = 0$ et $Q_{réf} = 0$

Pour $t = (1.4 : 2)$ sec : $P_{réf} = -4000$ W et $Q_{réf} = 0$

Pour $t = (2 : 2.2)$ sec : $P_{réf} = 0$ et $Q_{réf} = 0$

Pour $t = (2.2 : 2.8)$ sec: $P_{réf} = 0$ et $Q_{réf} = -4000$ VAR

Pour $t = (2.8 : 3)$ sec : $P_{réf} = 0$ et $Q_{réf} = 0$

En utilise les mêmes paramètres de la MADA qui utilisé à la deuxième chapitre.

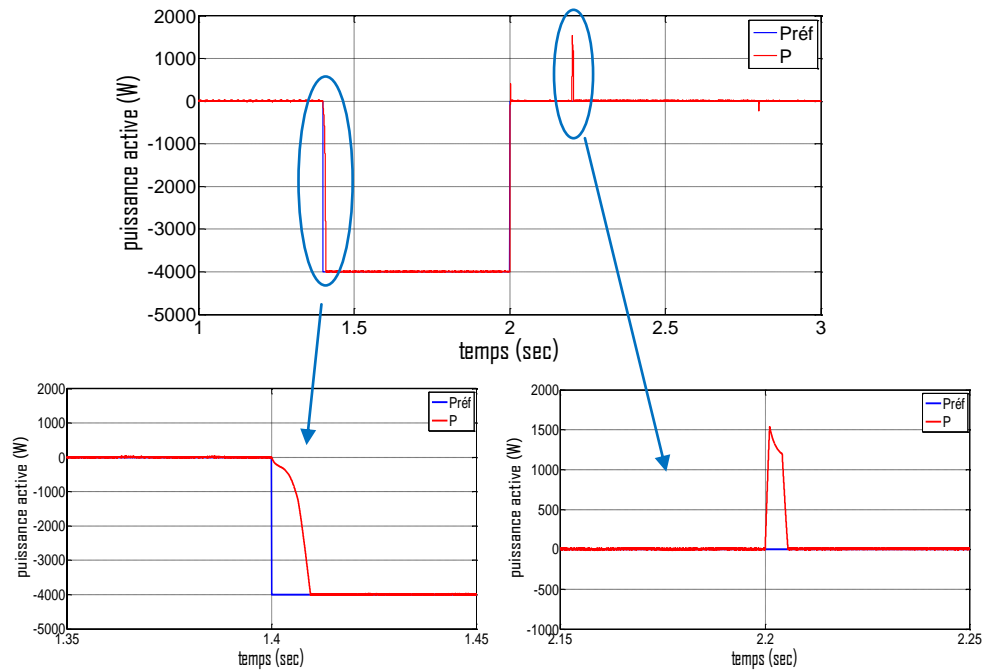


Fig.III.9 : La puissance active statorique P_s .

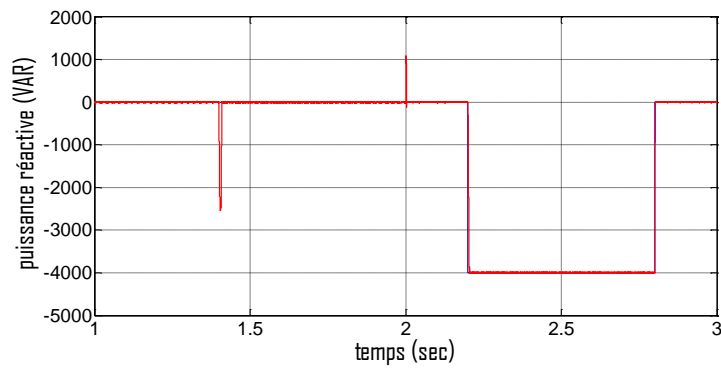


Fig.III.10 : La puissance réactive statorique Q_s .

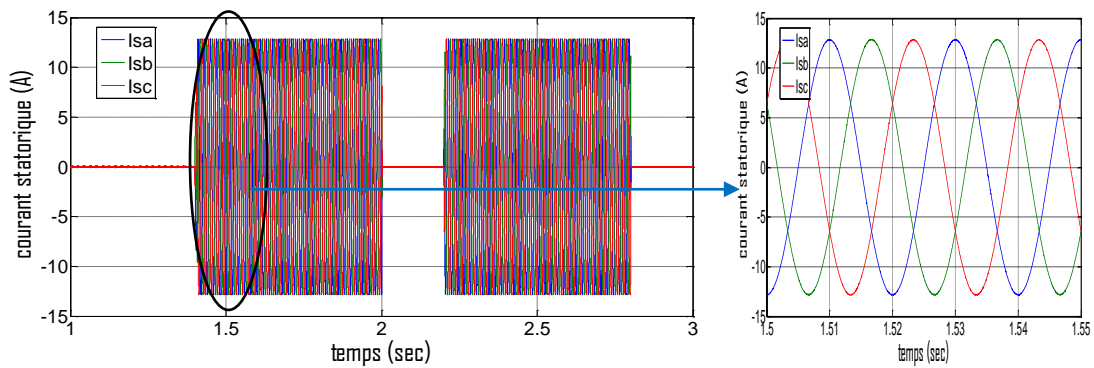


Fig. III.11: Les courants de phases statorique I_{sa} , I_{sb} , I_{sc} .

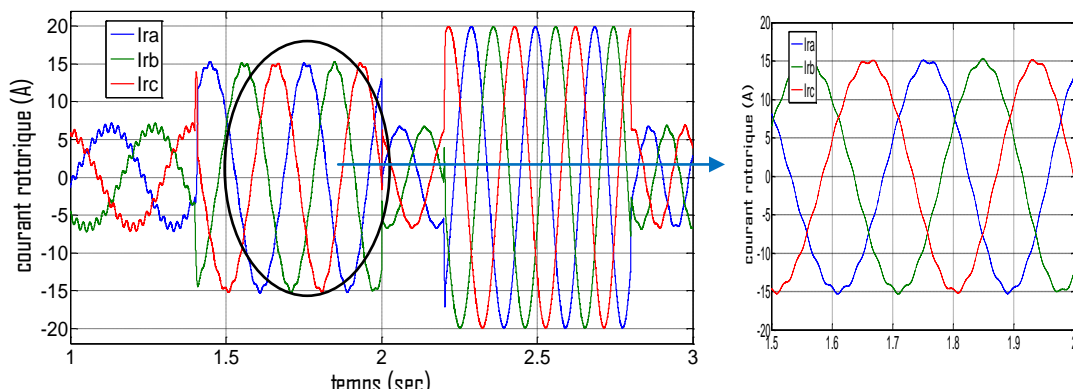


Fig. III.12: Les courants de phases rotorique I_{ra} , I_{rb} , I_{rc} .

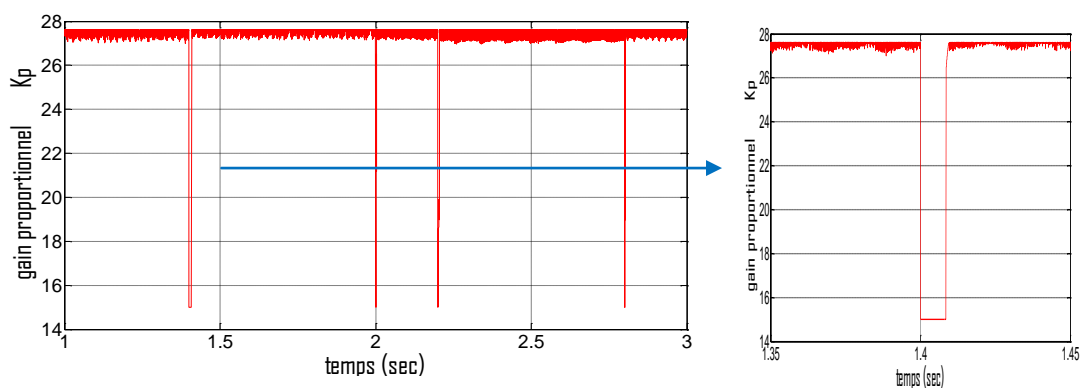


Fig. III.13: La variation du gain intégral K_i .

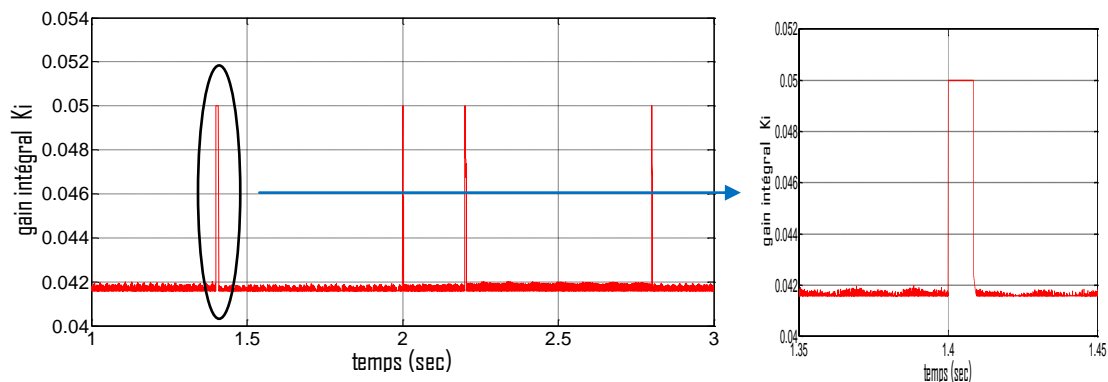


Fig. III.14: La variation du gain proportionnel K_p .

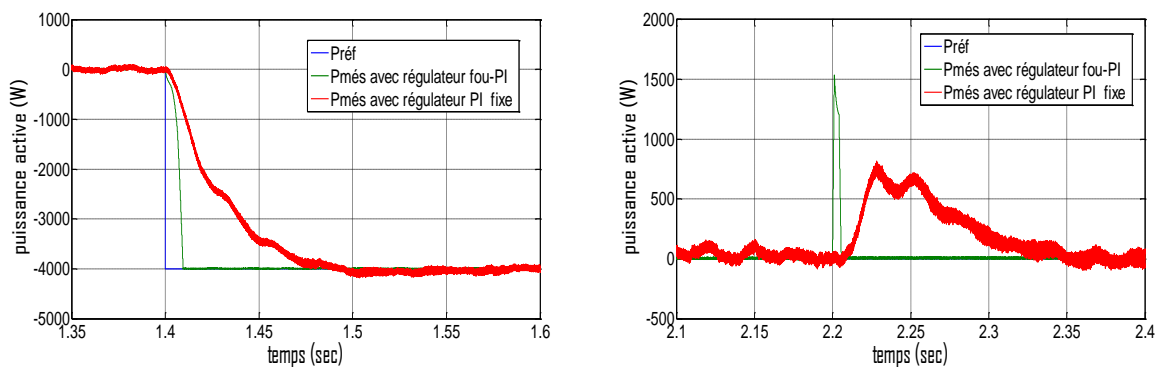


Fig. III.15 : La puissance active statorique « comparaison entre deux régulateur flou-PI et PI fixe ».

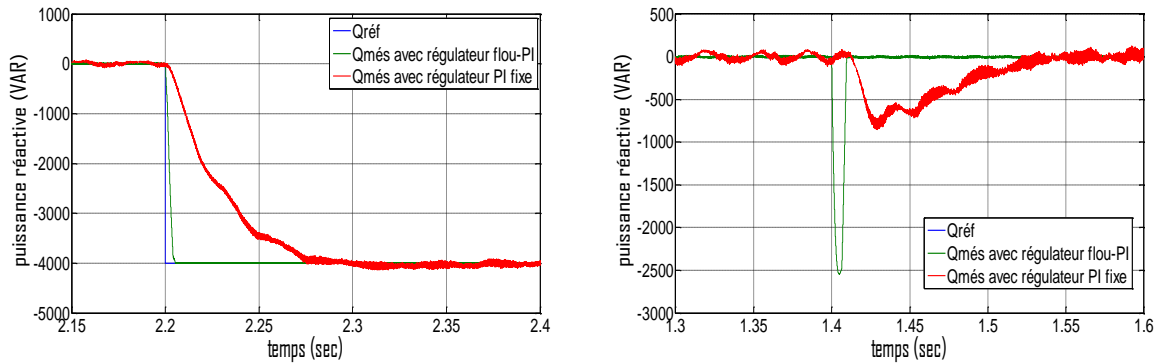
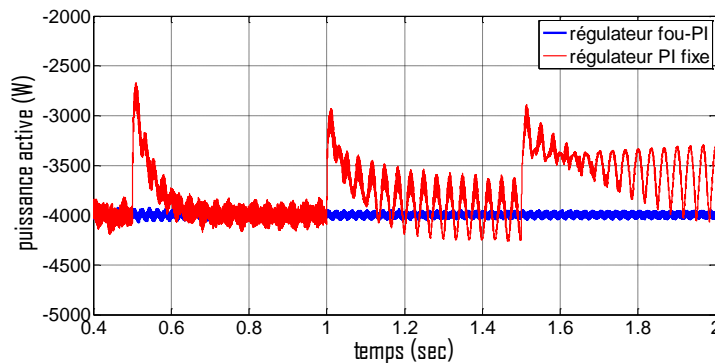


Fig.III.16 : La puissance réactive statorique « comparaison entre deux régulateur flou-PI et PI fixe ».



1. $t = (0 : 0.5) \quad R_r = R_{rn}$
2. $t = (0.5 : 1) \quad R_r = 1.5.R_{rn}$
3. $t = (1 : 1.5) \quad R_r = 2.R_{rn}$
4. $t = (1.5 : 2) \quad R_r = 2.5.R_{rn}$

Fig.III.17 : La puissance active statorique « robustesse contre la variation de R_r ».

- A partir du figures III.9 et III.10 on peut dire que les réponses des deux puissances active et réactive sont rapide et exacte sont dépassement (le temps de réponse est égale 0.01 sec)
- A partir du figures III.11 et III.12 on peut dire que les réponses du courants statorique et rotorique sont excellents.
- A partir du figures III.13 et III.14 on peut voir que les gains intégrale et proportionnel variant selon la variation de l'erreur de la puissance active et réactive.
- A partir du figures III.15 et III.16 on peut voir une comparaison entre les deux réponses de régulateurs PI fixe et flou-PI, le flou-PI est plus rapide et robuste (presque 8 fois plus rapide).
- A partir de la figure III.17 présente une comparaison concernant la robustesse contre la variation de R_r entre les deux réponses du Ps de régulateurs PI fixe et flou-PI, le flou-PI est robuste contre les variation paramétrique par contre PI fixe perdre leur robustesse quand R_r varie.

III.9. Conclusion

Ce chapitre présente un correcteur des gains flou-PI qui permette le changement des gains proportionnel et intégral du régulateur PI dans le schéma de la commande vectorielle en fonction des conditions de fonctionnement. Le régulateur floue avec régulateur bien connu et robustes PI fournissent une excellente solution pour le système commandé. Il est démontré que l'utilisation du régulateur proposé donne une réponse de dynamique plus rapide et sans dépassement, un temps de réponse plus court et avec aucune erreur statique. Et aussi que la régulateur flou-PI robuste contre les variations paramétriques.