



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDE

OPTION AUTOMATIQUE

**COMMANDE
FLOUE ET NEURO-FLOUE
D'UN
CONVERTISSEUR MINIMAL AC/AC**

Proposé et dirigé par :

M. E. M. BERKOUK

Etudié par :

**M. M'hammed SAHNOUN
M. Ahmed LAOUNI**

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ecole Nationale Polytechnique
Département De Génie Electrique



PROJET DE FIN D'ETUDE

OPTION AUTOMATIQUE

***REGLAGE PAR LOGIQUE
FLOUE ET NEURO-FLOU
D'UN
CONVERTISSEUR MINIMAL AC/AC***

Proposé et dirigé par :

M. E. M. BERKOUK

Etudié par :

**M. M'hammed SAHNOUN
M. Ahmed LAOUNI**

Dédicaces



Je dédie ce travail avant tout, à ma mère; qui m'a tout donné et à qui je dois tout, et j'espère que j'aurais un jour l'occasion de la remercier d'avantage.

Je dédie aussi ce travail, à mon père; pour sa disponibilité, pour les moyens qu'il m'a fournis, et que sans sa contribution, ce travail n'aurait pas cette finition.

A tous les membres de ma famille; frères; sœurs; cousins et cousines.

A tous les enseignants qui ont participé à ma formation du fondamental à l'université.

Enfin, je dédie ce travail à tous les amis et voisins.

Ahmed

Je dédie ce travail avant tout, à ma mère; qui m'a tout donné et à qui je dois tout, et j'espère que j'aurais un jour l'occasion de la remercier d'avantage.

Je dédie aussi ce travail, à mon père; pour sa disponibilité, pour les moyens qu'il m'a fournis, et que sans sa contribution, ce travail n'aurait pas cette finition.

A la mémoire de mon frère Mohammed.

A mes frères EL-Miloud, Larbi et Maamar, pour toutes leurs aides et leur disponibilité, ainsi que mes sœurs, mes cousins et cousines, neveux et nièces et leurs mères

A mon petit frère Slimane

A Elias, Mohammed, M'hammed et Samira.

A mes amis Abdou, Mehdi, Elias, Kacem, Vicky et Nadia.

Et à tous mes amis et tous ceux qui m'aiment, surtout mon binôme.

M'hammed

REMERCIEMENTS



Les travaux présentés dans ce mémoire ont été menés au Laboratoire de Commande des Processus à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.

Nous remercions notre promoteur, Monsieur : E.M. BERKOUK pour ses conseils et efforts durant toute l'année.

Nous remercions aussi Monsieur H. CHEKIREB et Monsieur R. SIACI pour leurs conseils et indications qui nous ont été d'une très grande utilité.

Nos remerciements vont aujourd'hui à tous ceux qui ont participé à notre formation du fondamental à l'université et mon ami djalel eddine.

Enfin, nous remercions tout le personnel de la bibliothèque surtout ceux du service périodique.

SAHNOUN M'hammed & LAOUNI Ahmed

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
NOTATION.....	3
CHAPITRE I Modélisation du convertisseur minimal.....	4
1.1 Introduction.....	4
1.2 Description du convertisseur direct AC-AC monophasé.....	5
1.3 Modèle de commande du convertisseur AC-AC monophasé.....	6
1.3.1 Commandabilité des convertisseurs statiques.....	6
1.3.2 Fonction de connexion « f_i ».....	6
1.3.3 Fonction de commutation « f_c ».....	6
1.4 Modèle de commande du convertisseur direct AC-AC monophasé.....	6
1.4.1 Fonction de conversion.....	6
1.4.2 Fonction génératrice et modèle de commande.....	8
1.5 Modèle d'état du convertisseur associé à sa source et sa charge.....	10
1.6 Objectif du réglage.....	11
1.7 Découplage.....	11
1.7.1 Puissance instantanée d'entrée et de sortie du redresseur.....	12
1.8 Modèle des boucles de tension et de courant.....	13
1.8.1 Modèle de la boucle de tension.....	13
1.8.1.1 Régime permanent.....	13
1.8.2 Modèle de la boucle de courant de charge.....	14
1.8.3 Modèle de la boucle de courant du réseau.....	14
1.9 Conclusion.....	15
CHAPITRE II : Commande flou du convertisseur minimal.....	16
2.1 Introduction.....	16
2.2 Bases générales de la logique floue.....	17
2.2.1 Ensemble ordinaire.....	17
2.2.2 Ensemble flou.....	17
2.2.3 Variable linguistique.....	18
2.2.4 Fonction d'appartenance.....	18
2.2.4.1 Fonction Triangulaire.....	18
2.2.4.1 Fonction Trapézoïdale.....	18
2.2.4.2 Fonction Gaussienne.....	18
2.2.5 Les opérateurs de la logique floue.....	19
2.2.5.1 Inclusion floue ou sous-ensemble.....	19
2.2.5.2 Disjonction floue.....	20
2.2.5.3 Conjonction floue.....	20
2.2.5.4 Complément (négation).....	21
2.2.6 Implication floue.....	21
2.2.7 Raisonnement flou.....	22
2.2.7.1 Règle de composition de l'inférence floue.....	22
2.3 Régulateur par logique floue RLF.....	22
2.3.1 Interface de fuzzification.....	23
2.3.2 La base de connaissance.....	23
2.3.2.1 La base de données.....	23

2.3.2.2	La base des règles.....	23
2.3.3	Moteur d'inférences flou.....	24
2.3.3.1	Règle de composition de l'inférence.....	24
2.3.3.2	Différents modèles de moteur d'inférence.....	24
2.3.4	Défuzzification.....	26
2.3.4.1	Méthode du maximum.....	27
2.3.4.2	Méthode de la moyenne des maxima.....	27
2.3.4.3	Méthode du centre de gravité.....	27
2.3.4.4	Méthode des hauteurs pondérées.....	27
2.3.4.5	Méthode des hauteurs pondérées modifiées.....	27
2.4	Commande floue du convertisseur minimal AC/AC par la méthode de Mamdani.....	28
2.4.1	Régulateurs PI,PD,PID flous.....	28
2.4.2	Normalisation des ensembles de référence.....	29
2.4.3	Régulateur de Mamdani.....	29
2.5	Application de la commande floue au convertisseur direct AC/AC monophasé.....	30
2.5.1	Synthèse des régulateurs.....	30
2.5.2	Structure de commande.....	30
2.5.2.1	Réglage des boucles internes.....	31
2.5.2.2	Réglage de toutes les boucles.....	33
2.6	Conclusion.....	40
CHAPITRE III Commande neuro-floue du convertisseur minimal.....		42
3.1	Introduction.....	42
3.2	Réseau de neurones.....	43
3.2.1	Neurone biologique.....	43
3.2.2	Neurone formel.....	43
3.2.3	Réseaux de neurones artificiels.....	45
3.2.3.1	Réseaux à couches.....	45
3.2.3.2	Réseaux entièrement connectés.....	45
3.2.4	Apprentissages des réseaux de neurones.....	45
3.3	Analyse et description du système flou de Sugeno.....	46
3.3.1	Introduction.....	46
3.3.2	Architecture du système flou de Sugeno.....	47
3.3.3	Adaptation des paramètres du système flou de Sugeno.....	48
3.3.3.1	Algorithme d'apprentissage <i>Backpropagation</i>	48
3.3.3.2	Algorithme hybride.....	49
3.3.3.3	Algorithmes basés sur le filtre de Kalman étendu.....	49
3.3.4	Initialisation des paramètres des systèmes flous.....	52
3.4	Contrôleur neuro-flou.....	52
3.4.1	Méthode de Mamdani.....	53
3.4.2	Méthode de Sugeno.....	54
3.5	Application de la commande neuro-floue sur le convertisseur AC/AC.....	56
3.5.1	Résultats de simulation.....	56
3.5.2	Interprétation des résultats.....	67
3.6	Conclusion.....	68

CHAPITRE IV	Commande du convertisseur minimal avec pont du	
	Clamping	69
4.1	Introduction	69
4.2	Modèle avec pont de Clamping	69
4.3	Etude des boucles de courant et de tension	71
4.3.1	Etude de la boucle de tension	71
4.3.2	Réglage de la boucle de tension	71
4.3.3	Etude des boucles des courants de la charge et du réseau	71
4.3.4	Asservissement de la différence des tensions U_{c1}, U_{c2}	72
4.3.4.1	Commande par hystérésis	72
4.3.4.2	Commande flou-hystérésis	72
4.3.4.3	Commande par neuro-flou-hystérésis	72
4.4	Résultats de simulation	72
4.4.1	Commande par hystérésis	73
4.4.2	Commande floue-hystérésis	77
4.4.3	Interprétation des résultats	79
4.4.4	Commande par neuro-flou-hystérésis	80
4.4.5	Interprétation	85
4.4.6	Influence de la résistance du pont de Clamping	85
4.4.7	Interprétation	87
4.5	Conclusion	87
CONCLUSION GENERALE		89
ANNEXE		91
BIBLIOGRAPHIE		92

INTRODUCTION GENERALE :

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

Entre l'électronique et l'électrotechnique s'est développée une nouvelle technologie dite électronique de puissance. La mise au point des semi-conducteurs, diodes, thyristors et transistors au silicium, permettant le contrôle de forts courants, a donné un essor considérable à cette nouvelle technologie, appelée aussi électronique des courants forts[16].

Les onduleurs de tension constituent une fonction incontournable de l'électronique de puissance ; présents dans les domaines d'application les plus variés, dont le plus connu est sans doute celui de la variation de vitesse des machines électriques. Les performances demandées aux différents types d'actionneurs électriques sont de plus en plus exigeantes, ceci du point de vue de la dynamique, de la précision, de la fiabilité et de la puissance délivrée. L'apparition et le perfectionnement de nouveaux composants de puissance, et le développement de nouvelles théories de commande automatique ont permis d'atteindre en partie ces performances[10].

Dans un premier temps, les convertisseurs AC/DC commandés en modulation de largeurs d'impulsions ont permis de contrôler le facteur de puissance et une partie des perturbations harmoniques[17]. Actuellement, des dispositifs de filtrage actifs sont étudiés afin d'apporter une solution efficace aux problèmes d'harmoniques. Ces solutions ne sont pas très économiques à cause des éléments réactifs de fortes puissances mis en jeu [9]. Des solutions faisant la combinaison entre les techniques de commande automatique et une commande de convertisseurs en modulation de largeurs d'impulsions, réduisent considérablement les perturbations harmoniques, et assurent un facteur de puissance unitaire [17].

Dans ce travail, on fait l'étude et la commande d'une structure minimale de conversion AC/AC directe monophasée. Cette nouvelle structure permet d'alimenter des charges monophasées avec un courant réglable en amplitude et en fréquence, et un courant sinusoïdal avec un facteur de puissance unitaire côté réseau.

L'automatique fournit une large famille de méthodes pour synthétiser les lois de commande lorsque l'on dispose d'un modèle suffisamment précis du système. Ce modèle n'est pas toujours facile à obtenir, car les systèmes comportent des non-linéarités et peuvent posséder des paramètres variables dans le temps. De plus, ils sont soumis à des perturbations.

Une alternative intéressante pour résoudre ce problème consiste à étudier les méthodes utilisées par l'opérateur humain dans le contrôle des systèmes industriels complexes qui, dans certains cas, ont donné de meilleurs résultats que les techniques mathématiques élaborées. Dès lors, la logique floue, introduite par Zadeh en 1965, peut être vue comme un moyen de traduire cette expertise par un ensemble de règles à partir duquel est induite la commande à appliquer au système. Le premier contrôleur flou a été implémenté par l'équipe de Mamdani en 1974.

L'introduction des réseaux de neurones sur cette technique a donné naissance à une autre méthode réglage appelée le réglage par neuro-flou. Actuellement, ces méthodes sont utilisées pour la régulation de plusieurs systèmes industriels.

Ainsi, le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif d'utiliser des systèmes flous et neuro-flous pour développer des commandes applicables sur le convertisseur minimal AC/AC monophasé.

Notre mémoire comporte quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la modélisation mathématique du convertisseur minimal. En premier lieu, nous donnerons une description de notre structure et son principe de fonctionnement. Puis, nous citerons les différentes équations permettant la modélisation mathématique du système. A la fin, nous donnerons une technique de découplage permettant d'établir un modèle de commande du convertisseur.

Le deuxième chapitre présente l'application de la logique floue au convertisseur minimal. Au début, seront exposés les concepts de base de la logique floue liée au problème de commande. Par la suite, le réglage des boucles de tension, et de courants par des régulateurs de type Mamdani, est étudié.

Le troisième chapitre est consacré à l'application du réglage neuro-flou sur notre structure. Nous commencerons par donner les notions de bases sur les réseaux de neurones et leur combinaison avec les régulateurs flous de type Sugeno et Mamdani. Puis, nous utiliserons la structure neuro-floue de Sugeno pour commander notre système.

Le quatrième chapitre contient l'introduction du pont de Clamping sur le système étudié afin d'assurer le réglage de toutes les grandeurs du système. Pour cela, nous utiliserons tous les algorithmes de commande développés dans le deuxième et le troisième chapitre.

En fin, notre mémoire sera clôturé par une conclusion générale et des perspectives pour une éventuelle continuité du présent travail.

Notation

- L_c : Inductance de charge.
 R_c : Résistance de charge.
 L_r : Inductance du réseau.
 R_r : Résistance de réseau.
 C : Valeur du condensateur d'entrée.
 U_{c1} : La première tension d'entrée.
 U_{c2} : La deuxième tension d'entrée.
 V_{res} : Tension d'alimentation du coté réseau.
 X : la somme des tensions d'entrées $U_{c1} + U_{c2}$.
 Y : La différence des tensions d'entrée $U_{c2} - U_{c1}$.
 i_{res} : Le courant de réseau.
 i_{ch} : Le courant de la charge.
 Δ : La bonde du régulateur hystérésis.
 T_v : Pas d'échantillonnage de la boucle de tension.

chapitre 1

*chapitre *

*Modélisation
du
convertisseur
minimal*

Chapitre I

Modélisation du convertisseur minimal

1.1. Introduction :

L'électronique de puissance connaît un développement constant, et une évolution très rapide. Cela tient au progrès sur les semi-conducteurs de puissance qui, en utilisant les techniques de micro-électronique, constituent des «interrupteurs» de plus en plus performant. Le développement de la micro-informatique a permis aussi la mise en œuvre en temps réel d'algorithmes de commande de plus en plus sophistiqués.

Le convertisseur minimal qui fait le sujet de notre étude est l'un de ces convertisseurs. Il permet la conversion alternative-alternative.

Dans ce chapitre, nous allons élaborer un modèle mathématique de ce convertisseur et nous allons donner une forme de ce modèle permettant l'application de la commande facilement.

1.2. Description du convertisseur direct AC-AC monophasé :

Le nouveau convertisseur AC-AC proposé à la figure(1.1) se compose de deux interrupteurs T_{10} et T_{11} du côté réseau. Ils assurent la fonction redressement. Du côté de la charge on a aussi deux interrupteurs K_{10} et K_{11} ces interrupteurs assurent la fonction ondulation ceci pour alimenter la charge en courant et en fréquence désirée. Pour obtenir une tension alternative à partir d'une tension continue avec deux interrupteurs, il faut un point milieu « M » afin d'obtenir deux tensions U_{c1} et U_{c2} qui sont théoriquement égales.

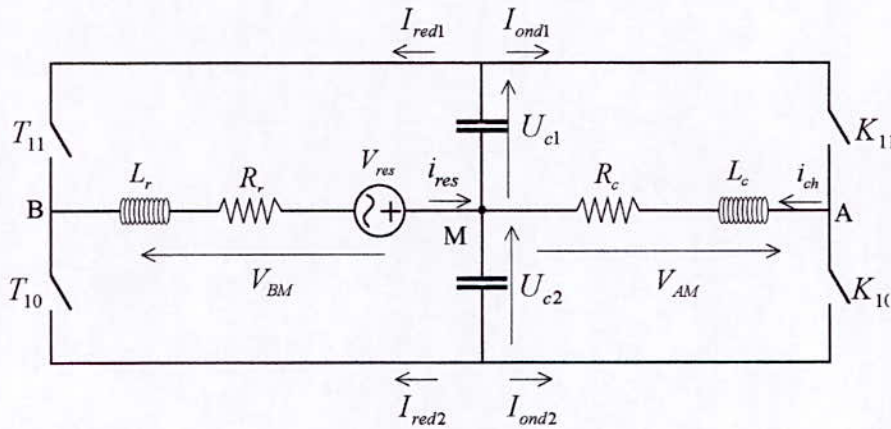


Fig.(1.1) : convertisseur direct AC-AC.

La figure (1.1) montre la représentation matérielle du convertisseur étudié. Il est constitué par l'entrée $V_{res}(t)$, la source intermédiaire de tension à point milieu U_{c1} et $U_{c2}(t)$, le filtre d'entrée L_r et R_r et celui de sortie L_c et R_c , la charge et enfin les interrupteurs T_{10}, T_{11}, K_{10} et K_{11} .

Les paires d'interrupteurs $(T_{10} - T_{11})$, et $(K_{10} - K_{11})$ forment chacune, une cellule de commutation type tripôle. Chaque interrupteur est constitué d'un transistor et d'une diode montée en antiparallèle figure (1.2).

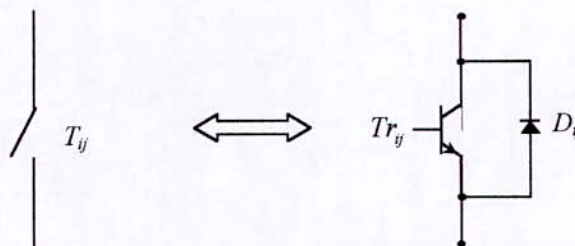


Fig.(1.2) : interrupteur bidirectionnel équivalent à une paire transistor-diode.

1.3. Modèle de commande du convertisseur AC-AC monophasé :

1.3.1. Commandabilité des convertisseurs statiques :

Un convertisseur statique est dit en mode commandable si les transitions entre les différentes configurations ne dépend que de la commande externe des bases des semi-conducteurs. Ainsi, nous pourrions effectuer une commande continue de ces convertisseurs.

Ceci implique que pour le convertisseur direct AC-AC étudié, la transition entre les différentes configurations ne se fait que par le biais d'impulsion de commande sur les bases des semi-conducteurs et ne dépend plus des grandeurs électriques internes. Nous supposons par la suite que cette condition est toujours vérifiée. Dans ces conditions, nous pourrions définir les fonctions de connexion et les fonctions de commutation.

La figure (1.3) donne la représentation par réseau de Petri d'un bras du convertisseur direct AC-AC en mode commandable.

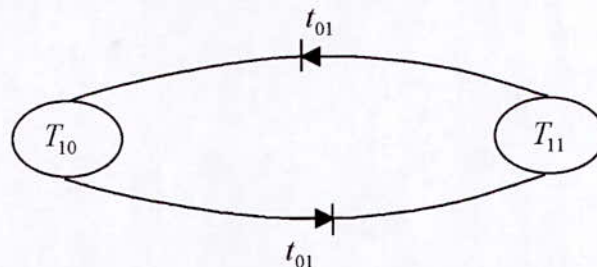


Fig.(1.3) : modèle d'un bras du convertisseur étudié en mode commandable

1.3.2. Fonction de connexion « f_i » :

Cette fonction est liée à chaque interrupteur décrivant son état (fermé ou ouvert). Cette fonction vaut **1** si l'interrupteur est fermé et **0** si non.

1.3.3. Fonction de commutation « f_c » :

Cette fonction est liée à une cellule de commutation à n interrupteurs. Dans une telle cellule, chaque interrupteur introduit sa fonction de connexion « f_i » définie par :

$$f_i = \frac{1}{n} \left(1 + f_c \left(T - (i-1) \cdot \frac{T}{n} \right) \right) \quad (1.1)$$

Avec T la période de fonctionnement de cette cellule.

1.4. Modèle de commande du convertisseur direct AC-AC monophasé :

1.4.1. Fonction de conversion :

On considère la structure de la figure (1.1), avec l'hypothèse que $U_{c1} = U_{c2} = U_c$. Les tensions V_{AM} , V_{BM} aux bornes de la source et de la charge respectivement, sont données par :

$$\begin{cases} V_{AM} = K_{11} \cdot U_{c1} - K_{10} \cdot U_{c2} = (K_{11} - K_{10}) \cdot U_c \\ V_{BM} = T_{11} \cdot U_{c1} - T_{10} \cdot U_{c2} = (T_{11} - T_{10}) \cdot U_c \end{cases} \quad (1.2)$$

Pour qu'il n'y ait pas court circuit, les deux interrupteurs de la même cellule doivent être complémentaires, ce qui donne :

$$\begin{cases} K_{11} = 1 - K_{10} \\ T_{11} = 1 - T_{10} \end{cases} \quad (1.3)$$

En remplaçant (1.3) dans (1.2) on trouve :

$$\begin{cases} V_{AM} = (2 \cdot K_{11} - 1) \cdot U_c \\ V_{BM} = (2 \cdot T_{11} - 1) \cdot U_c \end{cases} \quad (1.4)$$

En posant $\begin{cases} F_1 = 2 \cdot K_{11} - 1 \\ F_2 = 2 \cdot T_{11} - 1 \end{cases}$ et en remplaçant dans (1.4), nous aboutissons à :

$$\begin{cases} V_{AM} = F_1 \cdot U_c \\ V_{BM} = F_2 \cdot U_c \end{cases} \quad (1.5)$$

Pour les courants, on peut écrire une relation donnant le courant i_{cl} tel que :

$$i_{cl} = -T_{11} \cdot i_{res} - K_{11} \cdot i_{ch} \quad (1.6)$$

En introduisant les fonctions F_1 et F_2 , la relation (1.6) devient :

$$i_{cl} = \frac{-(1 + F_2) \cdot i_{res} - (1 + F_1) \cdot i_{ch}}{2} \quad (1.7)$$

En ce qui concerne notre système, les variables d'état sont : U_c , i_{res} et i_{ch}

La relation entre ces variables et les variables de sortie du convertisseur est définie par la matrice de conversion notée $[M(t)]$.

$$\begin{pmatrix} V_{AM} \\ V_{BM} \\ i_{cl} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (2 \cdot K_{11} - 1) & 0 & 0 \\ (2 \cdot T_{11} - 1) & 0 & 0 \\ 0 & -T_{11} & -K_{11} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} U_c \\ i_{res} \\ i_{ch} \end{pmatrix} = [M(t)] \cdot \begin{pmatrix} U_c \\ i_{res} \\ i_{ch} \end{pmatrix} \quad (1.8)$$

d'où la matrice de conversion :

$$[M(t)] = \begin{pmatrix} (2 \cdot K_{11} - 1) & 0 & 0 \\ (2 \cdot T_{11} - 1) & 0 & 0 \\ 0 & -T_{11} & -K_{11} \end{pmatrix} \quad (1.9)$$

Soit encore, à l'aide des fonctions de commutation :

$$[M(t)] = \begin{pmatrix} F_1 & 0 & 0 \\ F_2 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{(1 + F_2)}{2} & -\frac{(1 + F_1)}{2} \end{pmatrix} \quad (1.10)$$

La figure (1.4) montre le modèle de connaissance global du convertisseur en mode commandable, associé à sa source et sa charge.

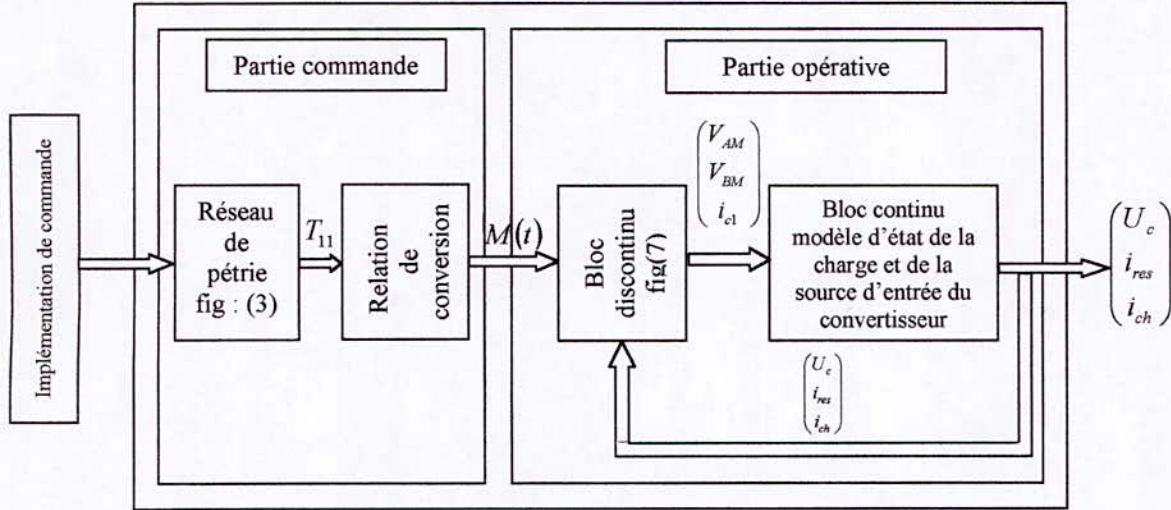


Fig.(1.4) : modèle de connaissance du convertisseur associé à sa source et à sa charge

Le réseau de Petri de la figure (1.3) représente la partie commande de notre convertisseur. Cette partie génère la matrice de conversion $[M(t)]$ en utilisant les relations (1.9) et (1.10).

La partie opérative est composée de :

- Un bloc discontinu délivrant les entrées internes (le vecteur $(V_{AM} \ V_{BM} \ i_{cl})$) généré par le convertisseur à partir de ses variables d'état et la matrice de conversion $[M(t)]$.
- Un bloc continu qui représente le modèle d'état du système.

1.4.2. Fonction génératrice et modèle de commande :

Le modèle de connaissance global présenté précédemment à la figure (1.4) est bien adapté à la simulation, et donc à la validation des stratégies de commande.

Pour la synthèse des algorithmes de commande, il est indispensable de transformer ce modèle de connaissance pour obtenir des relations biunivoques entre les différentes grandeurs mises en jeu. Pour se faire et dans l'hypothèse d'un fonctionnement du convertisseur en mode commandable, on introduit la notion de fonction génératrice.

Une fonction génératrice de connexion F_{ig} est une fonction continue qui représente la valeur moyenne de la fonction discontinue F_i de connexion sur une période de commutation T_e qui est supposée infiniment petite. La fonction génératrice de connexion F_{ig} est donnée par l'expression suivante :

$$F_{ig} = \frac{1}{T_e} \int_{kT_e}^{(k+1)T_e} F_i(\tau) \cdot d\tau \quad (1.11)$$

Dans cette expression, k est un entier naturel. La fonction génératrice de connexion F_{ig} est un nombre compris entre 0 et 1.

De même, on définit la fonction génératrice de commutation F_{cg} comme suit :

$$F_{cg} = \frac{1}{T_e} \int_{K \cdot T_e}^{(K+1)T_e} F_c(\tau) \cdot d\tau \quad (1.12)$$

Dans cette expression, F_c est une fonction de commutation. D'une manière générale, la fonction génératrice f_g d'une fonction f est sa valeur moyenne sur une période T_e .

L'utilisation de ces fonctions génératrices permet une modélisation aux valeurs moyennes du bloc discontinu du modèle de connaissance (1.8). L'application de cette notion de fonction génératrice conduit à écrire :

$$\begin{cases} K_{11g} = 1 - K_{10g} \\ T_{11g} = 1 - T_{10g} \end{cases} \quad (1.13)$$

De la même manière, nous associons à la matrice de conversion $[M(t)]$, une matrice génératrice de conversion $[M_g(t)]$ telle que :

$$[M_g(t)] = \frac{1}{T_e} \int_{K \cdot T_e}^{(K+1)T_e} [M(\tau)] \cdot d\tau \quad (1.14)$$

Les relations liant la matrice génératrice de conversion aux fonctions génératrices de connexion et celle génératrice de commutations sont données respectivement par les équations (1.15) et (1.16) ci après :

$$[M_g(t)] = \begin{pmatrix} (2 \cdot K_{11g} - 1) & 0 & 0 \\ (2 \cdot T_{11g} - 1) & 0 & 0 \\ 0 & -T_{11g} & -K_{11g} \end{pmatrix} \quad (1.15)$$

$$[M_g(t)] = \begin{pmatrix} F_{1g} & 0 & 0 \\ F_{2g} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{(1 + F_{2g})}{2} & -\frac{(1 + F_{1g})}{2} \end{pmatrix} \quad (1.16)$$

La relation de conversion du convertisseur peut ainsi être exprimée selon l'équation (1.17), où les courants et les tensions sont en réalité des valeurs moyennes de leurs grandeurs correspondantes sur la période de commutation T_e .

$$\begin{pmatrix} V_{AM} \\ V_{BM} \\ i_{c1} \end{pmatrix} = [M_g(t)] \cdot \begin{pmatrix} U_c \\ i_{res} \\ i_{ch} \end{pmatrix} \quad (1.17)$$

L'utilisation de ces fonctions génératrices permet de moyenniser sur une période de commutation T_e le bloc discontinu de la partie opérative.

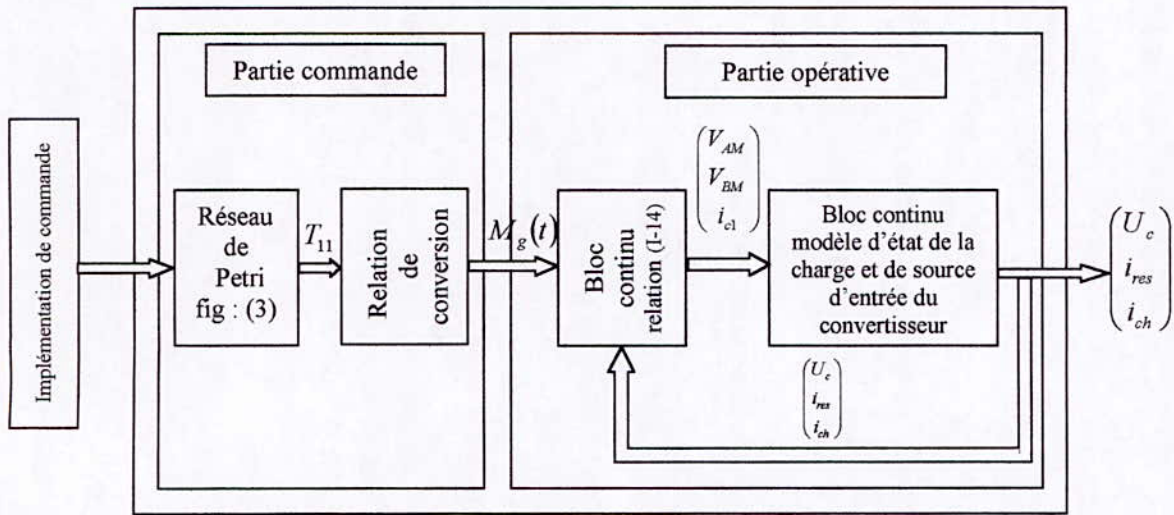


Fig.(1.5) : modèle de commande du convertisseur direct AC-AC monophasé.

1.5. Modèle d'état du convertisseur associé à sa source et sa charge :

Considérons le modèle de la figure (1.1), la charge est modélisée par une résistance R_c et une inductance L_c . Les lois de l'électricité donnent le système d'équations qui régit le fonctionnement du convertisseur :

$$\begin{cases} \frac{di_{ch}}{dt} = \frac{1}{L_c} [K_{11}(U_{c1} - U_{c2}) - U_{c2} - R_c \cdot i_{ch}] \\ \frac{di_{res}}{dt} = \frac{1}{L_r} [T_{11}(U_{c1} + U_{c2}) - U_{c2} - R_r \cdot i_{res} + V_{res}] \\ \frac{dU_{c1}}{dt} = -\frac{1}{C} [K_{11} \cdot i_{ch} + T_{11} \cdot i_{res}] \\ \frac{dU_{c2}}{dt} = \frac{1}{C} [K_{10} \cdot i_{ch} + T_{10} \cdot i_{res}] \end{cases} \quad (1.18)$$

avec :

- i_{ch} : courant de charge.
- i_{res} : courant de réseau.
- U_{c1} : la tension aux bornes du condensateur C_1 .
- U_{c2} : la tension aux bornes du condensateur C_2 .

La commande des interrupteurs étant complémentaire, nous avons :

$$\begin{cases} K_{11} = 1 - K_{10} \\ T_{11} = 1 - T_{10} \end{cases}$$

En faisant le changement de variable suivant :

$$\begin{cases} X = U_{c1} + U_{c2} \\ Y = U_{c2} - U_{c1} \end{cases} \quad (1.19)$$

Le modèle d'état du convertisseur associé à sa charge et à sa source devient alors :

$$\begin{cases} \frac{di_{ch}}{dt} = \frac{1}{2 \cdot L_c} [(2 \cdot K_{11} + 1) \cdot X - Y - 2 \cdot R_c \cdot i_{ch}] \\ \frac{di_{res}}{dt} = \frac{1}{2 \cdot L_r} [(2 \cdot T_{11} - 1) \cdot X - Y - 2 \cdot R_r \cdot i_{res} + 2 \cdot V_{res}] \\ \frac{dX}{dt} = -\frac{1}{c} [(2 \cdot K_{11} - 1) \cdot i_{ch} + (2 \cdot T_{11} - 1) \cdot i_{res}] \\ \frac{dY}{dt} = \frac{1}{c} [i_{ch} + i_{res}] \end{cases} \quad (1.20)$$

En prenant les commandes comme suit :

$$\begin{cases} U_1 = 2 \cdot K_{11} - 1 \\ U_2 = 2 \cdot T_{11} - 1 \end{cases} \quad (1.21)$$

Le système devient :

$$\begin{cases} \frac{di_{ch}}{dt} = \frac{1}{2 \cdot L_c} [U_1 \cdot X - Y - 2 \cdot R_c \cdot i_{ch}] \\ \frac{di_{res}}{dt} = \frac{1}{2 \cdot L_r} [U_2 \cdot X - Y - 2 \cdot R_r \cdot i_{res} + 2 \cdot V_{res}] \\ \frac{dX}{dt} = -\frac{1}{c} [U_1 \cdot i_{ch} + U_2 \cdot i_{res}] \\ \frac{dY}{dt} = \frac{1}{c} [i_{ch} + i_{res}] \end{cases} \quad (1.22)$$

Remarques :

Il est remarquable que :

- * Le système est naturellement non linéaire, et plus exactement il est bilinéaire.
- * Les tensions U_{c1} et U_{c2} sont couplées par les courants i_{ch} et i_{res} .

1.6. Objectif du réglage :

Les objectifs visés par cette étude sont :

- * Avoir un facteur de puissance unitaire côté réseau, c-à-d le courant i_{res} en phase avec la tension V_{res} .
- * Avoir l'égalité des tensions U_{c1} et U_{c2} , afin d'alimenter l'onduleur avec une tension constante.
- * Avoir un courant de charge i_{ch} **réglable** en module et en fréquence.

1.7. Découplage :

La non-linéarité du système, rajouté au couplage des courants et tensions, rend difficile la commande d'un tel système. Néanmoins, un découplage entre les tensions U_{c1} et U_{c2} et les courants i_{res} et i_{ch} peut s'avérer très bénéfique pour pallier ces difficultés.

Afin de réaliser ce découplage dans notre système, nous allons utiliser le principe de la conservation de la puissance instantanée, en négligeant les pertes dans les semi-conducteurs. Le principe de conservation de la puissance instantanée nous permettra d'établir une relation entre l'amplitude du courant de réseau I_m et la tension

moyenne U_c . Autrement dit, nous allons exploiter une grandeur interne du système (I_m) pour commander la tension U_c . Les commandes U_1 et U_2 seront alors réservées respectivement à la commande des courants de charge i_{ch} et du réseau i_{res} .

1.7.1. Puissance instantanée d'entrée et de sortie du redresseur :

On désigne par Pe la puissance d'entrée du redresseur monophasé et par Ps sa puissance de sortie. D'après la figure (1.1) nous avons :

$$\begin{cases} Pe = V_{res} \cdot i_{res} - R_r \cdot i_{res}^2 - \frac{1}{2} L_r \cdot \dot{i}_{res}^2 \\ Ps = -U_{c1} \cdot I_{red1} + U_{c2} I_{red2} \end{cases} \quad (1.23)$$

En supposant le courant du réseau monophasé sinusoïdal et en phase avec la tension v_{res} du réseau, la puissance instantanée sera donc donnée par :

$$\begin{cases} Pe = V_m \cdot I_m \cdot \sin^2(\omega_{res} \cdot t) - R_r \cdot I_m^2 \sin^2(\omega_{res} \cdot t) - \frac{1}{2} L_r \cdot 2 \cdot I_m^2 \omega_{res} \cdot \sin(\omega_{res} \cdot t) \cdot \cos(\omega_{res} \cdot t) \\ Ps = -U_{c1} \cdot I_{red1} + U_{c2} I_{red2} \\ Pe = V_m \cdot I_m \cdot \left(\frac{1 - \cos(2\omega_{res} \cdot t)}{2} \right) - R_r \cdot I_m^2 \left(\frac{1 - \cos(2\omega_{res} \cdot t)}{2} \right) - \frac{1}{2} L_r \cdot 2 \cdot I_m^2 \omega_{res} \cdot \left(\frac{\sin(2\omega_{res} \cdot t)}{2} \right) \\ Ps = -U_{c1} \cdot I_{red1} + U_{c2} I_{red2} \end{cases} \quad (1.24)$$

avec :

$$\begin{cases} V_{res} = V_m \cdot \sin(\omega_{res} \cdot t) \\ I_{res} = I_m \cdot \sin(\omega_{res} \cdot t) \end{cases} \quad (1.25)$$

$$\text{et : } \omega_{res} = 2 \cdot \pi \cdot f_{res} \quad (1.26)$$

Ainsi en monophasé, en plus de la puissance moyenne, on a une puissance fluctuante de fréquence deux fois celle du réseau. En prenant une période d'échantillonnage T_v multiple de $\frac{1}{2 \cdot f_{res}}$, on aboutit à l'équation de puissance

suivante :

$$\bar{P} = \frac{V_m \cdot I_m}{2} - \frac{R_r \cdot I_m^2}{2} = -\bar{U}_{c1} \cdot \bar{I}_{red1} + \bar{U}_{c2} \bar{I}_{red2} \quad (1.27)$$

\bar{U}_{c1} , \bar{U}_{c2} , \bar{I}_{red1} et \bar{I}_{red2} sont les valeurs moyennes des tensions U_{c1} et U_{c2} , et des courants I_{red1} et I_{red2} .

Dans cette étude, on adopte une hypothèse qui consiste à confondre les tensions U_{c1} et U_{c2} avec leurs valeurs moyennes respectives, de même pour les courants I_{red1} et I_{red2} qui sont confondus respectivement avec leurs valeurs moyennes \bar{I}_{red1} et \bar{I}_{red2} [17]. Avec la négligence de la résistance du réseau R_r , on aboutit à l'équation suivante :

$$\bar{P} = \frac{V_m \cdot I_m}{2} = -U_{c1} \cdot \bar{I}_{red1} + U_{c2} \bar{I}_{red2} \quad (1.28)$$

Le but de réglage est d'avoir :

$$U_{c1} = U_{c2} = U_c \quad (1.29)$$

Et en posant :

$$I_{red} = I_{red2} - I_{red1} \quad (1.30)$$

Une relation importante reliant U_c à I_m découle de l'équation (1.25), telle que :

$$I_m = \frac{2 \cdot I_{red}}{V_m} \cdot U_c \quad (1.31)$$

A l'aide de la relation (1.31), nous aboutissons au modèle de la boucle de tension ce qui nous permet de réguler cette tension indépendamment des commandes des courants.

1.8. Modèle des boucles de tension et de courant :

1.8.1. Modèle de la boucle de tension :

En tenant compte de l'équation (1.22) et (1.29) en établit le modèle de commande suivant :

$$C \cdot \frac{d(U_{c1} + U_{c2})}{dt} = 2 \cdot C \cdot \frac{dU_c}{dt} = I_{red2} - I_{red1} + I_{ond2} - I_{ond1} \quad (1.32)$$

$$\text{On pose : } I_{pert} = I_{ond1} - I_{ond2} \quad (1.33)$$

Et en tenant compte du système d'équations (1.21), on peut obtenir le modèle de la boucle de tension donnée par l'équation qui suit (1.34).

$$2 \cdot C \cdot \frac{dU_c}{dt} = I_{red} - I_{pert} \quad (1.34)$$

En déduisant le courant I_{red} de l'équation (1.31), on aboutit à l'équation (1.35) donnant la relation entre l'amplitude du courant de référence du réseau et la tension U_c .

$$2 \cdot \frac{dU_c}{dt} = \frac{V_m}{2 \cdot U_c} \cdot I_m - I_{pert} \quad (1.35)$$

D'où le modèle de la boucle de tension du redresseur monophasé :

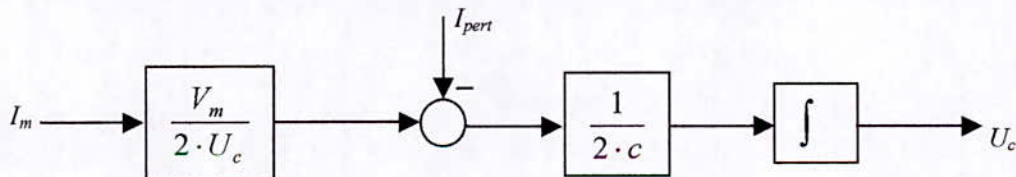


Fig.(1.6) : modèle de la boucle de tension du convertisseur direct.

1.8.1.1. Régime permanent :

En régime permanent, on doit vérifier que la puissance côté redresseur P_f doit être égale à celle absorbée par le côté onduleur P_a .

Puisque le courant du réseau i_{res} sera asservi de telle façon qu'on obtient un facteur de puissance unitaire du côté réseau, alors la puissance fournie par le réseau P_f et celle absorbée par la charge sont :

$$\begin{cases} P_f = \frac{V_m \cdot I_m}{2} - R_r \cdot \left(\frac{I_m}{\sqrt{2}} \right)^2 \\ P_a = R_c \cdot \left(\frac{I_{chm}}{\sqrt{2}} \right)^2 \end{cases} \quad (1.36)$$

puisque $P_f = P_a \Rightarrow I_m = \frac{R_c \cdot I_{chm}^2}{V_m}$ (1.37)

Donc un bon réglage doit toujours vérifier l'égalité (1.37).

1.8.2. Modèle de la boucle de courant de charge :

Le modèle de la boucle de courant de charge est fourni par l'équation (1.38) :

$$\frac{di_{ch}}{dt} = \frac{1}{2 \cdot L_c} [U_1 \cdot X - Y - 2 \cdot R_c \cdot i_{ch}]$$
 (1.38)

Cette équation décrit la partie onduleur-charge du système représenté par la figure suivante :

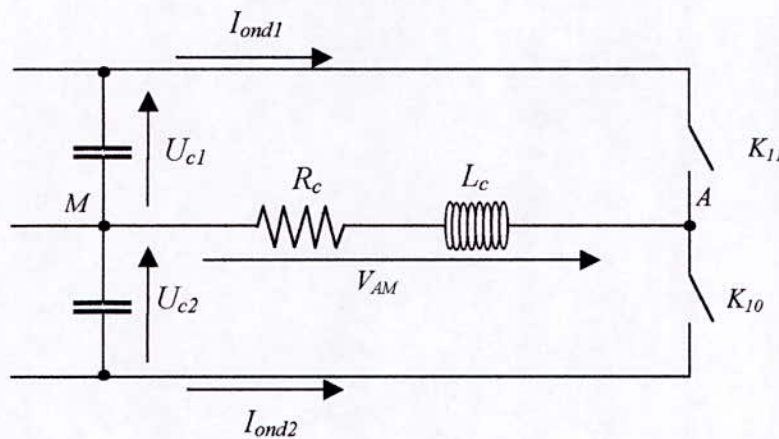


Fig.(1.7) : modèle de la boucle de courant de charge de la partie onduleur du convertisseur

1.8.3. Modèle de la boucle de courant du réseau :

Le modèle de la boucle de courant du réseau est défini par l'équation suivante :

$$\frac{di_{res}}{dt} = \frac{1}{2 \cdot L_r} [U_2 \cdot X - Y - 2 \cdot R_r \cdot i_{res} + 2 \cdot V_{res}]$$
 (1.39)

L'équation (1.39) décrit la partie redresseur-réseau du système. Elle est représentée par la figure qui suit.

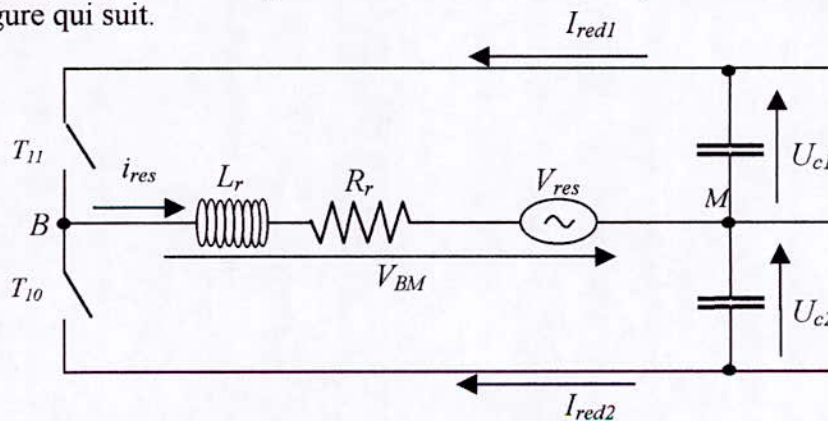


Fig.(1.8) : modèle de la boucle de courant du réseau de la partie redresseur du convertisseur

1.9. Conclusion :

Dans ce premier chapitre nous avons donné une représentation globale du convertisseur minimale AC-AC. Nous avons déterminé les différentes équations qui nous permettent de donner le modèle mathématique de ce convertisseur. Et puisque ce modèle est non-linière, nous avons donné une technique permettant le découplage de ce modèle, afin d'établir un modèle de commande. Ainsi trois modèles de commande sont établis : de la tension U_c , du courant de charge i_{ch} et de courant du réseau i_{res} .

Dans le chapitre suivant, nous allons appliquer la commande par logique floue sur ces boucles.

chapitre II

chapitre II

*Commande
floue du
convertisseur
minimal*

Chapitre II

Commande floue du convertisseur minimal

2.1. Introduction :

C'est à Lotfi Zadeh, spécialiste renommé en automatique et en théorie des systèmes, à l'université de Berkeley, qui revient le mérite d'avoir établi les bases théoriques de la logique floue [1]. L'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité à 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. En effet, la logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances[13].

L'imitation des aspects qualitatifs et approximatifs du raisonnement flou a donné naissance à un autre type de systèmes de commande qui trouve de puissantes applications, surtout dans les situations où le système à commander est mal défini mathématiquement et/ou en présence d'une expertise qui puisse fournir des règles de commande en terme d'implications vagues et floues.

Des 1975, on trouve les premières applications de la logique floue en automatique de réglage et de commande. On cite : l'ajustement des images TV, la reconnaissance de manuscrite et des formes, l'analyse des stocks, la commande d'un hélicoptère et l'autostationnement d'un modèle de voiture...

Dans ce chapitre, nous allons exposer un bref rappel sur la théorie des ensembles flous et un aperçu générale sur la logique floue, en insistant sur les idées utilisées en commande floue. Dans la dernière section nous allons appliquer cette commande sur le convertisseur minimal.

2.2. Bases Générales de la Logique Floue :

La logique floue est l'extension de la logique classique. Elle permet de traiter des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou expressions du langage naturel. Dans ce paragraphe, on donne les notions élémentaires qui permettent l'étude de la logique floue[1],[12],[15].

2.2.1. Ensemble Ordinaire :

Un ensemble A défini sur l'ensemble de référence U et dont les limites sont rigides s'appelle ensemble ordinaire ou net, fig.(2.1.a). La description d'un ensemble net consiste en un énoncé des éléments qui appartiennent à cet ensemble. Une alternative pour le définir est de donner la condition pour laquelle un élément $x \in A$. Alors, l'ensemble A peut être défini tel que : $A = \{x/x \text{ vérifié une condition}\}$. De plus, on peut introduire une fonction caractéristique pour A , notée comme suit :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in U \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad (2.1)$$

2.2.2. Ensemble Flou :

Dans un ensemble flou "l'appartenance à l'ensemble" d'un élément x est graduelle, laquelle est caractérisée par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$. Cette dernière définit mathématiquement l'ensemble flou sur l'univers de référence U . $\mu_A(x)$ mesure le degré d'appartenance d'un élément x à A . Donc un ensemble flou peut être représenté comme l'ensemble de paires ordonnées $(x, \mu_A(x))$ d'où :

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in U\} \quad (2.2)$$

$$\text{Si l'ensemble } U \text{ de référence est discret alors : } A = \sum \mu(x_i) / x_i \quad (2.3)$$

$$\text{Si l'ensemble } U \text{ de référence est continu alors : } A = \int_U \mu(x) / x \quad (2.4)$$

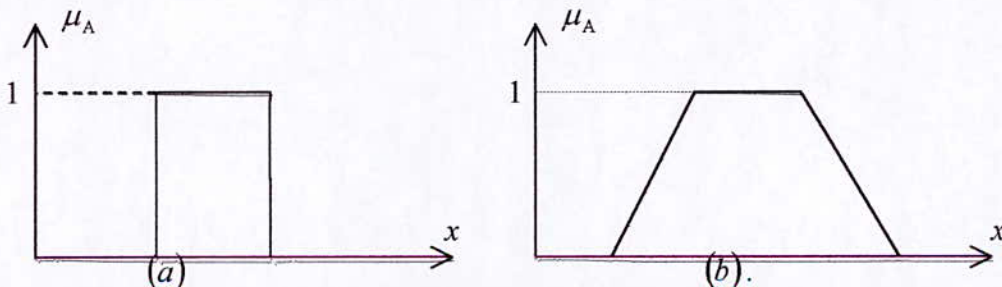


Fig.(2.1) : Exemple de fonction d'appartenance : (a) ensemble net, (b) ensemble flou.

Les ensembles flous sont un moyen de réaliser l'interface entre l'information numérique (quantitative) et l'information symbolique (linguistique).

2.2.3. Variable Linguistique :

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé utilise les termes linguistiques : « quelque, beaucoup, souvent », « grand, moyen, petit » ce sont les valeurs de la logique floue nommées : variables linguistiques.

Une variable linguistique est représentée par le triplet (x, U, T_x) , tel que : x est le nom de la variable linguistique, T_x est l'ensemble des variables linguistiques, qui sont utilisées pour caractériser x , U est l'ensemble de référence.

Afin de permettre un traitement numérique, on définit les sous-ensembles (A_1, A_2, \dots) par leurs fonctions d'appartenances (μ_1, μ_2, \dots) .

2.2.4. Fonction d'Appartenance :

On représente les variables linguistiques par leurs fonctions d'appartenances. Donc à chaque sous-ensemble flou A_i est associée une fonction d'appartenance $\mu_{A_i}(x)$ où x est la variable linguistique. Tel que, à chaque point x est associé une valeur précise de $\mu_{A_i}(x)$, qui désigne, le degré d'appartenance de x à A_i . En générale, les formes suivantes de fonctions d'appartenance sont utilisées :

2.2.4.1. Fonction Triangulaire :

Elle a la forme d'un triangle (fig.2.2.a). Elle est caractérisée par trois paramètres a, b, c .

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (2.5)$$

2.2.4.2. Fonction Trapézoïdale :

Elle a la forme d'un trapèze (fig.2.2.b). Elle est caractérisée par quatre paramètres a, b, c, d .

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-c}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (2.6)$$

2.2.4.3. Fonction Gaussienne :

Elle est sous forme de cloche (fig.2.2.c), et prend comme expression la fonction suivante :

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.7)$$

On peut définir d'autres fonctions d'appartenance, mais dans le réglage par logique floue, les formes déjà citées sont largement suffisantes pour délimiter les ensembles flous.

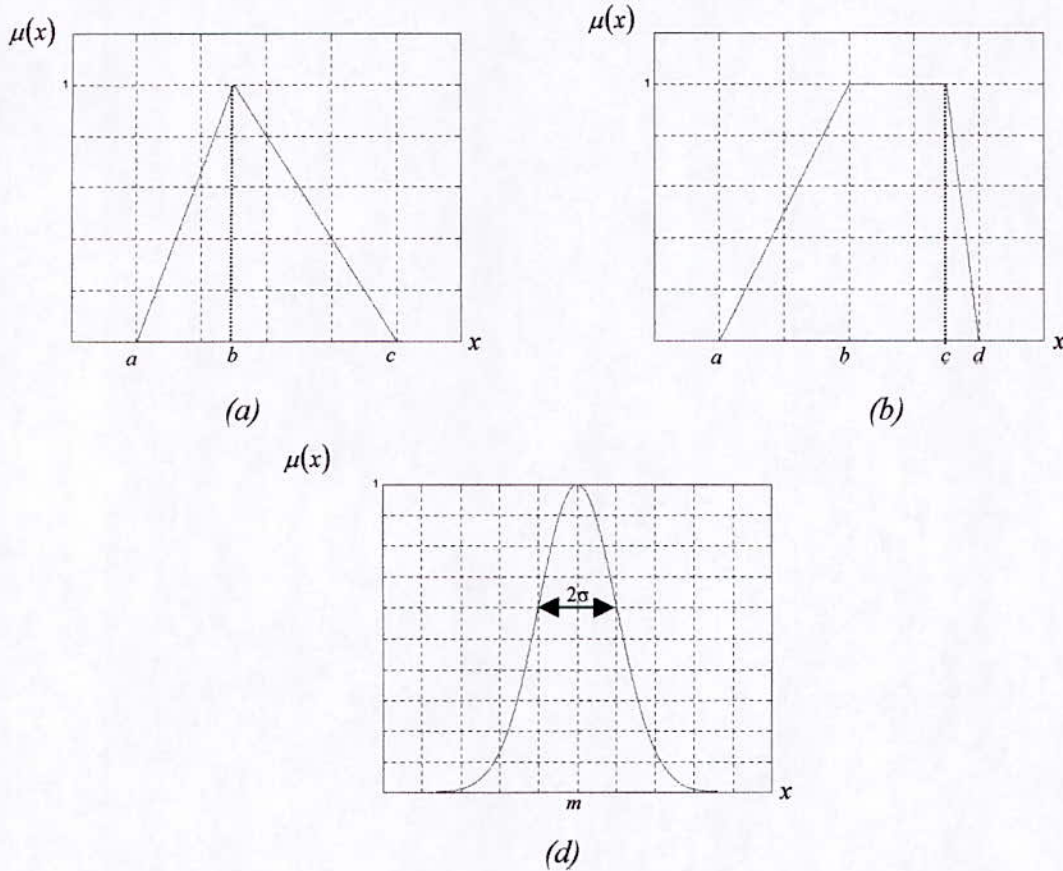


Fig.(2.2) : Fonctions d'appartenances.
(a) Triangulaire, (b) Trapézoïdale, (c) Gaussienne.

2.2.5. Les opérateurs de la logique floue :

Dans ce paragraphe, on va donner une extension des opérateurs de la logique classique (union, intersection et complément) aux ensembles flous en utilisant leur représentation par les fonctions d'appartenance.

Soient deux sous-ensembles flous A et B définis sur l'ensemble de référence U ayant comme fonctions d'appartenance associées μ_A et μ_B .

2.2.5.1. Inclusion floue ou sous-ensemble :

On dit que A est inclus dans B (ou A est un sous-ensemble de B, où A est plus petit ou égal à B) si et seulement si :

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x), \forall x \in A. \quad (2.8)$$

$$\text{On note } (A \subseteq B) \Leftrightarrow (\mu_A(x) \leq \mu_B(x), \forall x \in A). \quad (2.9)$$

2.2.5.2. Disjonction floue :

La disjonction de deux ensembles flous A et B est un ensemble flou dans l'univers U noté $A \cup B$, défini par :

$$A \cup B = \left\{ (x, \mu_{A \cup B}(x)) \middle/ x \in U \right\} \quad (2.10)$$

$$\text{avec } \mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \oplus \mu_B(x) \quad (2.11)$$

Le symbole \oplus représente l'opérateur « OU flou ». Il désigne n'importe laquelle des conormes triangulaire (T-conorme) suivantes :

* Conorme de Zadeh (max.) :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (2.12)$$

* Conorme probabiliste (somme algébrique) :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \mu_B(x) \quad (2.13)$$

* Conorme de Lukasiewicz (somme bornée) :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \min\{\mu_A(x) + \mu_B(x), 1\} \quad (2.14)$$

* Conorme de Weber (somme bornée) :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \begin{cases} \mu_A(x) & \text{si } \mu_B(x) = 0 \\ \mu_B(x) & \text{si } \mu_A(x) = 0 \\ 1 & \text{sin on} \end{cases} \quad (2.15)$$

* Somme d'Einstein :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \frac{\mu_A(x) + \mu_B(x)}{1 + \mu_A(x)\mu_B(x)} \quad (2.16)$$

2.2.5.3 .Conjonction Floue :

La conjonction de deux ensembles flous A et B est un ensemble flou dans l'univers U noté $A \cap B$, définie par :

$$A \cap B = \left\{ (x, \mu_{A \cap B}(x)) \middle/ x \in U \right\} \quad (2.17)$$

$$\text{avec : } \mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) * \mu_B(x) \quad (2.18)$$

Le symbole * représente l'opérateur « ET flou ». Il désigne n'importe laquelle des normes triangulaires (T-norme) suivantes :

* Norme de Zadeh (ou intersection) :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.19)$$

* Norme probabiliste (produit algébrique) :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \quad (2.20)$$

* Norme de Lukasiewicz (produit borné) :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \max\{\mu_A(x) + \mu_B(x) - 1, 0\} \quad (2.21)$$

* norme de Weber(produit borné) :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \begin{cases} \mu_A(x) & \text{si } \mu_B(x) = 1 \\ \mu_B(x) & \text{si } \mu_A(x) = 1 \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad (2.22)$$

* produit d'Einstein :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \frac{\mu_A(x) \cdot \mu_B(x)}{2 - [\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x)]} \quad (2.23)$$

2.2.5.4. Complément (négation) :

Le complément d'un ensemble flou A est un ensemble flou dans l'univers U noté \bar{A} , donné par :

$$\bar{A} = \left\{ (x, \mu_{\bar{A}}(x)) / x \in U \right\} \quad (2.24)$$

On note $\mu_{\bar{A}}(x)$ par $\approx \mu_A$.

Le symbole \approx représente la négation de la fonction d'appartenance, Il désigne l'une des (C-norme) suivantes :

* La négation complément à 1 :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.25)$$

* L'opérateur λ -complément défini par Terano, Asai et Sugeno en (1991):

$$\mu_{\bar{A}}(x) = \frac{1 - \mu_A(x)}{1 - \lambda \cdot \mu_A(x)} \quad \text{avec } -1 < \lambda < \infty \quad (2.26)$$

2.2.6. Implication floue :

Une implication floue ou, aussi proposition conditionnelle floue, « Si Alors », est de la forme :

$$\text{Si } (x \text{ est } A) \text{ Alors } (y \text{ est } B) \quad (2.27)$$

Notée par : $A \rightarrow B$

La proposition (x est A) est l'antécédent de la règle tandis que (y est B) constitué la conséquence de la règle.

La relation floue « *Si Alors* » est caractérisée par une fonction d'appartenance μ_R défini sur $A \times B$ comme suit :

$$\mu_R(x, y) = \text{imp}(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.28)$$

En générale, les opérateurs les plus utilisés en commande floue sont :

* Implication de Mamdani :

$$\mu_R(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2.29)$$

* Implication de Larsen :

$$\mu_R(x, y) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \quad (2.30)$$

2.2.7. Raisonnement flou :

Le raisonnement flou est une procédure d'inférence utilisée pour déduire des conclusions d'un ensemble de règles floues ayant une condition ou plus.

2.2.7.1. Règle de composition de l'inférence floue :

En logique classique, le modus ponens permet, à partir de la règle « *Si x est A alors y est B* » et du fait x est A , de conclure le fait « *y est B* ». Zadeh a étendu ce principe au cas flou, appelé donc modus ponens généralisé, par lequel nous pouvons induire la valeur de vérité de la proposition B' en ayant la valeur de vérité de A' et l'implication floue ($A \rightarrow B$), ceci peut se traduire :

- Antécédent 1 (fait) : x est A' .
- Antécédent 2 (la règle) : *si x est A alors y est B* .
- Conséquence (déduction) : y est B' .

Ou A' et B' sont des ensembles proche de A et B respectivement.

A partir du fait que x est A' et $A \rightarrow B$, nous induit directement à un nouveau fait qui est : B' , ce dernier est caractérisé par un ensemble flou dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{B'}(y) = \sup_x (\mu_{A'}(x) * \mu_R(x, y)) \quad (2.31)$$

Le symbole $*$ est un opérateur de la classe T-normes. Dans le domaine de la commande, les opérateurs les plus utiliser sont :

- Le minimum : $\mu_{B'}(y) = \max\{\min(\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y))\}$
- Le produit algébrique : $\mu_{B'}(y) = \max_x (\mu_{A'}(x) * \mu_R(x, y))$

2.3. Régulateur par logique floue RLF :

Par opposition à un régulateur standard ou à un régulateur par retour d'état, le régulateur par logique floue ne traite pas une relation bien définie, (algorithme de

réglage), mais utilise des inférences avec plusieurs règles se basant sur des variables linguistiques. Ces inférences sont alors traitées par des opérateurs de la logique floue. Un régulateur par logique floue comprend les quatre modules suivants[5],[7],[13] :

- Interface de fuzzification.
- La base de connaissance.
- Le moteur d'inférence floue.
- L'interface de défuzzification.

Dans cette section, nous allons donner une description de chaque module composant ce contrôleur représenté sur la figure(2.3).

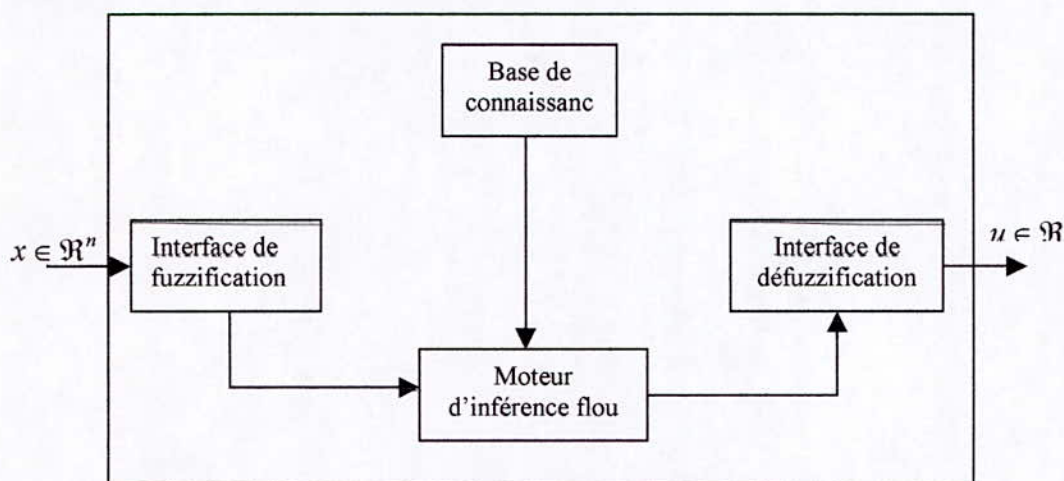


Fig. (2.3): configuration de base d'un RLF

2.3.1. Interface de fuzzification :

Transforme les entrées numériques (valeurs précises) en des ensembles flous

- si l'entrée précise x_0 est interprétée comme un ensemble flou singleton A'

$$\text{La fonction d'appartenance de } A' \text{ est : } \begin{cases} 1 & \text{si } x = x_0 \\ 0 & \text{si } x \neq x_0 \end{cases}$$

- A' est un ensemble flou de fonction d'appartenance $\mu_{A'}(x_0) = 1$ et $\mu_{A'}(x)$ décroît lorsque x s'éloigne de x_0 .

2.3.2. La base de connaissance :

La base de connaissance contient la base des données et la base des règles floues décrivant le comportement dynamique du système.

2.3.2.1. La base de données :

La base de données définit les ensembles flous, les facteurs d'échelle pour la normalisation des ensembles de référence et la partition des espaces flous d'entrée et de sortie.

2.3.2.2. La base des règles :

Le comportement dynamique d'un système est caractérisé par un ensemble de règles linguistiques basées sur la connaissance d'un expert.

Les connaissances d'expert sont habituellement de la forme :

Si (ensemble de conditions) alors (ensemble de conséquences induites).

La collection de ces règles floues de commande, contient la base des règles du régulateur par logique floue.

Une règle de commande floue est une proposition conditionnelle dont l'antécédent est une condition du domaine floue des entrées, et la conséquence est l'action de commande pour le système à contrôler.

Les variables linguistiques pour un RLF sont l'entrée de réglage e et la variation de .

Les règles sont regroupées dans une table donnant la valeur de la commande en fonction de « e » et « de ». Cette partie sera exposée en détail dans la partie application.

2.3.3. Moteur d'inférences flou :

Le moteur d'inférences flou permet, a partir d'une entrée floue et en exploitant les informations inscrite dans la base de règles, de déduire une conséquence floue en appliquant une procédure d'inférence floue.

2.3.3.1. Règle de composition de l'inférence :

Soit C_i' l'ensemble flou résultant de la i^{eme} règle.

Le degré d'activation de la i^{eme} règle est :

$$w_i = (\mu_{A_i}(x_0)) * (\mu_{B_i}(y_0)) \quad (2.32)$$

l'ensemble flou induit par la i^{eme} règle est donnée par :

$$\mu_{C_i'}(u) = w_i * \mu_{C_i}(u) . \quad (2.33)$$

La fonction d'appartenance de l'ensemble flou résultant. $C' = \bigcup_{i=1}^m C_i'$ est :

$$\mu_{C'}(u) = \max(\mu_{C_i'}(u), i = 1, m) \quad (2.34)$$

2.3.3.2. Différent modèle de moteur d'inférence :

- Modèle de Mamdani :

Dans ce cas, la T-norme est traduite par le min et l'union \cup par le max. Donc les équations (2.32),(2.33) et (2.34) deviennent :

$$w_i = \min(\mu_{A_i}(x_0), \mu_{B_i}(y_0)) \quad (2.35)$$

$$\mu_{C_i'}(u) = \min(w_i, \mu_{C_i}(u)) \text{ pour } i = 1, \dots, m. \quad (2.36)$$

$$\mu_{C'}(u) = \max(\mu_{C_i'}(u) \text{ pour } i = 1, \dots, m.) \quad (2.37)$$

La figure (2.4) illustre l'exemple d'inférence de Mamdani avec deux variables d'entrées et une variable de sortie.

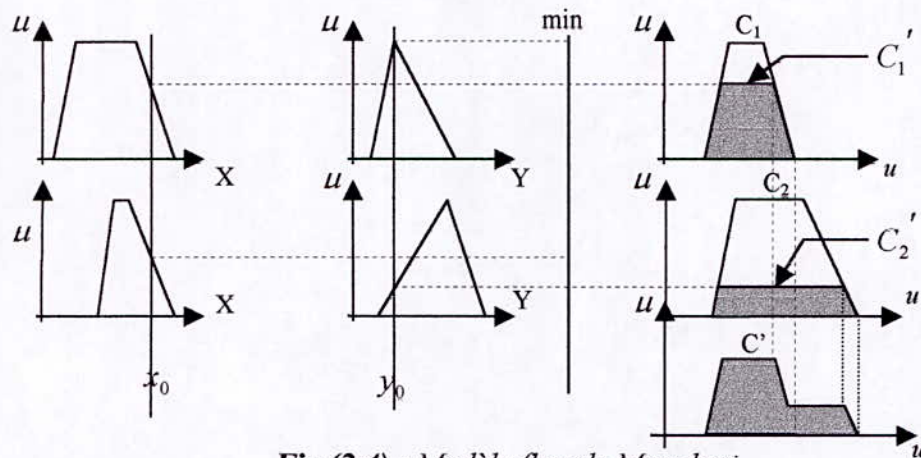


Fig.(2.4) : Modèle flou de Mamdani.

- **Modèle flou de Larsen :**

Dans ce cas la T-norme est traduite par le produit et l'union \cup par le max .donc les équations (2.32), (2.33) et (2.34) deviennent :

$$w_i = \mu_{A_i}(x_0) \times \mu_{B_i}(y_0) \tag{2.38}$$

$$\mu_{C_i'}(u) = w_i \times \mu_{C_i}(u) \text{ pour } i = 1, \dots, m. \tag{2.39}$$

$$\mu_{C'}(u) = \max(\mu_{C_i'}(u) \text{ pour } i = 1, \dots, m.) \tag{2.40}$$

La figure (2.5) illustre l'exemple d'inférence de Larsen avec deux variables d'entrées et une variable de sortie.

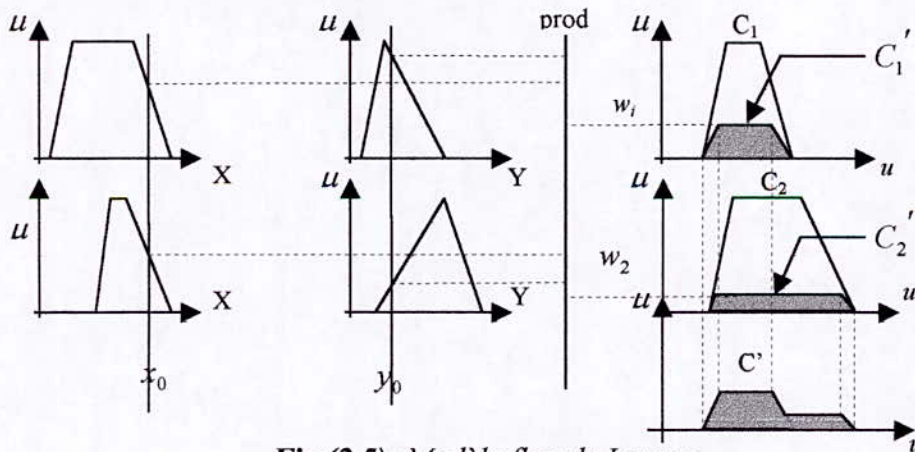


Fig.(2.5) :Modèle flou de Larsen.

- **Méthode de Sugeno :**

La conclusion de chaque règle floue a une forme polynomiale. La sortie finale est égale à la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle floue.

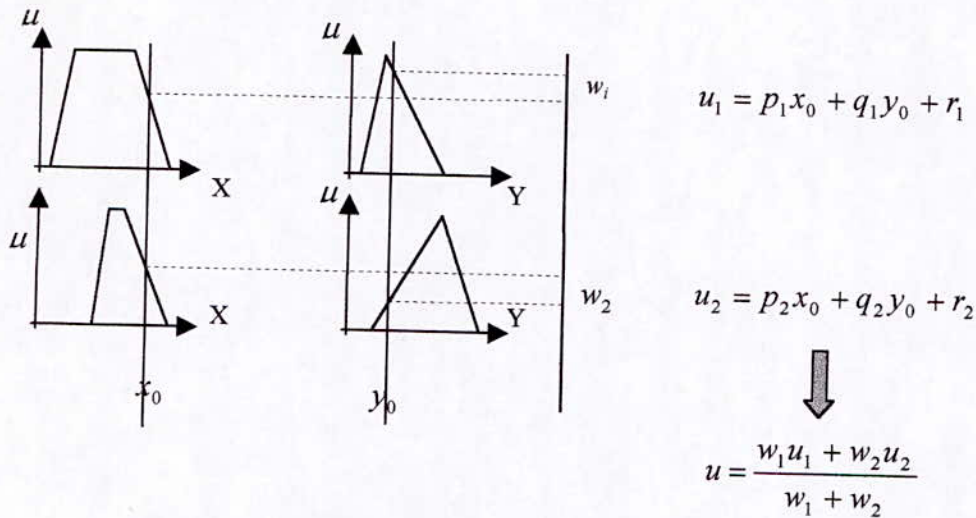


Fig.(2.6) :Modèle flou de sugeno d'ordre un.

- **Modèle de Tsukamoto :**

Dans ce cas, des fonctions monotoniques sont associées aux variables de sorties. La sortie totale est la moyenne pondérée des degrés de confiance de chaque règle floue et des variables de sorties.

Pour le modèle de Mamdani et de Larsen, la sortie est floue donc une étape de défuzzification est nécessaire. Par contre dans le cas du modèle de Sygeno et de Tsukamoto la sortie est déterministe donc on économise le temps consommé par la défuzzification.

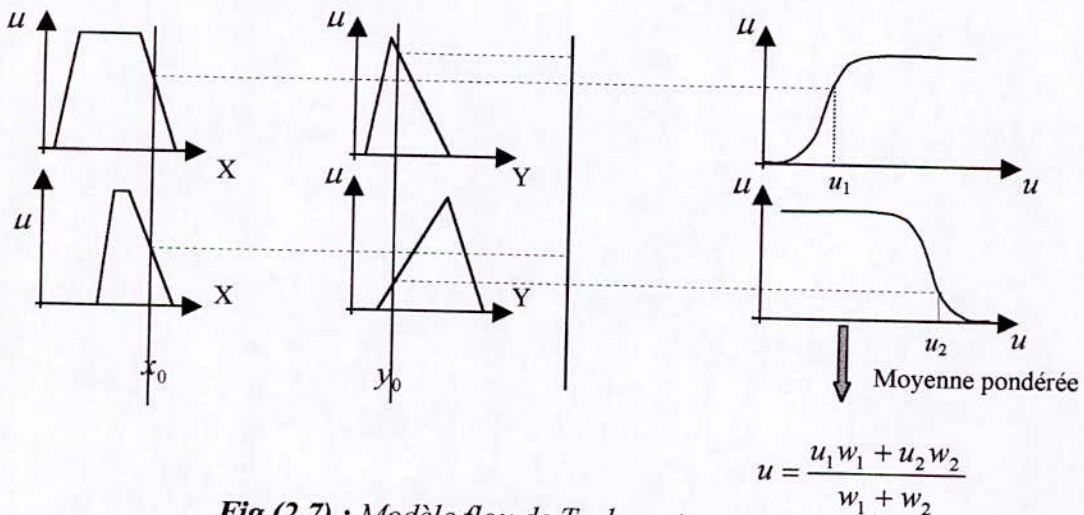


Fig.(2.7) : Modèle flou de Tsukamoto.

2.3.4. Défuzzification :

La défuzzification consiste à transformer la sortie floue résultante de l'inférence en une grandeur déterministe. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification à noter : méthode du maximum, des maxima du centre de gravité des hauteurs pondérées et celle des hauteurs pondérées modifiés.

2.3.4.1. Méthode du maximum :

De l'ensemble flou résultant C' , on choisit comme valeur significative u , celle pour laquelle la fonction d'appartenance $\mu_{C'}(u)$ est maximale. Cependant, cette méthode présente un certain inconvénient lorsqu'il existe plusieurs valeurs pour lesquelles $\mu_{C'}(u)$ est maximale.

2.3.4.2. Méthode de la moyenne des maxima :

Le résultat de la défuzzification est la moyenne des maxima.

2.3.4.3. Méthode du centre de gravité :

Le résultat de la défuzzification est le centre de gravité de la surface de l'ensemble flou $\mu_{C'}(u)$ donnée par :

$$u = \frac{\int_U \mu_{C'}(u) \cdot u \, du}{\int_U \mu_{C'}(u) \, du} \quad (2.41)$$

Où $\mu_{C'}(u)$ est la fonction d'appartenance de l'ensemble flou résultant C' . Pour le calcul numérique, on utilise une version discrète de l'intégrale :

$$u = \frac{\sum_i u_i \cdot \mu_{C'}(u_i)}{\sum_i \mu_{C'}(u_i)} \quad (2.42)$$

Il est à noter que le centre de gravité est généralement difficile à calculer. Ainsi, cette méthode exige un temps de calcul important.

2.3.4.4. Méthode des hauteurs pondérées :

Cette méthode effectue une moyenne pondérée entre les centres de gravité des conséquences des règles :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^m w_i c_i}{\sum_{i=1}^m w_i} \quad (2.43)$$

Où c_i est le centre de gravité de l'ensemble C_i conséquence de la $i^{\text{ème}}$ règle et w_i est le degré d'activation de cette règle.

Cette méthode est très simple à implémenter, du fait que le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la conséquence de chaque règle est connu a priori.

2.3.4.5. Méthode des hauteurs pondérées modifiées :

On fait intervenir dans la détermination de la sortie u en plus du centre de gravité c_i , la largeur δ_i de chaque fonction d'appartenance de la conséquence par :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^m w_i c_i \delta_i^2}{\sum_{i=1}^m w_i \delta_i^2} \quad (2.44)$$

La largeur δ_i de la fonction d'appartenance $\mu_{c_i}(u)$ peut être prise comme la base (ou le support) des fonctions d'appartenance du type triangulaire ou trapézoïdal et comme la variance des fonctions d'appartenance du type gaussienne.

2.4. Commande floue du convertisseur minimal AC/AC par la méthode de Mamdani :

C'est au début des années 70 que l'application de la logique floue aux problèmes de la commande avait été introduite. L'introduction de cette technique constitue un bon moyen de contrôle pour les processus mal modélisés. Elle permet de définir une loi de commande numérique à partir de connaissances linguistiques. Contrairement à la commande classique qui nécessite l'introduction de relations analytiques (équations différentielles, équations aux dérivées partielles, ...), la commande floue utilise des informations qualitatives (règles floues) pour décrire le comportement dynamique du processus à commander.

Dans cette partie, nous donnons les concepts de base d'un régulateur flou du type Mamdani afin de l'appliquer sur la structure de conversion étudiée.

2.4.1. Régulateurs PI, PD, PID flous :

Dans la partie précédente, on a vu la structure d'un régulateur flou. Pour le définir, on doit faire un choix sur les variables linguistiques -d'entrée et de sortie- et leurs fonctions d'appartenances. Pratiquement, il n'est pas conseillé d'utiliser plus de trois variables d'entrées, car la détermination des règles devient trop complexe. Dans le cas où l'ordre du système serait élevé, on procède à une décentralisation en bloc de commande floue à deux entrées. Typiquement, dans un contrôleur flou, les variables sont : l'erreur et sa variation comme variable d'entrée et la commande en sortie.

Par analogie avec la régulation classique, on peut définir les régulateurs PI (proportionnel intégrateur), PD (proportionnel dérivateur) et PID (proportionnel intégrateur dérivateur).

- **PI Flou :**

Si le régulateur flou décrit à l'aide de règles floues la relation entre la variation de la commande $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ d'une part, et l'erreur $e(k)$ et sa variation d'autre part tel que :

$$\Delta u(k) = F(e(k), \Delta e(k)) \quad (2.45)$$

Il est dit, PI flou. Dans ce cas la commande $u(k)$ est donnée par.

$$u(k) = \sum \Delta u(k) \quad (2.46)$$

- **PD Flou :**

Dans le cas où la sortie du régulateur flou est la commande elle-même, le régulateur est du type PD.

Il réalise la loi de commande :

$$u(k) = F(e(k), \Delta e(k)) \quad (2.47)$$

- **PID Flou :**

Si à un PD flou, on ajoute une troisième entrée qui est la somme des erreurs

$$E(k) = \sum e(k) \quad (2.48)$$

Le régulateur est du type PID flou. Sa loi de commande est donnée par :

$$u(k) = F(e(k), \Delta e(k), E(k)) \quad (2.49)$$

2.4.2. Normalisation des ensembles de référence :

Les univers de discours d'entrée et de sortie sont limités par un intervalle de normalisation, en générale $[-1,1]$. Donc, on doit accorder à chaque univers un gain d'adaptation. Comme il n'y a pas une technique systématique pour déterminer ces gains, on procède par tâtonnement.

Requit de la discrétisation de l'univers de discours en un nombre de segments, où chaque segment est relié à un segment de l'univers normalisé. A ces derniers, on accorde des fonctions d'appartenances. Il est à notée que la transformation d'échelle peut être uniforme fig.(2.8) ou non uniforme[15].

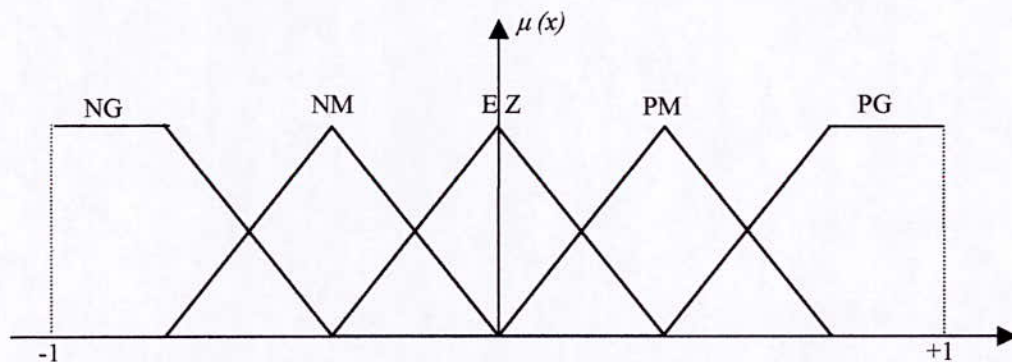


Fig.(2.8) : Univers de discours normalisé uniforme de 5 classes.

2.4.3. Régulateur de Mamdani :

C'est grâce à Mamdani que la logique floue a vue son application dans le domaine de la commande des processus. Le régulateur flou de Mamdani est basé sur des règles qui maîtriser le comportement du système à commander. L'obtention de ces règles nécessite une connaissance d'expert, chose qui n'est pas donnée à tout ingénieur.

Après Mamdani, c'est Macvicar et Whelan qui ont proposé un ensemble de règles sous forme de matrices tableau (2.1). Cette matrice possède deux entrées,

l'erreur et sa variation. Pour la construire, on se base sur les principes suivants[12],[13].

- Si l'erreur e et sa variation Δe sont nulles, alors la commande est maintenue constante.
- Si l'erreur e tend vers zéro avec un écart acceptable (e négative et Δe positive ou e positive et Δe négative), on dit que l'erreur se corrige elle-même, donc la commande sera maintenue constante.
- Si l'erreur e ne peut pas se corriger par elle-même (e négative et Δe négative ou e positive et Δe positive), dans ce cas, une action rapide sur la commande afin de ramener l'erreur vers zéro.

$\Delta e \backslash e$	N	EZ	P
N	N	N	EZ
EZ	N	EZ	P
P	EZ	P	P

Tab.(2.1) :Matrice de Macvicar et Whelan à neuf règles.

e : erreur, Δe : sa variation, N : negative, EZ : environ zero, P : positive.

2.5. Application de la commande floue au convertisseur direct AC/AC monophasé:

2.5.1. Synthèse des régulateurs :

Chaque régulateur est de type Mamdani. La base de règles des régulateurs à partir de la matrice de Macvicar – Whelan tableau(2.1).

Les fonctions d'appartenance d'entrée (l'erreur e et sa variation Δe) et de sortie (la variation de la commande Δu) sont triangulaires figure (2.9).

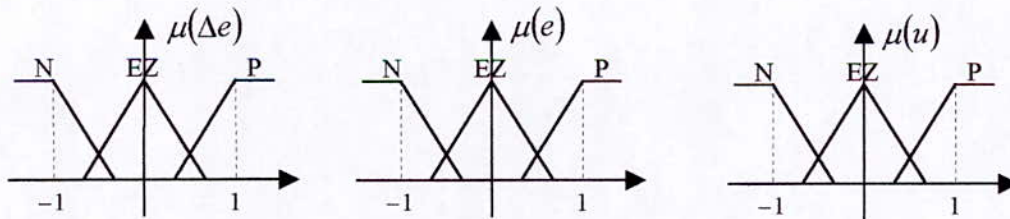


Fig.(2.9) : fonction d'appartenance.

2.5.2. Structure de commande :

Afin de valider l'étude théorique sur la logique floue, on va l'appliquer sur le convertisseur AC/AC monophasé. Cette application est faite sur deux étapes.

- Tout en supposant que U_{c1} et U_{c2} restent constants, on va décentraliser la commande en deux régulateurs de type Mamdani, l'un commande le courant de charge et l'autre le courant de réseau.

- Introduire un troisième régulateur qui va nous permettre de maintenir les tensions U_{c1} et U_{c2} constantes.

2.5.2.1. Réglage des boucles internes :

Sur la figure (2.9), on a une représentation de la structure de commande qui est composé des éléments suivants :

- Un bloc qui calcule l'erreur «e» et sa variation « Δe ».
- Un bloc de commande qui est constitué de deux régulateurs flous RF_1 et RF_2 composé chacun de :
 - Des gains d'adaptation ($G_e, G_{\Delta e}, G_u$).
 - Un bloc de fuzzification de l'erreur et de sa variation.
 - Une base de règles tirée de la matrice de MACVICAR – WHELAN.
 - Le moteur d'inférence (la méthode «min- max»).
 - Un bloc de défuzzification (la méthode du centre de gravité est utilisée).
 - Une action de sommation qui permet de réaliser l'effet d'intégration.
- Un bloc de modulation en largeur d'impulsion (M.L.I). Qui transfère les signaux analogiques en signaux numériques (commutateur fermé, ouvert).
- Un bloc de donnée qui représente le système à commander.

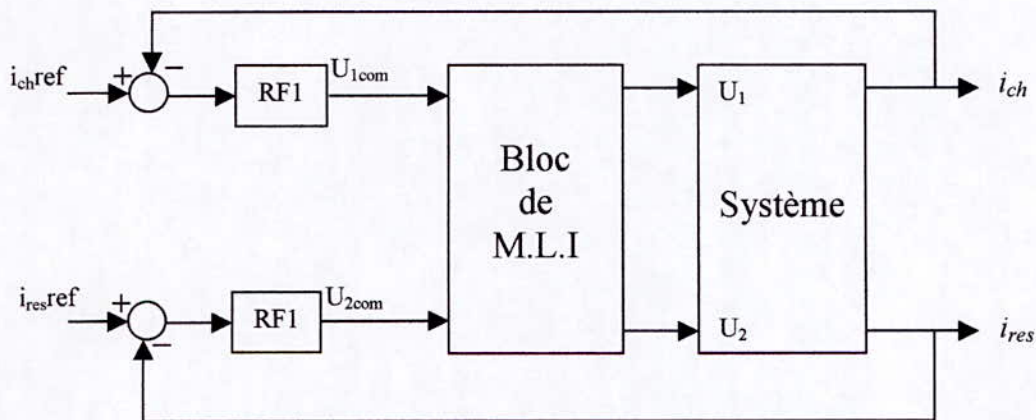


Fig.(2.10) : Structure de commande.

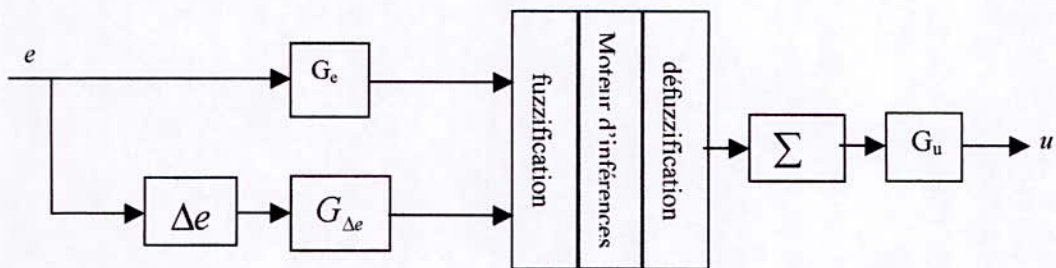


Fig.(2.11) : Structure interne d'un PI flou.

A. Résultats de simulation :

La simulation est faite avec le simulink du logiciel matlab.

Pour la consigne : $i_{ch} = 8 \cdot \sin(2 \pi \cdot 25 t)$.

On a obtenu les résultats suivants :

Les gains d'adaptation sont obtenus par tâtonnement.

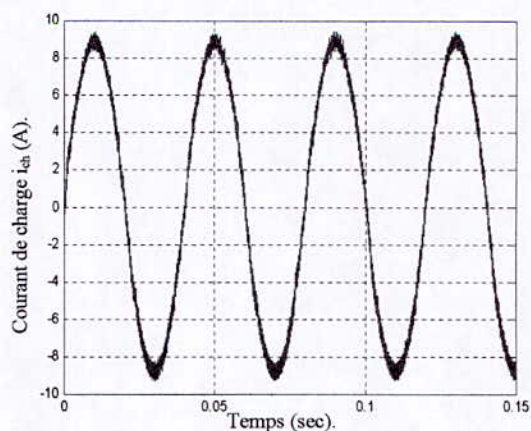
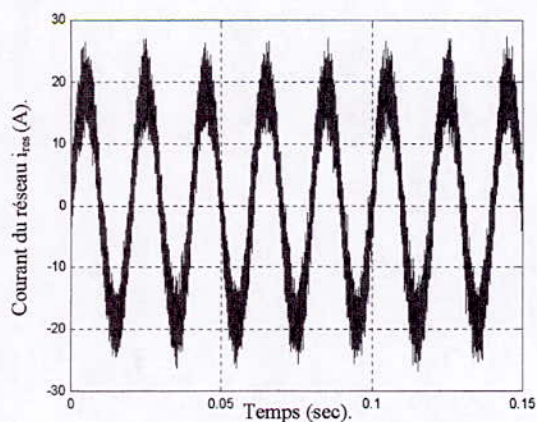
Régulateur du courant de réseau:

$G_e = 0.06$	$G_{\Delta e} = 0.000021$	$G_u = 0.05$
--------------	---------------------------	--------------

Régulateur du courant de charge:

$G_e = 0.1$	$G_{\Delta e} = 0.00002$	$G_u = 0.005$
-------------	--------------------------	---------------

Les résultats de la simulation sont présentés sur la figure (2.12).



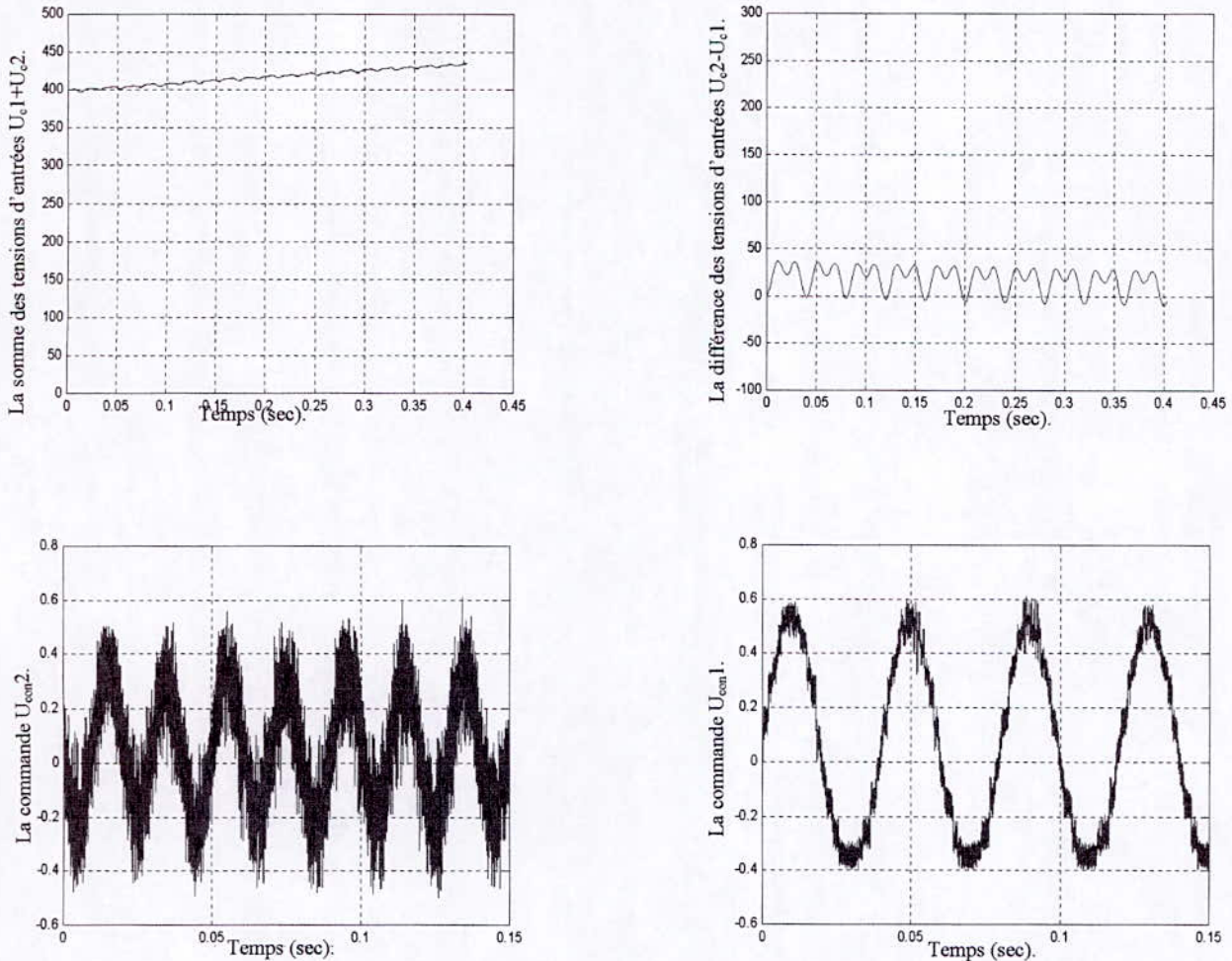


Fig.(2.12) : Résultats de simulation pour la détermination des régulateurs de la boucle interne (étape n°1).

B. Interprétation des résultats :

Les résultats précédents montrent bien que :

- La somme $U_{e1} + U_{e2}$ diverge, d'où la nécessité d'introduire une régulation de cette grandeur, afin de la maintenir constante.
- Le courant de charge suit bien sa référence.
- Le courant de réseau est sinusoïdal et en phase avec la tension de la source.

2.5.2.2. Réglage de toutes les boucles :

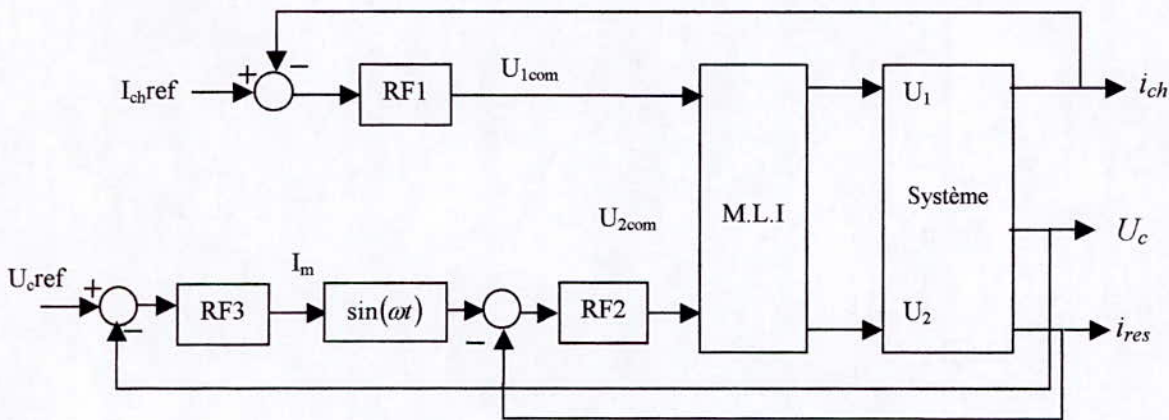
Pour maintenir les deux tensions U_{e1} et U_{e2} constantes, on doit réguler la boucle de tension, qui est une boucle de commande externe. D'où la nécessité d'introduire un troisième régulateur flou, figure (2.13). Pour raison de stabilité du système, on va limiter la commande de la boucle de tension. Donc on va introduire un régulateur flou avec limitation de la commande[4].

Dans cette étape, on va prendre :

- La période d'échantillonnage de la boucle de tension T_V égal à 20 ms.
- La période d'échantillonnage des boucles de courant égal à 0.01ms.
- La fréquence de commutation des interrupteurs égal à 10 KHz.

On impose un courant de charge sinusoïdal d'amplitude égale à 8 A, et de fréquence égale à 25 Hz.

La tension de référence $U_{cref} = 200V$. Donc la somme des tensions d'entrées $U_{c1} + U_{c2}$ doit être maintenue à 400V.



Fig(2.13) : Structure de commande.

A. Résultats de simulation :

A.1. Mamdani 9 règles :

Nous avons utilisé un régulateur flou de Mamdani de 3 classes. Avec des fonctions d'appartenance triangulaires.

Pour le régulateur du courant de charge, on a utilisé :

$$G_e = -5 \quad G_{\Delta e} = 0.5 \quad G_u = 0.9$$

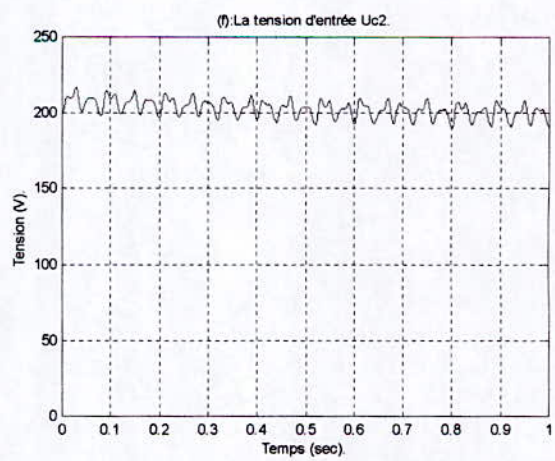
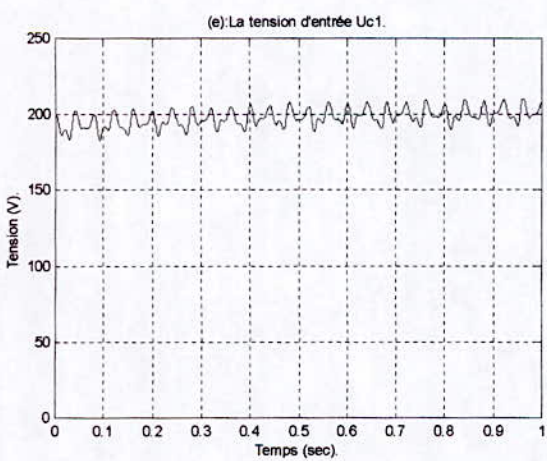
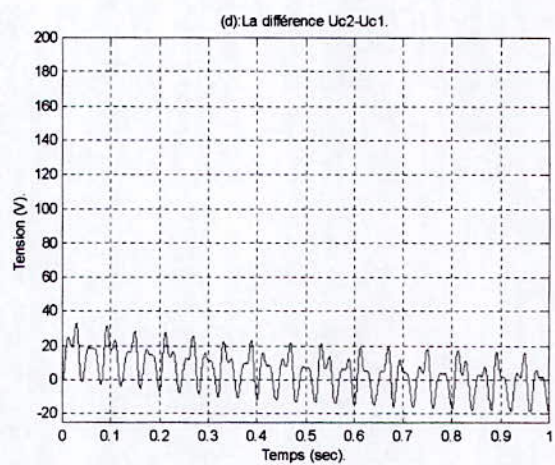
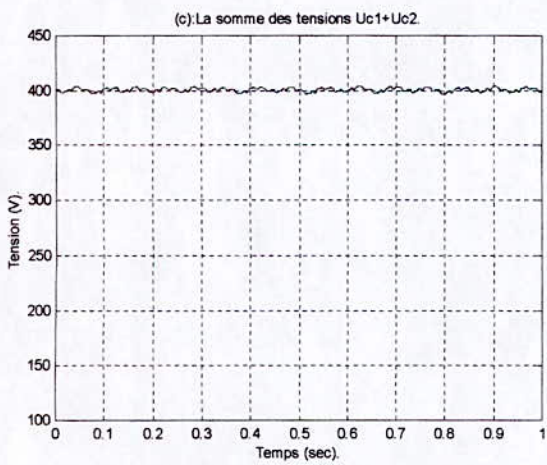
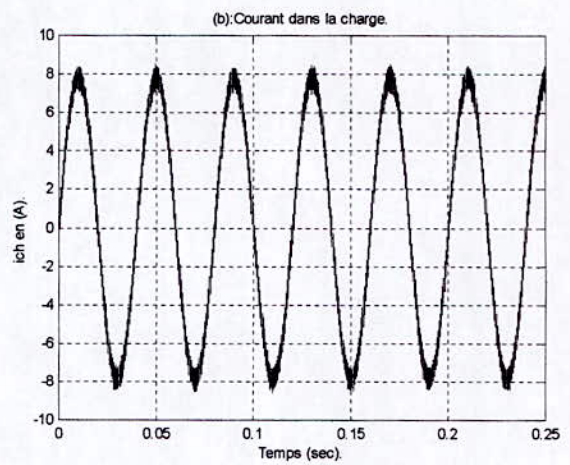
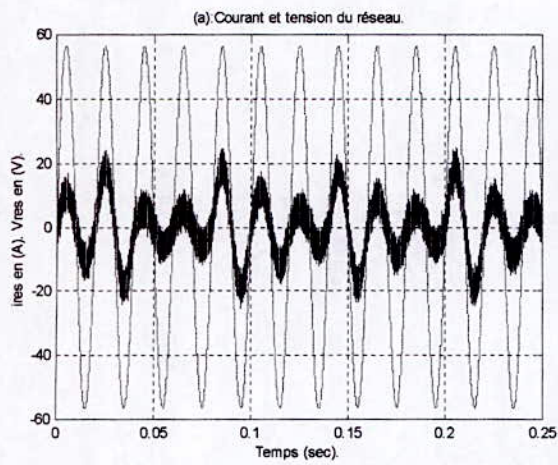
Pour le régulateur du courant de réseau, on a utilisé :

$$G_e = 1 \quad G_{\Delta e} = 1 \quad G_u = 0.5$$

Pour le régulateur de la tension U_c , on a utilisé :

$$G_e = 1 \quad G_{\Delta e} = 1 \quad G_u = 0.05$$

Les résultats de simulation sont représentés sur la figure (2.14).



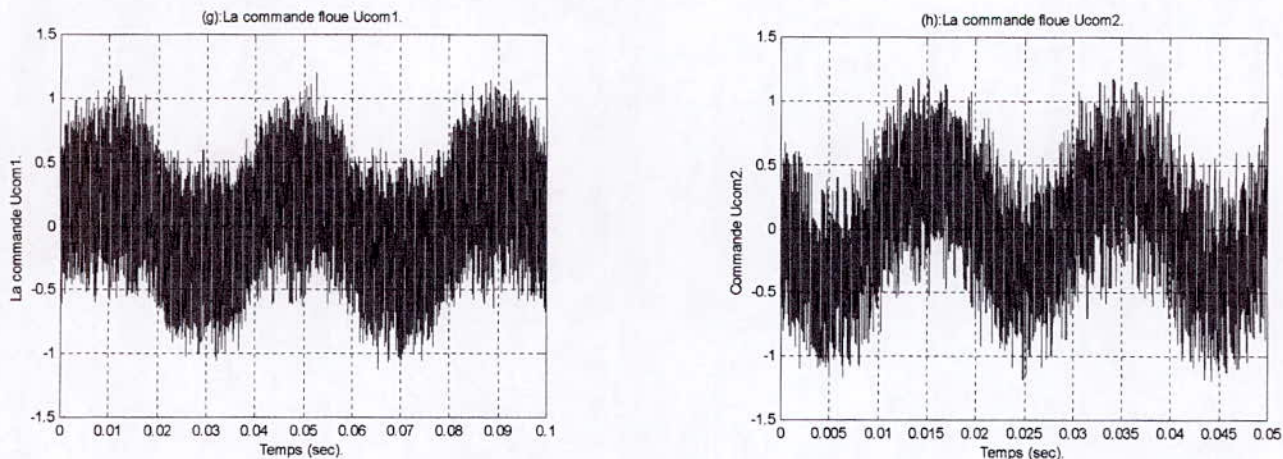


Fig.(2.14) : Résultats de simulation pour un fonctionnement nominal du convertisseur commandé par des régulateurs flous de Mamdani à 9 règles.

A.2. Mamdani à 25 règles :

Nous avons utilisé un régulateur flou de Mamdani de 5 classes. Avec des fonctions d'appartenances triangulaires.

Les gains d'adaptation sont les suivants :

Pour le régulateur du courant de charge on a utilisé :

$$G_e = 5 \qquad G_{\Delta e} = 0.5 \qquad G_u = 0.9$$

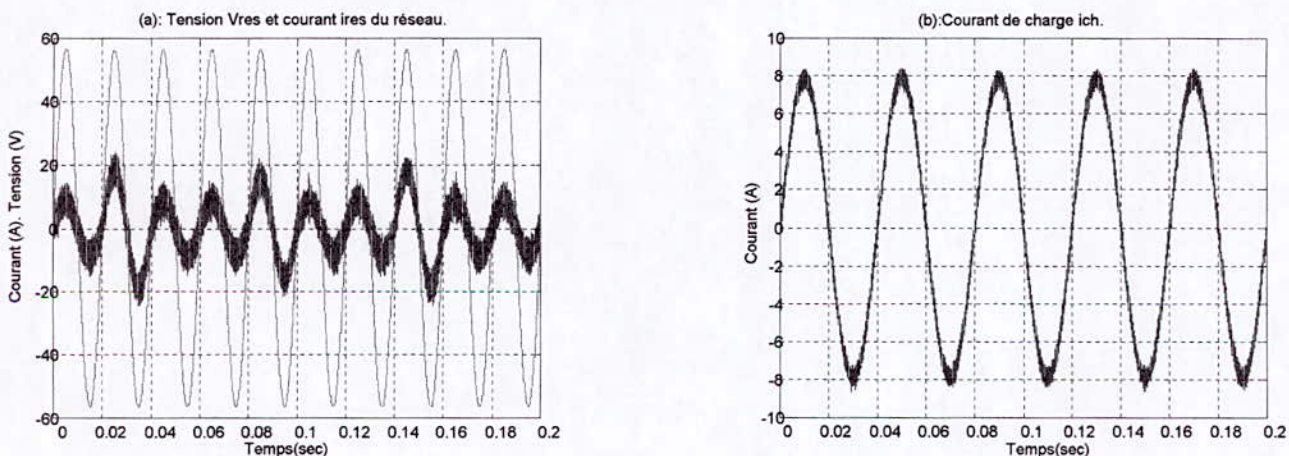
Pour le régulateur de courant de réseau on a utilisé :

$$G_e = 1 \qquad G_{\Delta e} = 1 \qquad G_u = 0.5$$

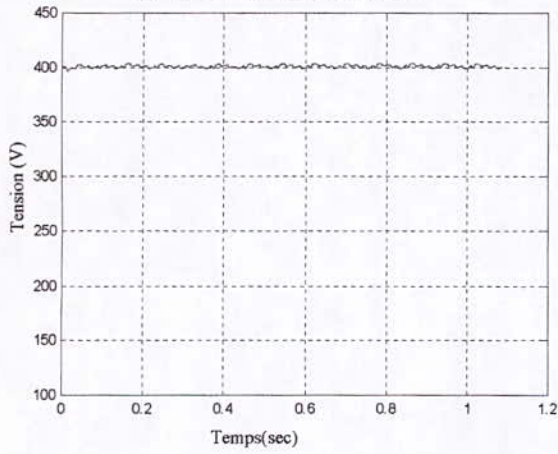
Pour le régulateur de la tension U_c on a utilisé :

$$G_e = 1 \qquad G_{\Delta e} = 1 \qquad G_u = 0.05$$

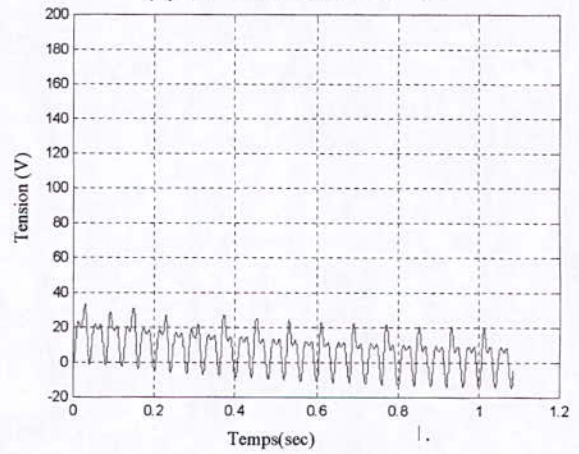
Les résultats de simulation sont représentés sur la figure suivante (2.15).



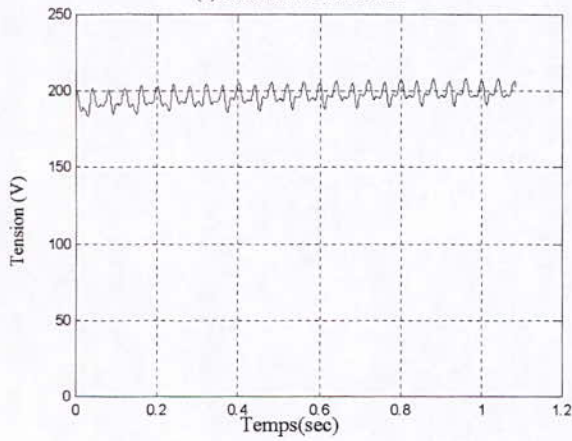
(c) : La somme des tensions $U_{c1}+U_{c2}$



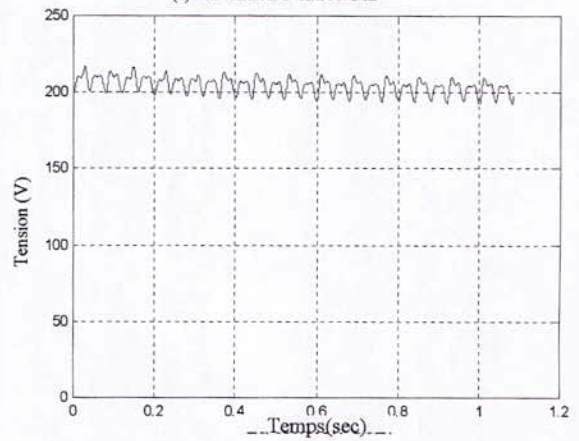
(d) : La différence des tensions $U_{c2}-U_{c1}$



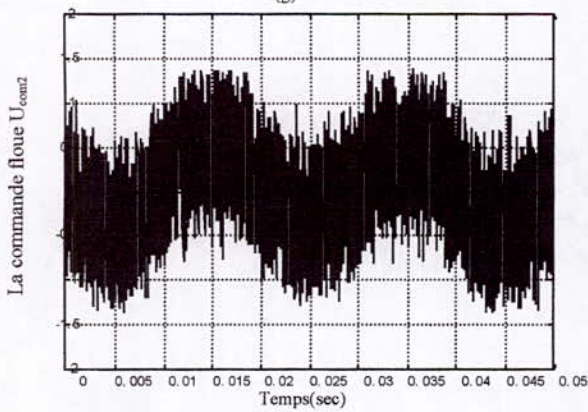
(e) : la tension d'entrée U_{c1}



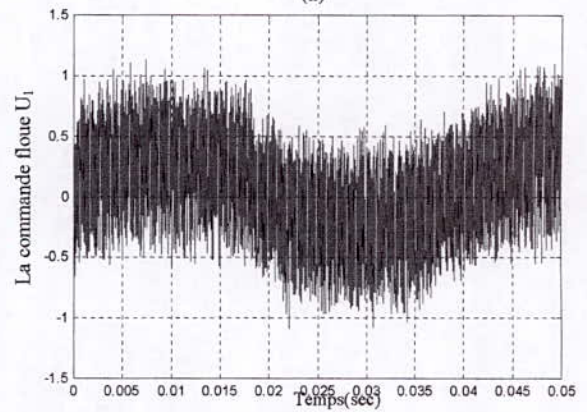
(f) : la tension d'entrée U_{c2}



(g)



(h)



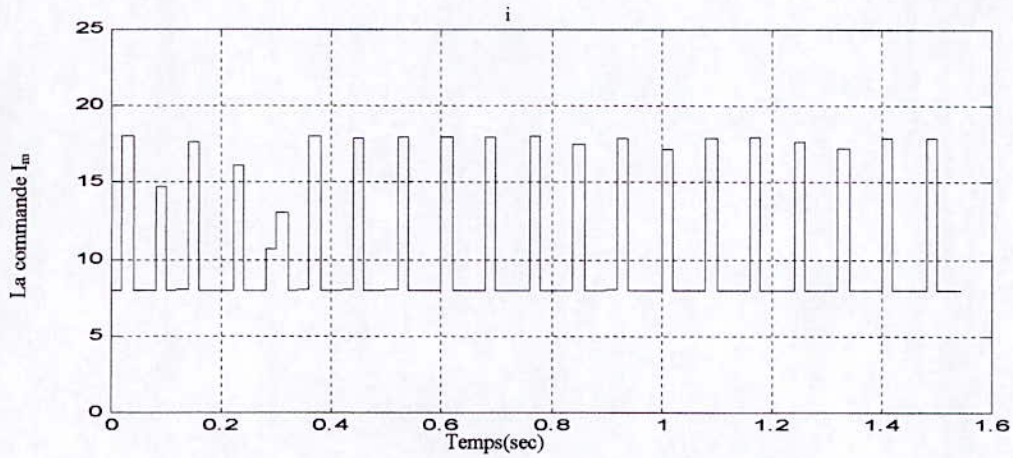
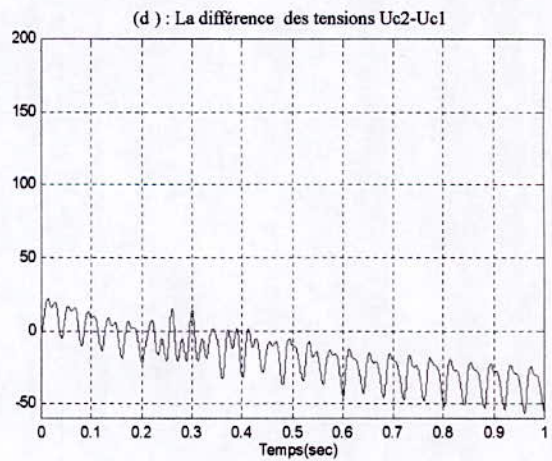
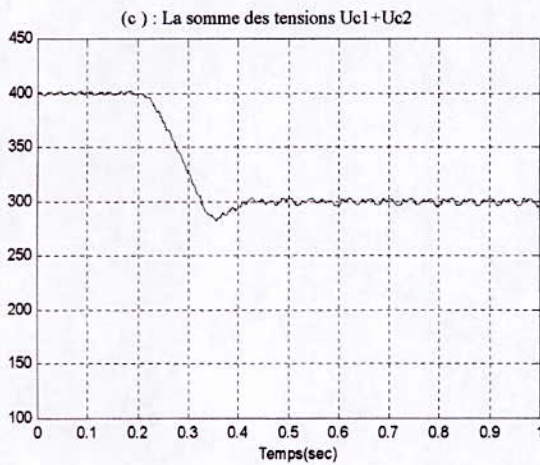
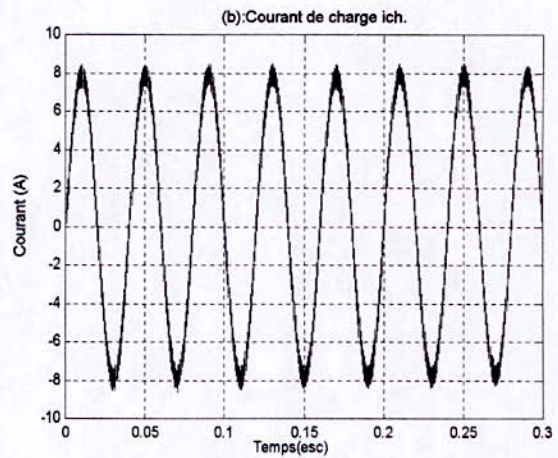
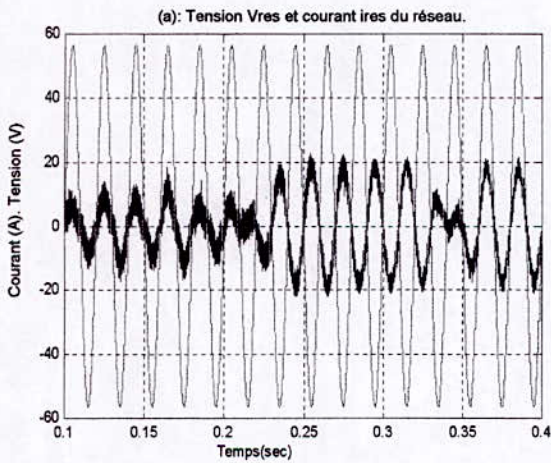


Fig.(2.15) : Résultats de simulation pour un fonctionnement nominal du convertisseur Commandé par des régulateurs flous de Mamdani à 25 règles.

A.3. Test de poursuite :



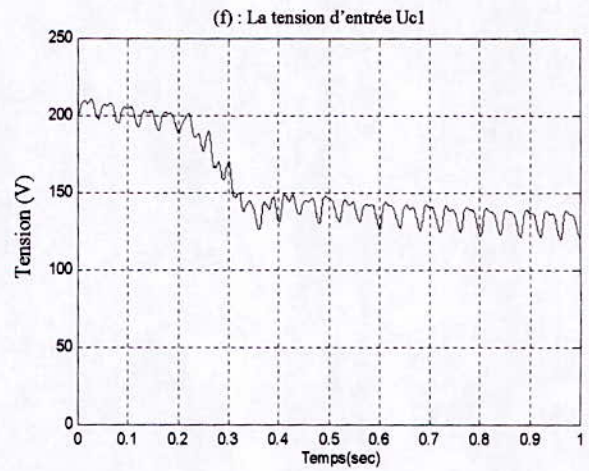
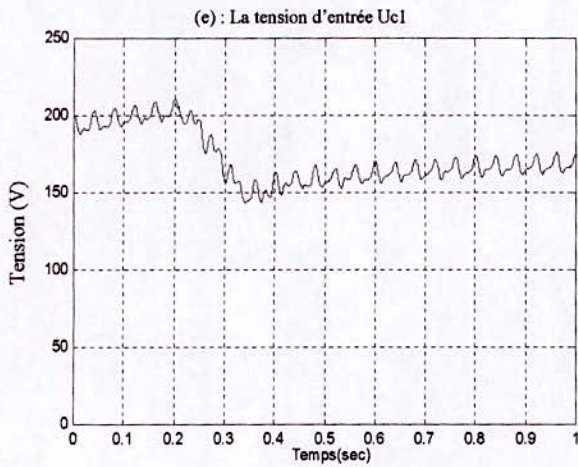
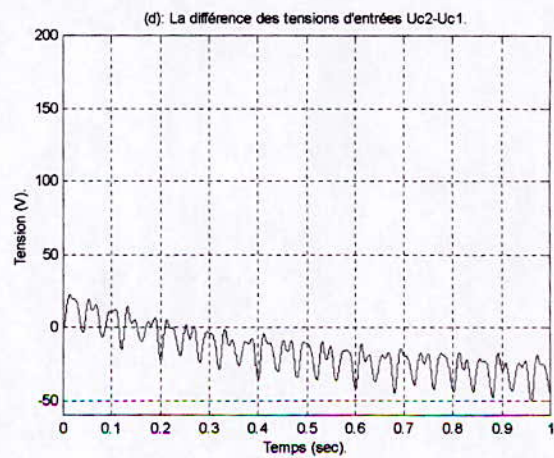
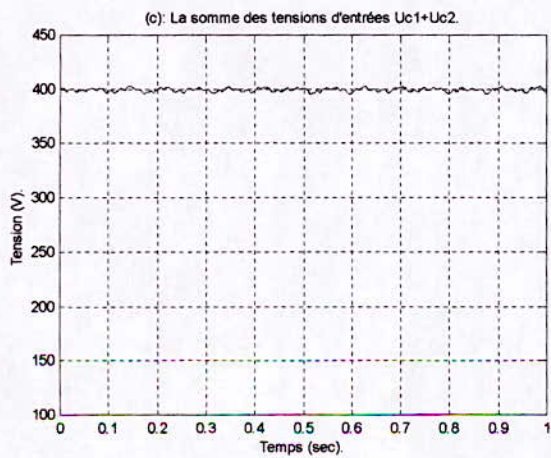
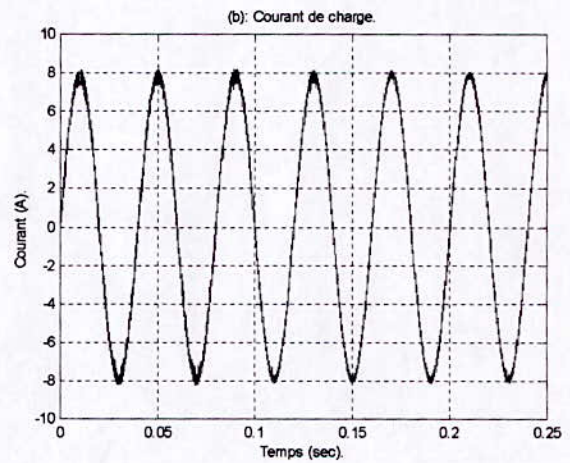
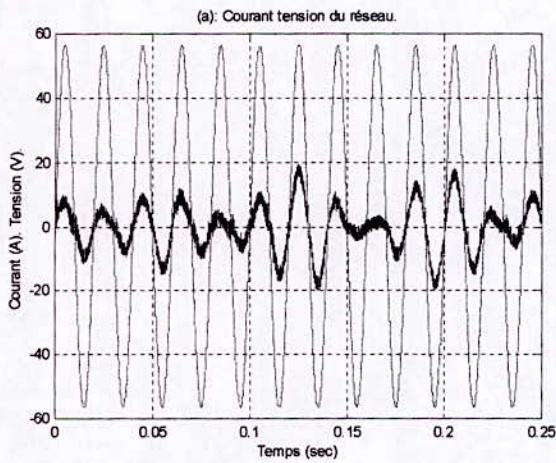


Fig.(2.17) : Résultat de simulation pour un changement de consigne sur la tension U_{ref} à $t=0.2$ sec.

A.4. Test de robustesse :



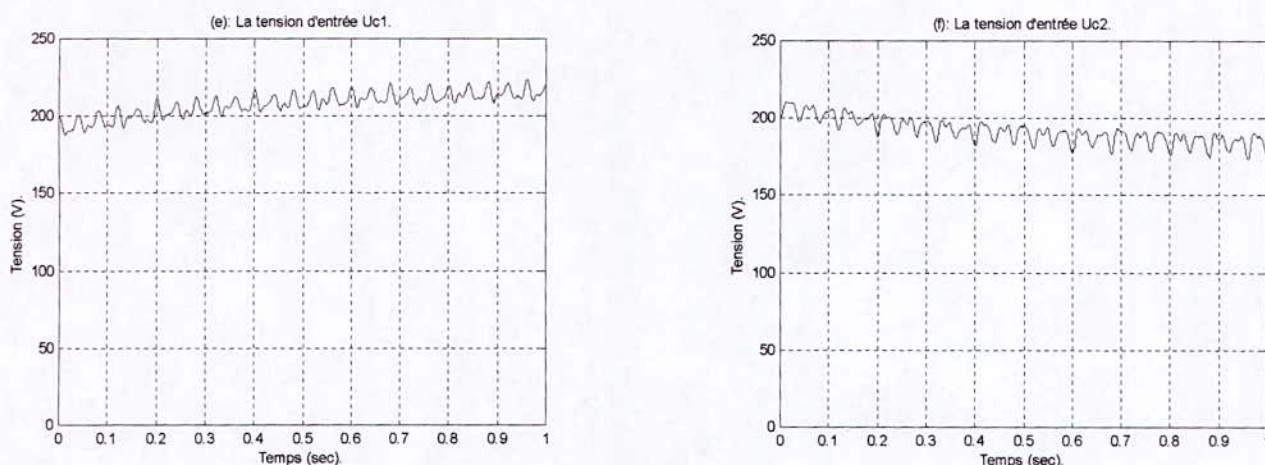


Fig.(2.18) : Résultats de simulation avec changement de 20% des paramètres du système à $t=0.2$ sec.

B. Interprétation des résultats :

- * On remarque que la somme des tensions $U_{c1}+U_{c2}$ est maintenue autour de 400v avec une précision de 1%.
- * Le courant de charge suit parfaitement la consigne, celle ci est noyée par la sortie i_{ch} .
- * Le courant du réseau I_{res} est bien sinusoïdal par période, en phase avec la tension V_{res} , d'amplitude admissible.
- * La différence $U_{c2}-U_{c1}$ varié entre -20v et+20v.

Dans la figure (1.15.i) on voit l'évolution de la commande I_m de la boucle de tension. Cette commande varie avec la somme $U_{c1}+U_{c2}$.

Si $U_{c1}+U_{c2}$ est supérieur à 400v, la valeur de I_m est diminuée pour permettre un écoulement d'énergie du condensateur vers le réseau.

Si $U_{c1}+U_{c2}$ est inférieur à 400v, la valeur de I_m est augmentée pour permettre un écoulement d'énergie du réseau vers les deux condensateurs.

Et du fait que I_m est maintenue constant pendant une période-pour avoir un courant sinusoïdal du coté réseau- on aura un dépassement de 1% sur la somme $U_{c1}+U_{c2}$.

2.6. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exposé la théorie de la logique floue tout en insistant sur l'application de cette théorie dans le vaste domaine de la commande des systèmes. Puis, on a cité la configuration d'un régulateur flou tout en détaillant chacun de ces composants.

Le choix d'un régulateur flou consiste à :

- Faire un choix judicieux des sous-ensembles flous.
- Associer à chaque sous-ensemble une fonction d'appartenance.
- Choisir le type de règle d'inférence et le modèle du raisonnement flou.
- Enfin, la stratégie de défuzzification

Bien que la régulation par logique floue n'exige pas la connaissance d'un modèle mathématique précis, la connaissance d'un expert demeure nécessaire pour améliorer les performances d'une telle régulation.

A partir des résultats obtenus, on peut dire que le réglage par logique floue permet l'obtention des résultats voulus, asservissement du courant de charge et le réglage de la somme des tensions U_{c1} et U_{c2} , la différence de ces deux tensions reste libre car nous n'avons pas une grandeur de commande qui nous permet de la régler.

chapitre III

chapitre III

*Commande
Neuro-floue du
convertisseur
Minimal*

Chapitre III

Commande neuro-floue du convertisseur AC/AC monophasé

3.1.Introduction :

Nous avons conclu dans le chapitre précédent que les méthodes de commande floue sont intéressantes. Ces méthodes sont non linéaires et elles procèdent par un raisonnement intuitif simple. Néanmoins, elles demandent un temps de calcul important lors de l'implémentation de telles commandes. En effet, des tâtonnements sont indispensables[12],[14].

Pour palier aux problèmes de synthèse des régulateurs flous, le régulateur neuro-flou fut introduit. Dans un système neuro flou, on cherche à juxtaposer des propriétés intéressantes de traitement de l'imprécis ou de l'incertain des systèmes flous, à des propriétés d'apprentissages des réseaux de neurones.

Dans ce chapitre, on va donner un bref aperçu sur les réseaux de neurones. Ensuite, on donnera la description et l'architecture d'un système flou à base d'apprentissage. Deux modèles seront présentés : le modèle de Mamdani et celui de Sugeno[5][13]. A la fin du chapitre, on appliquera le modèle flou de Sugeno à base d'apprentissage pour la commande du convertisseur AC/AC étudié.

3.2. Réseau de neurones :

Dû aux développements récents de la biologie moderne et des neuro-sciences, le scientifique ne peut rester à l'écart. D'où l'introduction de la notion de neurones artificiels dans plusieurs domaines tels que l'ingénierie, l'économie, la sociologie...

Les réseaux de neurones sont des modèles plus au moins inspirés du fonctionnement cérébral de l'être humain. Ils se basent principalement sur le concept des neurones [14].

Les applications en automatique sont fondamentalement reliées au concept d'apprentissage pour la synthèse d'une fonction de commande.

Dans cette partie, on va donner les notions de base sur les réseaux de neurones, tout en examinant les capacités d'approximations des fonctions que possèdent ces réseaux.

3.2.1. Neurone biologique :

Un neurone est une cellule particulière figure (3.1). Elle possède deux sortes d'extensions :

- * Axone : utiliser pour la distribution des signaux.
- * Dendrites : utilisés pour recevoir des signaux.

L'échange de signaux se fait au niveau des synapses. Ces derniers relient les dendrites d'un neurone aux axones des autres cellules.

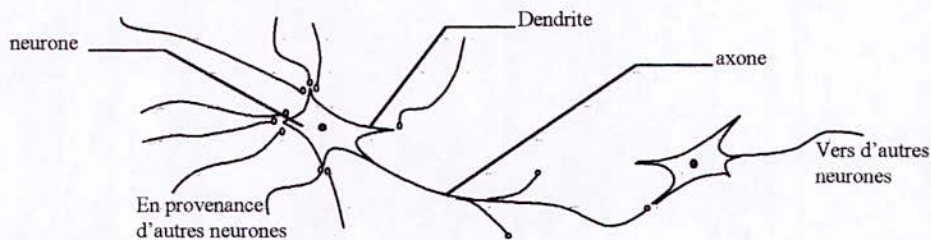


Fig.(3.1) : Schéma simplifié d'un neurone.

3.2.2. Neurone formel :

La première modélisation mathématique d'un neurone date de 1943 pour MAC CULOCK et PITTS. Dans ce modèle, les signaux provenant des autres cellules sont pondérés par l'intermédiaire des synapses. Le traitement de l'information se fait en trois étapes [4] :

- * Un pré-traitement effectuant la pondération des entrées.
- * Un opérateur de sommation qui élabore un potentiel n .

$$\text{tel que } n = \sum_i w_i \cdot x_i \quad (3.1)$$

- * Application d'une fonction d'activation qui détermine l'état de la cellule a , en fonction de son potentiel n .

$$\text{Tel que : } a = f(n) \quad (3.2)$$

Où f est une fonction appelée fonction d'activation du neurone qui prend les formes usuelles suivantes : fig.(3.2)

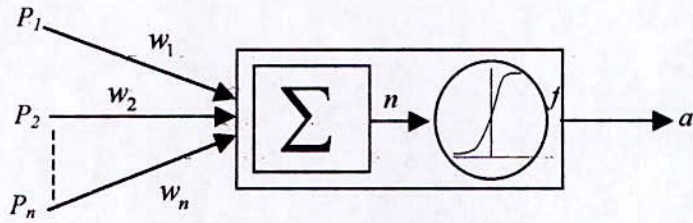


Fig.(3.2) : Neurone formel

a) Fonction unité : $f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$ (3.3)

b) Fonction sigmoïde, exemple : $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ (3.4)

c) Fonction tangente hyperbolique : $f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$ (3.5)

d) Fonction identité : $f(x) = x$ (3.6)

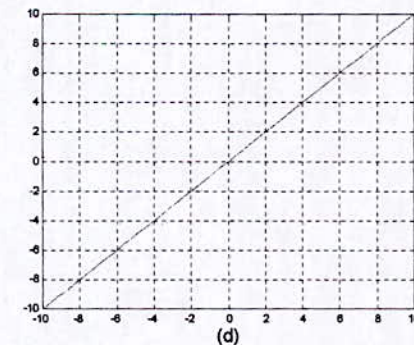
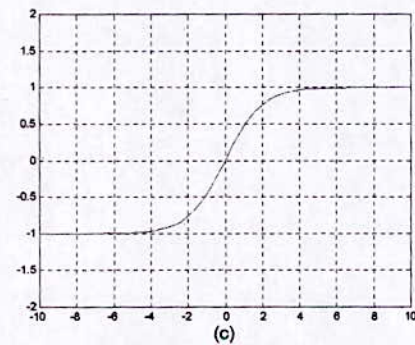
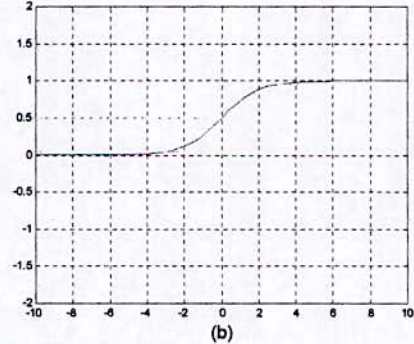
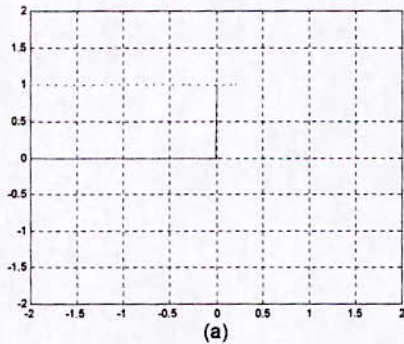


Fig.(3.3). Formes usuelles des fonctions d'activation des neurones.

3.2.3. Réseaux de neurones artificiels :

On distingue deux types de représentation classique :

3.2.3.1. Réseaux à couches :

Dans ce type, les nœuds d'une même couche ne sont pas reliés entre eux. Les signaux se propagent successivement d'une couche à la couche suivante, de la couche d'entrée à la couche de sortie. Figure (3.4).

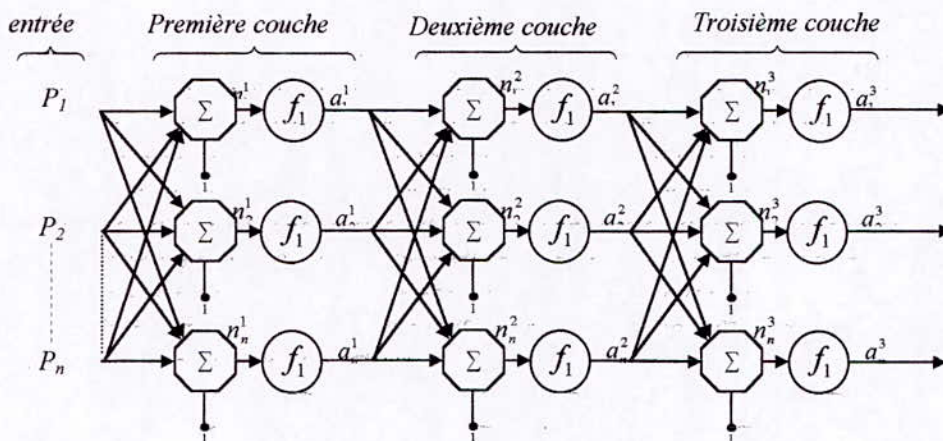


Fig.(3.4) : Structure d'un RNA multicouche.

3.2.3.2. Réseaux entièrement connectés :

Dans ce type, chaque neurone est connecté à tous les autres neurones, comme le montre la figure (3.5).

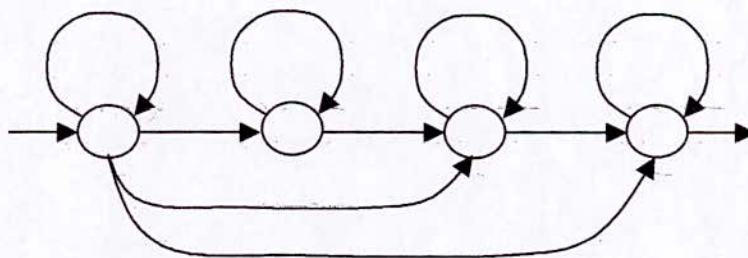


Fig.(3.5) : Structure d'un réseau entièrement connecté

3.2.4. Apprentissages des réseaux de neurones :

L'apprentissage est défini comme étant n'importe quel changement opéré dans la mémoire du réseau. Cette modification affecte les poids synaptiques.

$$\text{Apprentissage} \Leftrightarrow \frac{dw}{dt} \neq 0$$

L'apprentissage a comme objectif l'amélioration des performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées. Le mécanisme d'apprentissage diffère suivant la tâche pour laquelle ce réseau est utilisé.

Il existe deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. [11].

- **Apprentissage supervisé :**

Il se fait en présence d'un superviseur (*teacher*) qui dirige le comportement du réseau en lui présentant les couples d'entrées et de leurs sorties désirées.

Cet apprentissage se fait toujours par l'intermédiaire d'un critère à optimiser définissant les performances du réseau à chaque instant.

- **Apprentissage non supervisé :**

L'apprentissage non supervisé nécessite la présence des entrées seulement sans l'intervention d'un superviseur. Cet entraînement se fait sur la base d'informations locales existantes aux niveaux des neurones, et découvre les propriétés collectives qui existent entre les données sur la base desquelles le réseau doit s'organiser.

3.3. Analyse et description du système flou de Sugeno :

3.3.1. Introduction :

Dans ce paragraphe, on va étudier le modèle flou de Sugeno. Développé initialement par Sugeno et Takagi, ce modèle flou s'est introduit pour la modélisation et l'identification d'une large gamme de systèmes non linéaires [5].

Une règle typique dans le système flou de Sugeno est de la forme suivante :

$$R_i : \text{si } x_1 \text{ est } F_1^l \text{ et } x_2 \text{ est } F_2^l \dots \text{et } x_n \text{ est } F_n^l \text{ alors } y_i = f_i(x) \quad (3.7)$$

où :

$F_i^l, i = 1, n$ sont les sous-ensembles dans l'espace d'entrée U .

$f_i(x)$: est une fonction numérique de l'espace d'entrée vers l'espace de sortie.

$f_i(x)$ peut être n'importe quelle fonction décrivant convenablement le comportement du système à étudier.

En général $f_i(x)$ est une fonction polynomiale des variables d'entrées.

Si $f_i(x)$ est un polynôme d'ordre un, on a affaire donc à un système de Sugeno d'ordre un.

Si $f_i(x)$ est un polynôme d'ordre deux, on a affaire donc à un système de Sugeno d'ordre deux.

La sortie finale du système flou est obtenue par le calcul de la moyenne pondérée de chaque règle. De ce fait, l'étape de défuzzification est évitée. D'où la minimisation du temps de calcul.

Dans ce qui suit, on va calculer l'expression analytique de la sortie du système flou de Sugeno. Pour adapter les paramètres de ce système flou on utilise des algorithmes d'adaptation.

3.3.2. Architecture du système flou de Sugeno :

Soit x_1, x_2, \dots, x_n les entrées du système flou, y est sa sortie. Pour chaque entrée x_i , l'univers du discours U_i est subdivisé en m_i sous-ensembles flous F_i^j . De telle façon que : pour tout x_i de U_i il existe au moins un degré d'appartenance, $\mu_{F_i^j}(x_i) \neq 0$. Avec $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m_i$.

Donc, la base des règles du système flou comporte $M = \prod_{i=1}^n m_i$ règles de la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} R_l : \text{si } x_1 \text{ est } F_1^{l_1} \text{ et } \dots \text{ et } x_i \text{ est } F_i^{l_i} \dots \text{ et } x_n \text{ est } F_n^{l_n} \text{ alors } y_l(x) = a_0^l + a_1^l x_1 + \dots + a_n^l x_n \\ l = 1, \dots, M; \quad i = 1, \dots, n \quad \text{et} \quad l_i = 1, \dots, m_i. \end{array} \right. \quad (3.8)$$

Donc la base de connaissances comporte toutes les combinaisons possibles des ensembles flous des variables d'entrées.

La sortie finale est donnée par la relation suivante :

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M \mu_l y_l}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (3.9)$$

$$\text{Avec : } \mu_l = \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^{l_i}}(x_i) \quad ; \quad l_i = 1, \dots, m_i. \quad (3.10)$$

μ_l : représente le degré d'activation de la règle R_l .

Dans le cas où les paramètres des prémisses seraient fixés à priori par le concepteur, seuls les paramètres des conclusions sont ajustés. Donc, la sortie y prend la forme suivante :

$$y = W(x).A \quad (3.11)$$

Avec

$$A = [a_0^1 \quad a_1^1 \dots a_n^1, \quad a_0^2 \quad a_1^2 \dots a_n^2, \dots, a_0^M \quad a_1^M \dots a_n^M] \quad (3.12)$$

et

$$W(X) = [w_1 \quad w_1 x_1 \dots w_1 x_n, \dots, w_l \quad w_l x_1 \dots w_l x_n, \dots, w_M \quad w_M x_1 \dots w_M x_n] \quad (3.13)$$

En général, les fonctions d'appartenance caractérisants les ensembles flous F_i^j sont choisis parmi des fonctions gaussiennes définies par la relation :

$$\mu_{F_i^j}(x_i) = \exp(-0.5(\nu_i^j(x_i - c_i^j))) \quad (3.14)$$

Où c_i^j : la moyenne.

ν_i^j : l'inverse de la variance.

Le choix d'une telle fonction est justifié pour éviter la division par zéro lors de l'adaptation des paramètres.

La figure (3.6) montre le système flou de Sugeno à deux entrées et deux sous-ensembles flous pour chaque variable. Sous forme de réseau de neurone *feedforward*.

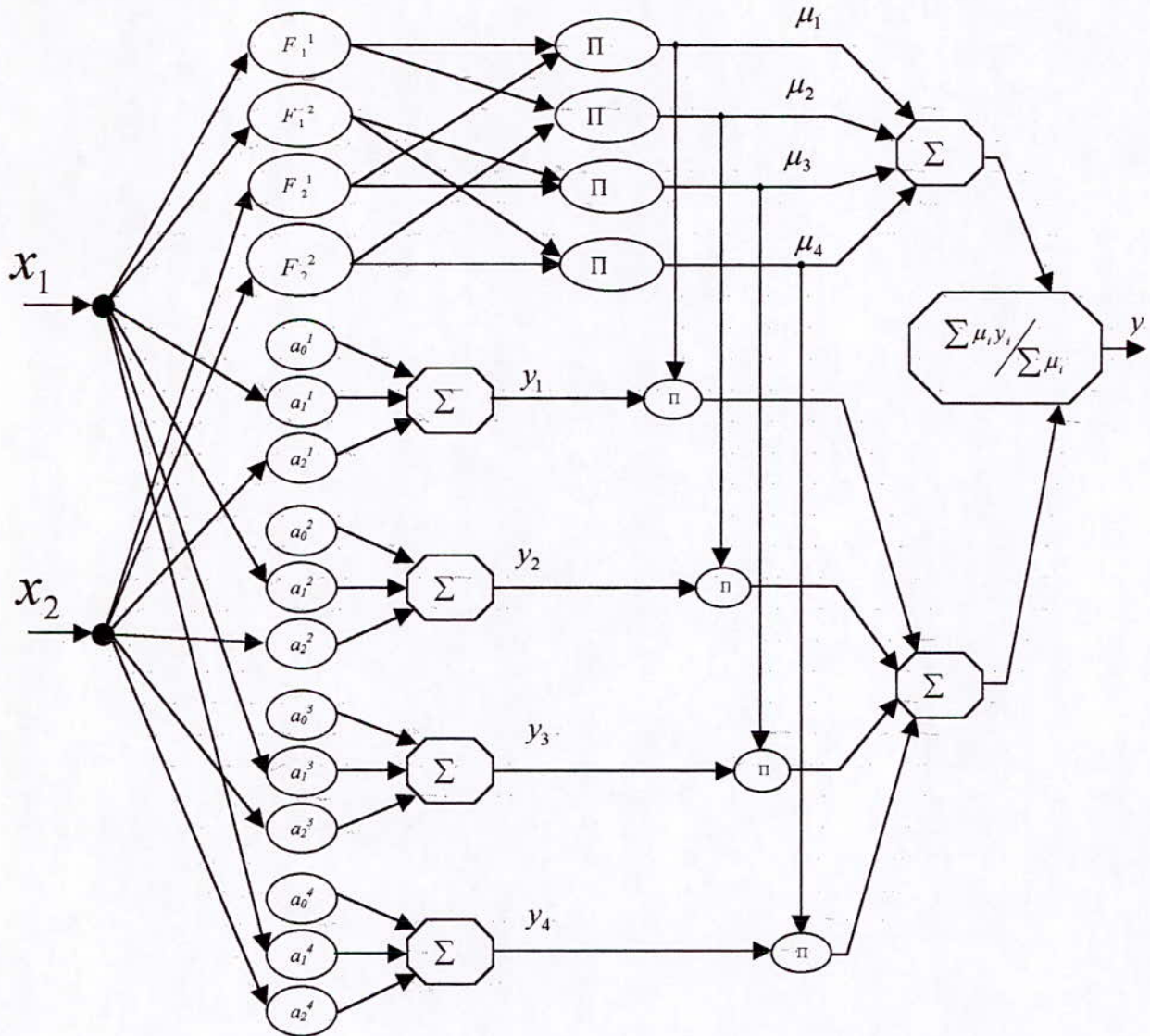


Fig.(3.6) : Schéma du réseau neuro-flou de Sugeno

3.3.3. Adaptation des paramètres du système flou de Sugeno :

La détermination des paramètres du système flou de Sugeno est la phase la plus délicate dans sa conception. Cette difficulté est due au nombre important des paramètres à adapter (paramètres des prémisses et des conclusions).

Dans le but de dépasser ces difficultés, des techniques d'optimisations et d'apprentissage ont été développées. Ainsi, l'introduction des réseaux de neurones a permis de résoudre le problème d'apprentissage afin d'élaborer des systèmes flous répondant à des critères de performances et d'optimisations[10].

Dans ce qui suit, on va citer quelques algorithmes d'apprentissages :

3.3.3.1. Algorithme d'apprentissage *Backpropagation* :

En 1974, Werbos a mis en œuvre les fondements mathématiques de cet algorithme. Il avait nommé 'the dynamic algorithm feed back'[11],[13].

En 1986, un groupe de chercheurs de l'université de Stanford aux Etats-Unis, l'ont appliqué sur les réseaux multicouches.

Dans cet algorithme, l'ajustement des poids d'une couche nécessite la connaissance des erreurs associées à chaque neurone de la couche suivante. Donc pour ajuster les poids des différentes couches, on commence de la dernière couche (pour laquelle les erreurs sont connues) vers la première. D'où vient l'appellation « Algorithme de rétro-propagation ».

Soit un système flou de Sugeno caractérisé par : $y = f(X, \theta)$, et par un ensemble de données entrées sorties $(X(k), y_d(k))$

Tel que θ : est le vecteur des paramètres (prémisses et conclusions).

L'objectif est de déterminer le vecteur de paramètres θ pour lequel la sortie du système approche mieux la sortie désirée $y_d(k)$.

Autrement dite : avoir $y_d(k) = y(x(k), \theta)$ en minimisant le critère :

$$J = \frac{1}{2} \sum (f(x(k), \theta) - y(k))^2 \quad (3.15)$$

L'algorithme de back-propagation est donné par :

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \lambda \frac{\partial J}{\partial \theta} \quad (3.16)$$

$$\text{avec : } \frac{\partial J}{\partial \theta} = \frac{\partial J}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \theta} \quad (3.17)$$

λ : constante positive

Cet algorithme est appelé : Algorithme de back propagation du gradient. Il a l'inconvénient d'être lent et peut être piégé par des minimums locaux.

3.3.3.2. Algorithme hybride :

Cette classe d'algorithmes combine entre la méthode des moindres carrées et la méthode du gradient. Il existe deux méthodes :

- Méthode du gradient avec un passage par la méthode des moindres carrées :

On commence l'ajustement des paramètres de la conclusion par la méthode des moindres carrées, pour avoir une bonne initialisation. En suite, tous les paramètres sont ajustés par la méthode du gradient.

- Méthode hybride :

Dans cette méthode, les paramètres des prémisses sont adaptés par la méthode du gradient, et ceux des conclusions par la méthode des moindres carrées.

3.3.3.3 Algorithmes basés sur le filtre de Kalman étendu :

Les algorithmes basés sur le filtre de Kalman étendu ont été récemment introduits pour estimer les paramètres internes des réseaux de neurones[13]. En effet, ceux sont des algorithmes d'entraînement fonctionnant en ligne, où les paramètres sont ajustés immédiatement après la présentation de chaque exemple d'entraînement.

Considérons un système flou caractérisé par un vecteur de paramètre θ . Soit un ensemble de données entrée-sortie $(x(k), d(k))$. Notre objectif est de trouver les valeurs du vecteur θ pour que la sortie du système flou approche le mieux possible la sortie désirée $d(k)$;

c'est-à-dire pour avoir $d(k) = y(x(k), \theta)$. L'approche du filtre de Kalman étendu consiste à linéariser tout le système flou autour du vecteur estimé $\hat{\theta}$. Ceci revient à écrire :

$$\left\{ \begin{array}{l} d(k) = y(x(k), \hat{\theta}(k-1)) + \psi^T(k) \cdot (\theta - \hat{\theta}(k-1)) \end{array} \right. \quad (3.18)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \psi(k) = \frac{\partial y(x(k), \theta)}{\partial \theta} \end{array} \right. \quad (3.19)$$

En posant :

$$z(k) = \psi^T(k) \cdot \theta \quad (3.20)$$

L'équation (3.20) devient :

$$z(k) = d(k) - y(x(k), \hat{\theta}(k-1)) + \psi^T(k) \cdot \hat{\theta}(k-1) \quad (3.21)$$

Nous sommes ainsi ramenés au problème d'estimation récursif de l'état du système linéaire constitué de l'équation d'état (3.20) et de l'équation de mesure (3.21). La forme générale, bien connue, de la solution est :

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k) \cdot \psi(k) \cdot \{z(k) - \psi^T(k) \cdot \hat{\theta}(k-1)\} \quad (3.22)$$

En remplaçant $z(k)$ par son expression, nous aboutissons à l'algorithme d'estimation des paramètres θ donné par la relation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k) \cdot \psi(k) \cdot e(k) \\ e(k) = d(k) - y(x(k), \hat{\theta}(k-1)) \end{array} \right. \quad (3.23)$$

Où $P(k)$ est le gain de l'algorithme d'estimation. Les différentes méthodes d'identification récursives citées dans la littérature se distinguent essentiellement par le choix de ce gain, qui dans tous les cas, doit être pris égal à une matrice positive. Les méthodes les plus souvent utilisées sont : la méthode du gradient simple, la méthode du gradient modifié et la méthode des moindres carrés récursifs.

- **Méthode du gradient simple :**

C'est la méthode la plus simple à mettre en œuvre. Le gain $P(k)$ est choisi égale au produit d'un gain scalaire par la matrice identité :

$$P(k) = \alpha \cdot I, \quad \alpha > 0 \quad (2.24)$$

- **Méthode du gradient modifiée :**

Dans cette méthode, le gain $P(k)$ est choisi variable, il est donné par la relation suivante :

$$P(k) = \frac{\alpha_1}{\alpha_2 + \psi^T(k) \cdot \psi(k)}, \quad \alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0 \quad (3.25)$$

• **Méthode des moindres carrés récursifs :**

Dans ce cas, le gain d'estimation $P(k)$ est donné par la relation récursive suivante :

$$P(k) = P(k-1) + \frac{\psi(k) \cdot P(k-1) \cdot \psi^T(k)}{1 + \psi^T(k) \cdot P(k-1) \cdot \psi(k)} \quad (3.26)$$

Avec $P(0) = \alpha \cdot I$ où $\alpha > 0$.

Nous remarquons que ces méthodes nécessitent le calcul du gradient $\psi = \frac{\partial y}{\partial \theta}$.

Dans un système flou de Sugeno, nous avons $\theta = [c \ v \ a]^T$, donc :

$$\frac{\partial y}{\partial \theta} = \left[\frac{\partial y}{\partial c} \quad \frac{\partial y}{\partial v} \quad \frac{\partial y}{\partial a} \right]^T \quad (3.27)$$

En utilisant l'expression de la sortie du système flou donnée par l'équation (3.9), il vient :

$$\frac{\partial y}{\partial c_i^j} = \sum_{k \in I_{c_i^j}} \frac{\partial y}{\partial \mu_k} \frac{\partial \mu_k}{\partial \mu_{F_i^j}} \frac{\partial \mu_{F_i^j}}{\partial c_i^j} \quad (3.28)$$

Où $I_{c_i^j}$: est l'ensemble des indices (l) des règles floues (R_l) dont lesquelles apparaît l'ensemble flou F_i^j

$$\frac{\partial y}{\partial \mu_k} = \frac{y_k - y}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (3.29)$$

$$\frac{\partial \mu_k}{\partial \mu_{F_i^j}} = \prod_{l=1, l \neq i}^M \mu_{F_l^j}(x_l) \quad (3.30)$$

Pour une fonction d'appartenance gaussienne (3.14), on a :

$$\frac{\partial \mu_{F_i^j}}{\partial c_i^j} = v_i^{j^2} \cdot (x_i - c_i^j) \cdot \mu_{F_i^j}(x_i) \quad (3.31)$$

Après calcul, il vient :

$$\frac{\partial y}{\partial c_i^j} = \frac{v_i^{j^2} \cdot (x_i - c_i^j) \sum_{k \in I_{c_i^j}} \mu_k (y_k - y)}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (3.32)$$

De la même manière, on trouve :

$$\frac{\partial y}{\partial v_i^j} = \frac{-v_i^j \cdot (x_i - c_i^j)^2 \sum_{k \in I_{c_i^j}} \mu_k (y_k - y)}{\sum_{l=1}^M \mu_l} \quad (3.33)$$

Dans cette partie on va présenter deux structures de contrôleur neuro-flou :

- Méthode de Mamdani.
- Méthode de Sugeno.

Cette dernière sera utilisée pour la commande du convertisseur minimale.

3.4.1.Méthode de Mamdani :

Comme il est indiqué sur la figure (3.8), la représentation du système flou de Mamdani comporte cinq couches. Le système flou à « n » entrées, notées « x_i » Chaque univers d'entrée U_i est réparti en « p » sous-ensembles flous.

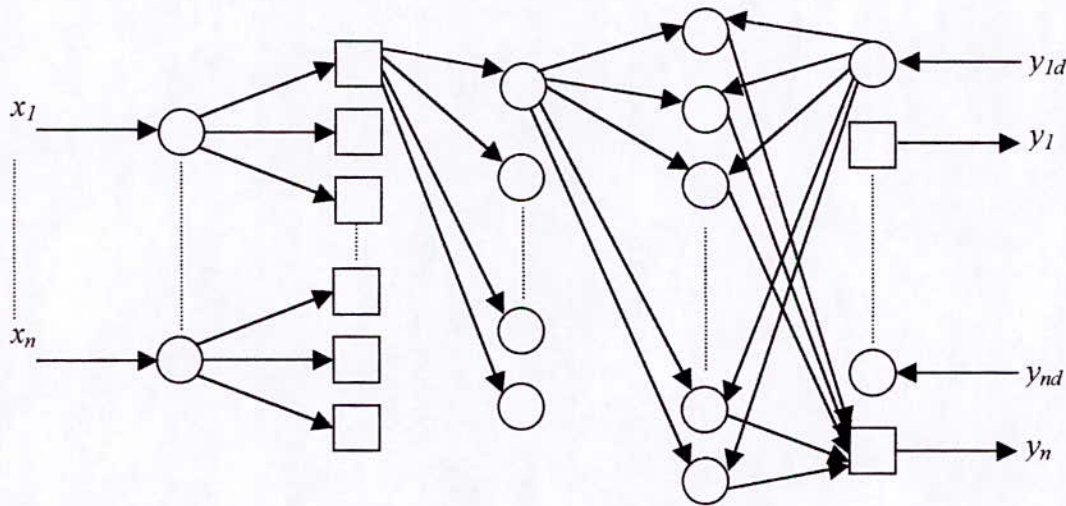


Fig.(3.8) : Système de règles floues sous forme d'un RNA (Mamdani).

- **Couche n°1 :**

Elle est formée de n nœuds fixe qui ont la même fonction d'activation qui est la fonction identité. d'où :

$$O_{1,i} = f_1^i(x_i) = x_i \quad (3.35)$$

Avec $O_{1,i}$: sortie du i^{eme} nœud de la 1^{ere} couche.

x_i : entrée du i^{eme} nœud de la 1^{ere} couche.

Il est à noter que cette couche permet la distribution de l'information.

- **Couche n°2 :**

Cette couche est constituée de $n \times p$ nœuds. Ces nœuds sont à paramètres ajustables. Ces paramètres apparaissent dans les fonctions d'appartenance associées aux sous-ensembles flous des prémisses. En général, chaque nœud a comme fonction d'activation, la fonction suivante :

$$f_2^j(x, m_j, \sigma_j) = \exp\left\{-\left(\frac{x - m_j}{\sigma_j}\right)^2\right\} \quad (3.36)$$

Les sorties de ces couches sont :

$$\begin{cases} O_{2i}^j = f_2^j(x_i, m_j, \sigma_j) \\ i = 1, \dots, n. \\ j = 1, \dots, p. \end{cases} \quad (3.37)$$

• **Couche n°3 :**

Elle est constituée de M nœuds fixe qui possèdent les fonctions :

$$f_3(x_1, x_2, \dots, x_n) = \min(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (3.38)$$

• **Couche n°4 :**

Elle est constituée de nœuds fixes possédant les fonctions suivantes :

$$y = f_4(x_1, x_2, \dots, x_n) = \min\left(1, \sum_{i=1}^n x_i\right) \quad (3.39)$$

Puisque cette couche sert aussi à l'apprentissage, elle reçoit des entrées de la couche n°5.

• **Couche n°5 :**

Elle possède deux types de nœuds :

- ◀ Des nœuds à paramètres variables qui réalisent la fonction de défuzzification. Dans le cas où la méthode du centre de masse serait utilisée, les fonctions d'activations de ces nœuds sont de la formes :

$$y = f_5(x_1, x_2, \dots, x_n, m_1, \dots, m_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n) = \frac{\sum_{i=1}^n m_i \sigma_i x_i}{\sum_{i=1}^n m_i \sigma_i} \quad (3.40)$$

- ◀ Des nœuds fixes qui servent à l'apprentissage. Ils reçoivent les sorties et les transmettent à la couche n°4. Ils possèdent la fonction :

$$y = f_5(y_d) = y_d \quad (3.41)$$

3.4.2.Méthode de Sugeno :

Pour simplifier, on utilise un système flou de Sugeno à deux entrées x et y et une sortie z . Un système flou de Sugeno du premier ordre typique prend la forme suivante :

$$\text{Règle1 : Si } x \text{ est } A_1 \text{ et } y \text{ est } B_1 \text{ alors } z_1 = a_1 x + b_1 y + c_1$$

$$\text{Règle2 : Si } x \text{ est } A_2 \text{ et } y \text{ est } B_2 \text{ alors } z_2 = a_2 x + b_2 y + c_2$$

La figure (3.9) illustre l'architecture en RNA de ce modèle flou de Sugeno[5].

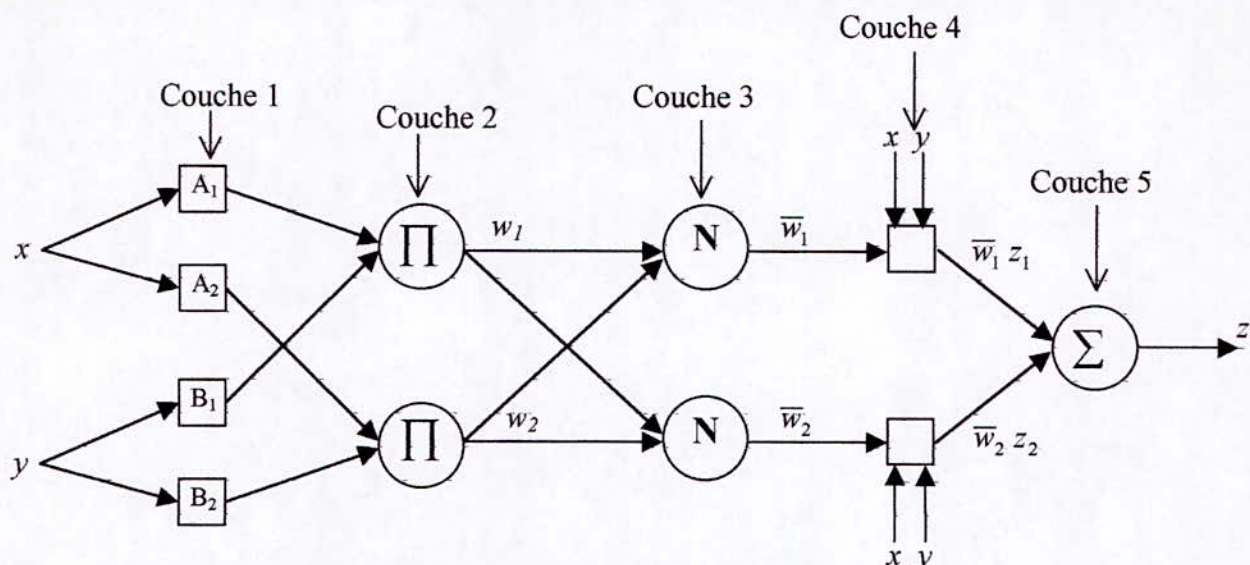


Fig.(3.9) : système de règles floues sous forme d'un RNA (Sugeno).

• **Couche n°1 :**

Chaque nœud de cette couche est à paramètres adaptatifs. Les sorties sont données par :

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ pour } i=1,2. \text{ ou} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ pour } i=3,4. \end{aligned} \quad (3.42)$$

Tel que x et y sont les entrées, et A_i, B_i sont les ensembles flous associés à x et y .

A_i, B_i peuvent être caractérisés par la fonction gaussienne donnée par (3.14).

• **Couche n°2 :**

Chaque nœud de cette couche est fixe, nommé Π . Elle réalise l'opération du produit des entrées.

D'où les sorties de cette couche sont :

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i=1,2. \quad (3.43)$$

• **Couche n°3 :**

Chaque nœud de cette couche est un nœud fixe, nommé N .

Le i^{eme} nœud calcule le poids associé à la i^{eme} règle. Les sorties de cette couche sont :

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1,2. \quad (3.44)$$

• **Couche n°4 :**

Chaque nœud de cette couche est un nœud à paramètres adaptatif, de fonction d'activation :

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \cdot z_i = \bar{w}_i \cdot (a_i x + b_i y + c_i) \quad (3.45)$$

Avec \bar{w}_i est la sortie de la couche n°3. Et $\{a_i, b_i, c_i\}$ sont les paramètres de la conséquence.

• **Couche n°5 :**

C'est une couche composée d'un seul nœud nommé Σ . Ce nœud somme toutes les sorties de la couche n°4. D'où la sortie finale du réseau est :

$$O_{5,1} = \sum \bar{w}_i \cdot z_i \quad (3.46)$$

Ainsi, on a construit un réseau de neurone adaptatif qui a exactement la même fonction qu'un modèle flou de Sugeno.

3.5. Application de la commande neuro-floue sur le convertisseur AC/AC :

Dans cette partie, on va tout d'abord synthétiser les régulateurs neuro-flous du type Sugeno. Ensuite, on va les appliquer pour la commande du convertisseur AC/AC monophasé.

Une règle typique dans le système flou de Sugeno est donnée par l'équation (3.7). Dans ces règles, seules les paramètres des conclusions qui sont ajustés. En effet, ceux des prémisses sont choisis à priori comme le montre la figure (3.10).

Si le nombre de fonctions d'appartenances de chaque entrée est égal à 3, on aura un système flou de Sugeno à 9 règles. Donc, on doit identifier 27 paramètres pour chaque régulateur.

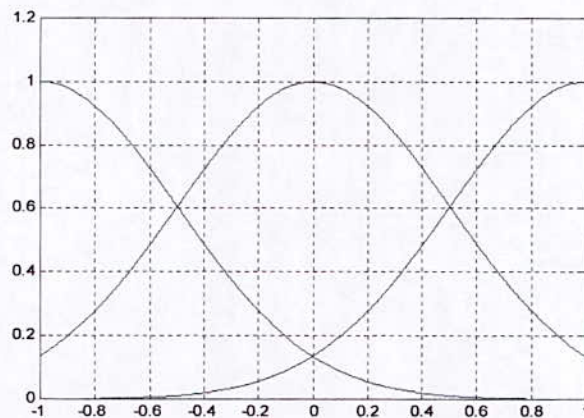


Fig.(3.10) : Les fonctions d'appartenances des entrées.

Les fichiers d'entrées/sorties utilisés, pendant l'ajustement des paramètres, sont formés à partir du résultats du chapitre précédent.

3.5.1. Résultats de simulation :

- **Apprentissage** : L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme du gradient modifié basé sur le filtre de Kalman étendue. Le critère à minimiser est la somme des erreurs quadratique sur tout l'horizon. Les résultats sont donnés sur le tableau (3.1).

Règles	θ	a_i	b_i	c_i
Courant de charge	1	0	0.8123	-0.6155
	2	0	-0.0266	-0.2346
	3	0	-1.5481	-1.5506
	4	0	0.5662	-0.3809
	5	0	0.2306	-0.0068
	6	0	0.5995	0.5841
	7	0	-0.6848	0.88290
	8	0	0.0192	0.2166
	9	0	0.2882	0.2867
Courant de réseau	1	1.4163	0.9979	0.9798
	2	1.2314	1.0193	0.8547
	3	2.2938	1.1447	1.1223
	4	2.0922	1.7098	0.125
	5	1.2438	1.0802	-0.3321
	6	1.7101	0.8827	0.7171
	7	2.3079	2.224	-0.2469
	8	1.1705	1.0556	0.5591
	9	0.952	0.1867	0.1635
Boucle de tension	1	-2.2994e-007	0.0142	0.0009
	2	-3.1119e-008	0.0114	-0.0170
	3	-7.714e-011	0.0098	0.00429
	4	-7.8624e-006	0.0179	0.0022
	5	-1.0641e-006	0.0114	-0.0013
	6	-2.6376e-009	0.0108	0.0064
	7	-4.9240e-006	0.0118	0.0091
	8	-6.6639e-007	0.0099	0.0134
	9	-1.652e-009	0.0079	0.0085

Tableau (3.1) : Tableau donnant les valeurs des paramètres de la conclusion θ

- **Simulation :**

Nous remplaçons les régulateurs de type Mamdani par ceux du type Segeno dans la chaîne de commande représenté à la figure (2.9).

Les résultats de simulation avec les différents sont représentés sur les figures suivantes (3.11), (3.12) et (3.13).

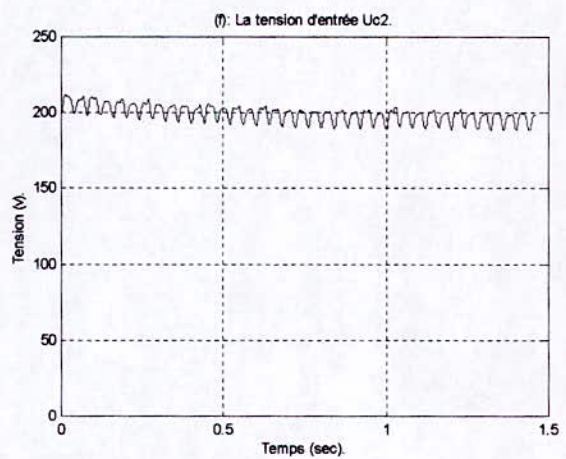
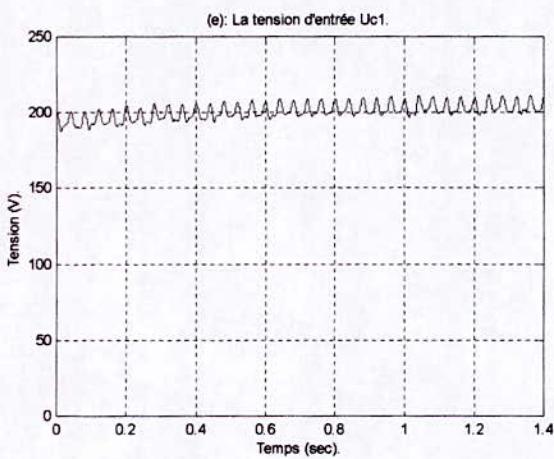
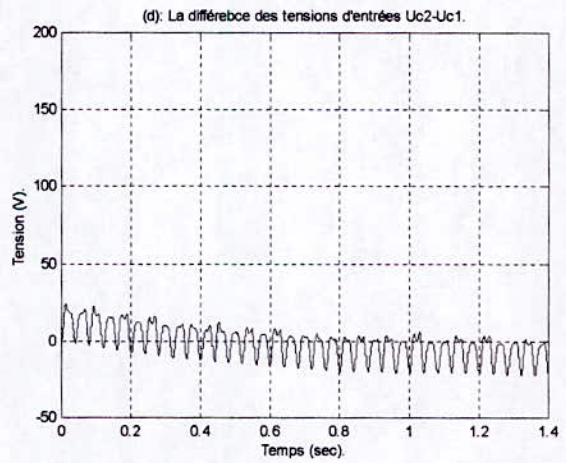
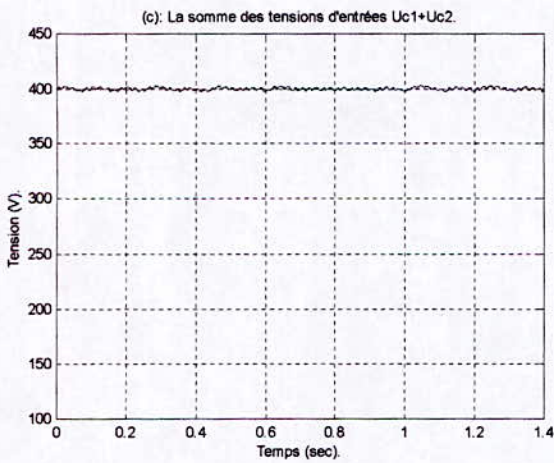
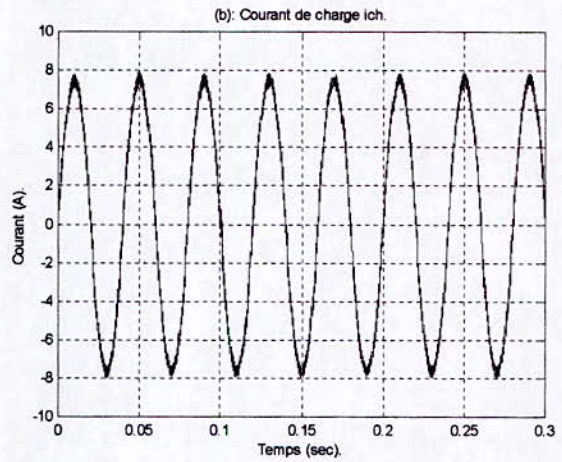
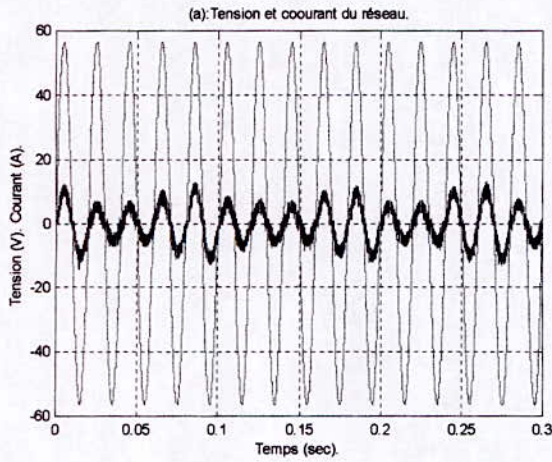


Fig.(3.11.a) : Résultats de simulation avec les paramètres nominaux du système et avec la consigne $i_{ch} = 8 \times \sin(2 \pi \cdot 25 \cdot t)$ et $T_v = 20ms$. (Régulateurs neuro-flous).

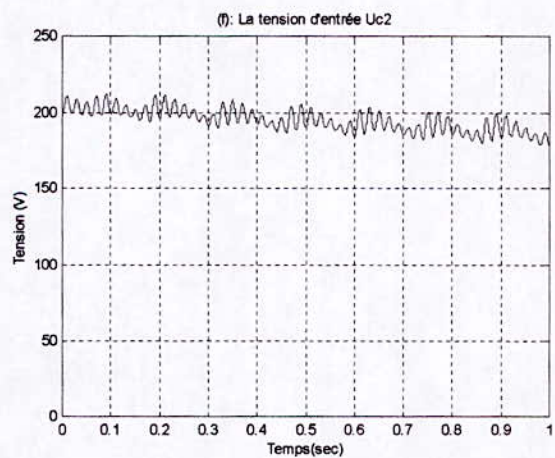
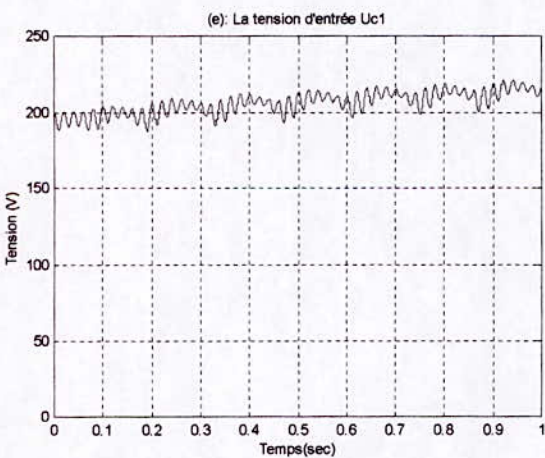
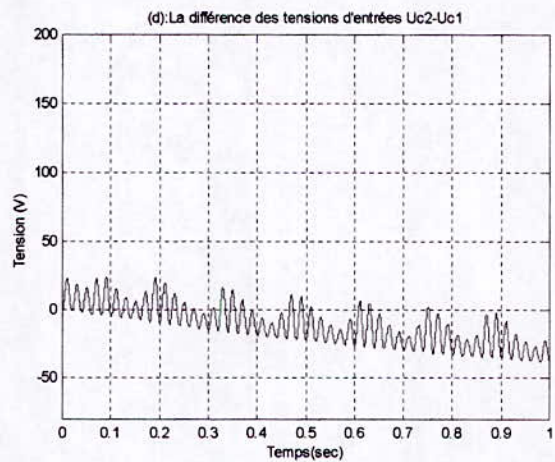
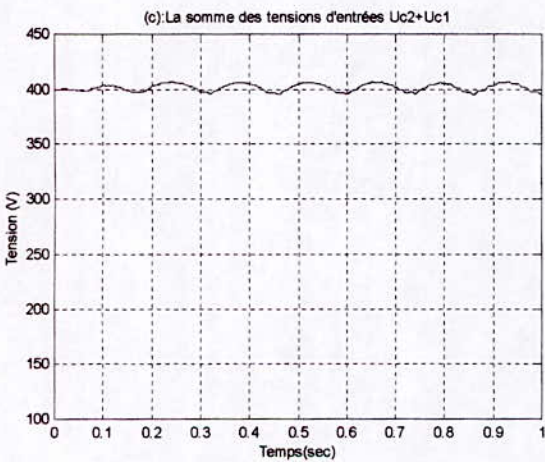
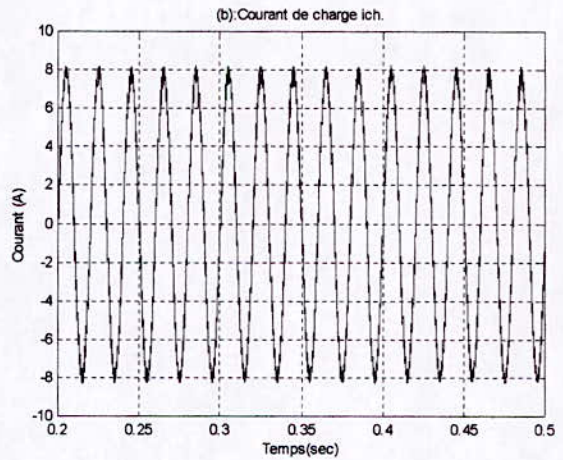
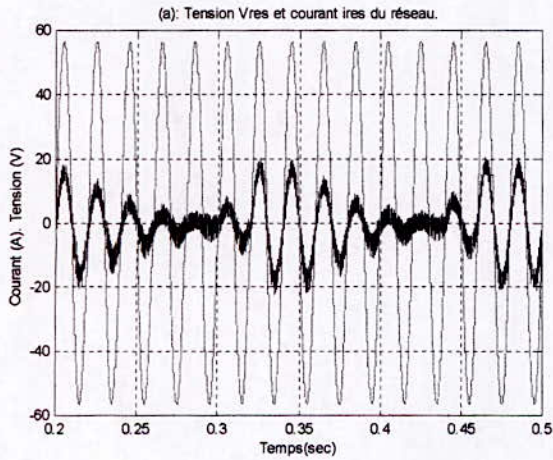


Fig.(3.11.b) : Résultats de simulation avec les paramètres nominaux du système et avec la consigne $i_{ch} = 8 \times \sin(2 \pi \cdot 50 \cdot t)$ et $T_v = 20ms$. (Régulateurs neuro-flous).

a) Influence du pas d'échantillonnage T_v sur les qualités du réglage :

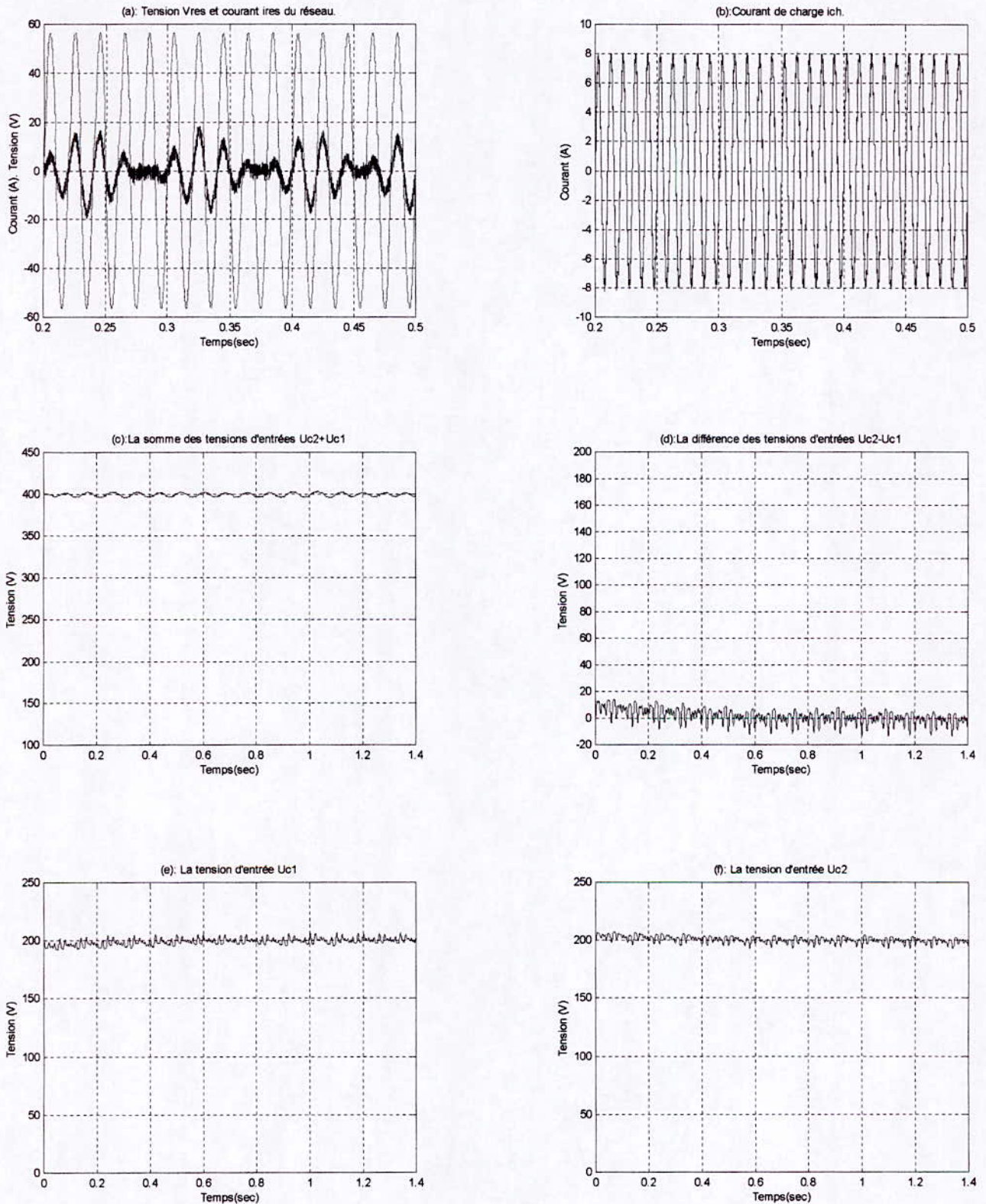


Fig. (3.12.a) : Résultats de simulation avec les paramètres nominaux du système et avec la consigne $i_{ch} = 8 \times \sin(2\pi \times 100t)$ et avec $T_v = 2$ ms. (Régulateurs neuro-flous).

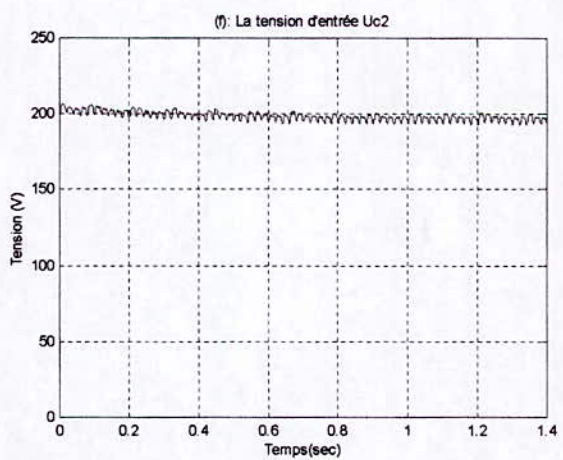
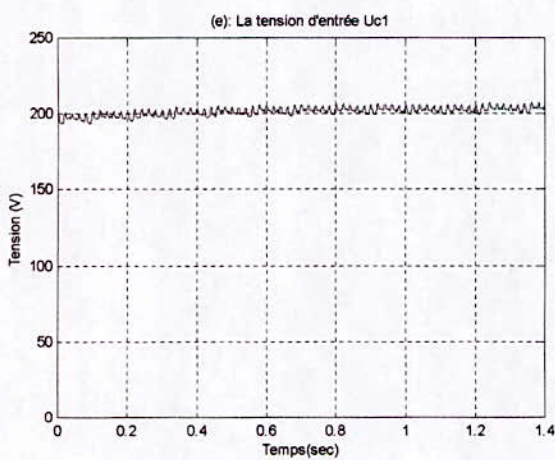
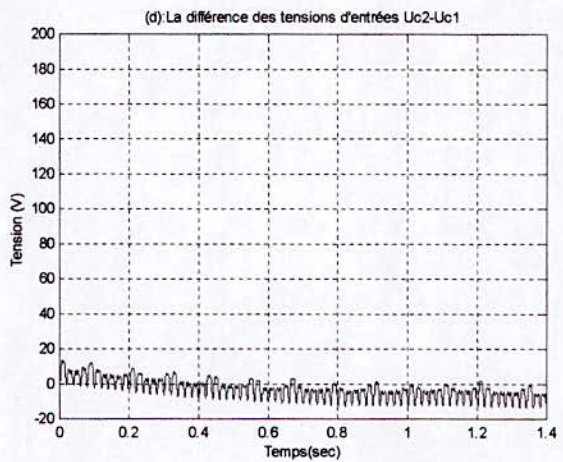
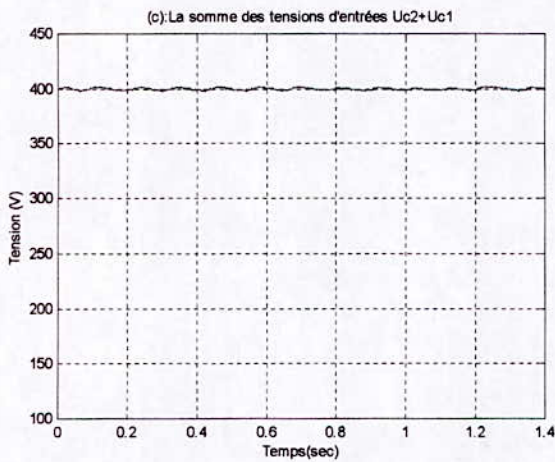
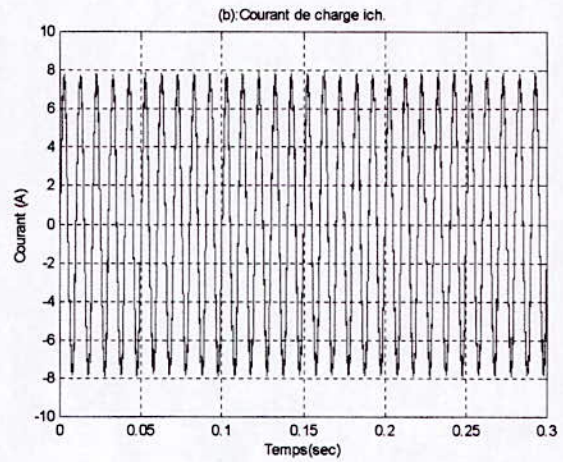
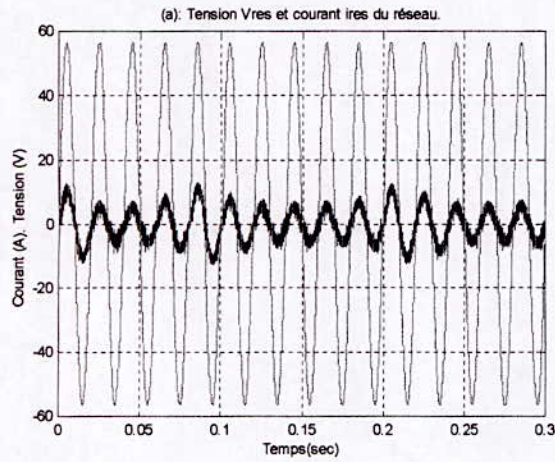


Fig.(3.12.b) : Résultats de simulation avec les paramètres nominaux du système et avec la consigne $i_{ch} = 8 \cdot \sin(2\pi \cdot 100t)$ et $T_v = 20$ ms. (Régulateurs neuro-flous).

b) Test de poursuite :

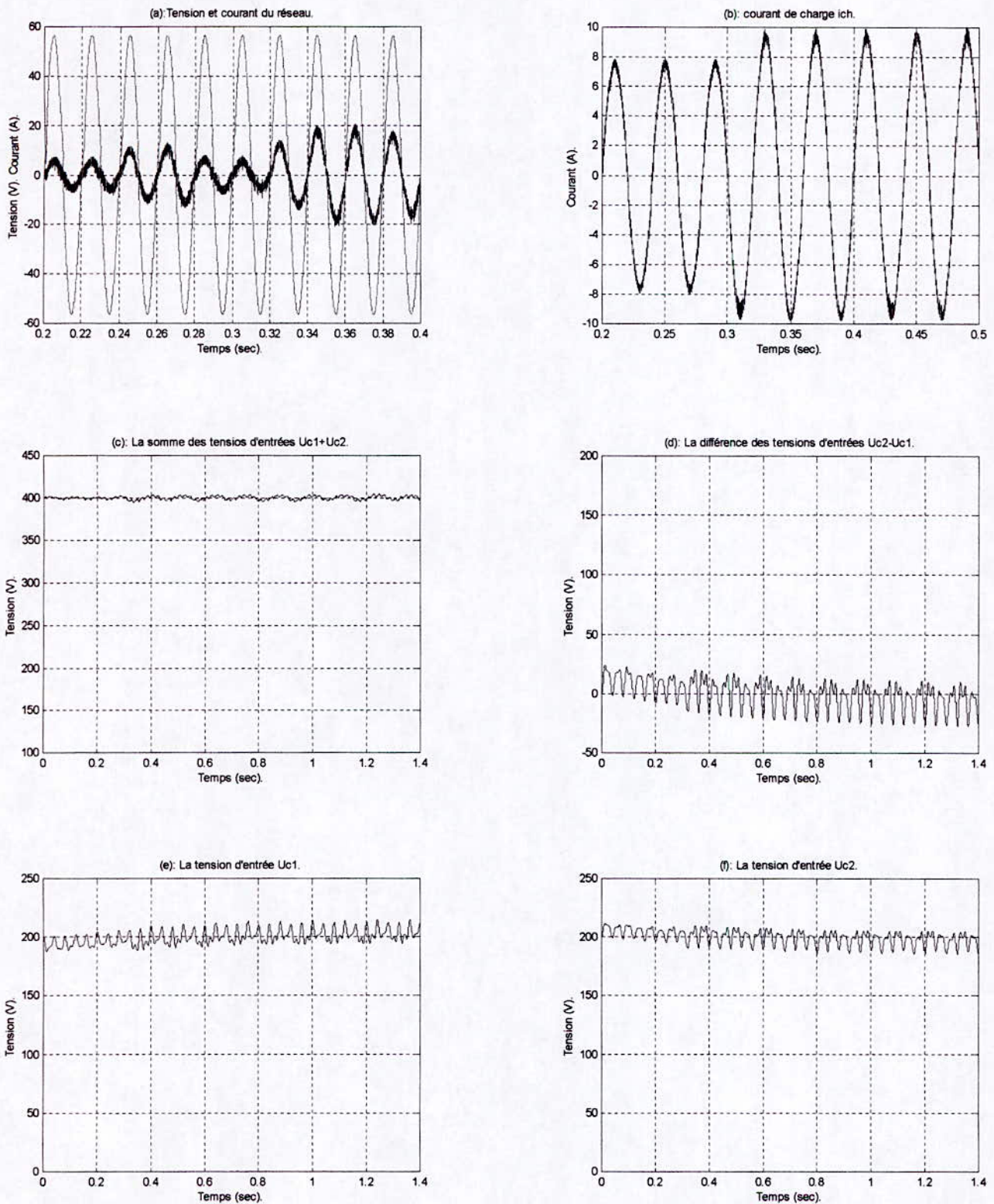


Fig.(3.13) : Résultats de simulation avec les paramètres nominaux du système et avec changement de l'amplitude de i_{ch} à $t=0.3$ sec et avec $T_v=20ms$.

c) Tests de robustesse :

- **Sans variation de paramètres :**

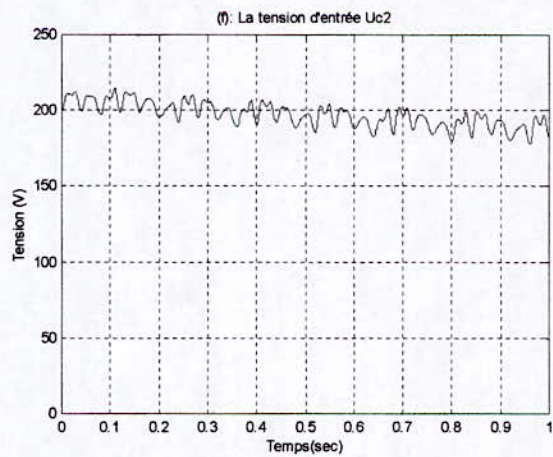
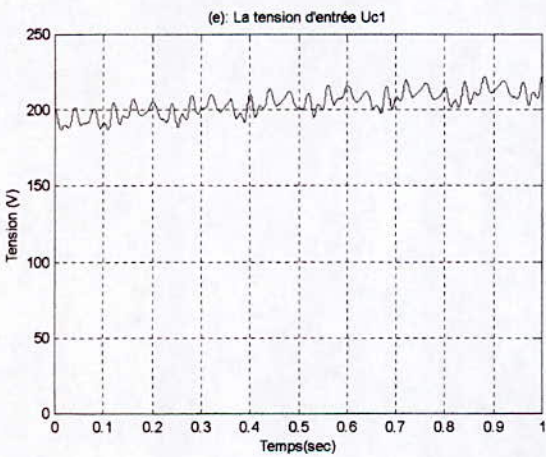
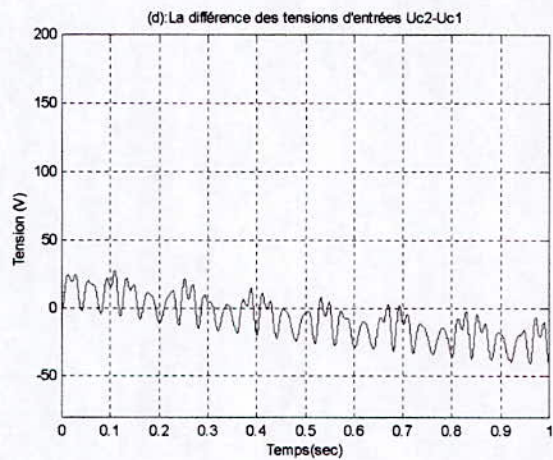
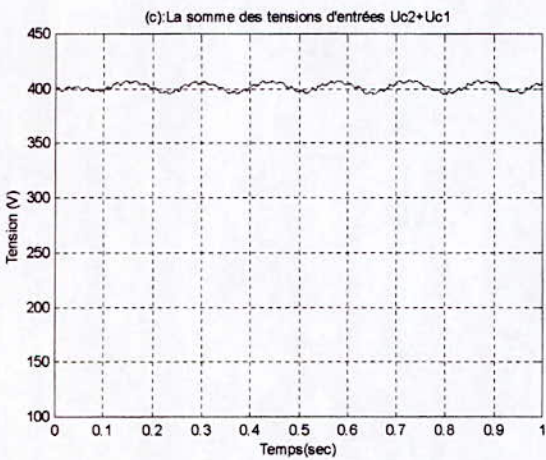
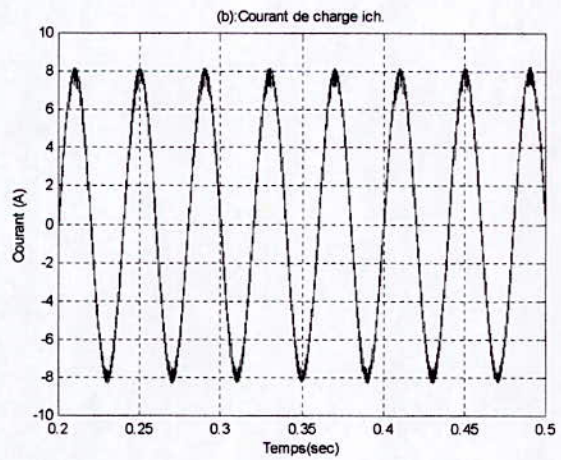
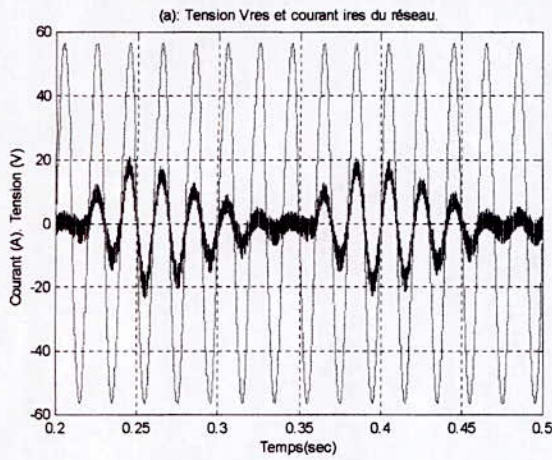


Fig (3.14.a) : Résultats de simulation sans variation des paramètres de système. avec $T_v=20ms$

• **Effet de la variation de la charge R_c, L_c :**

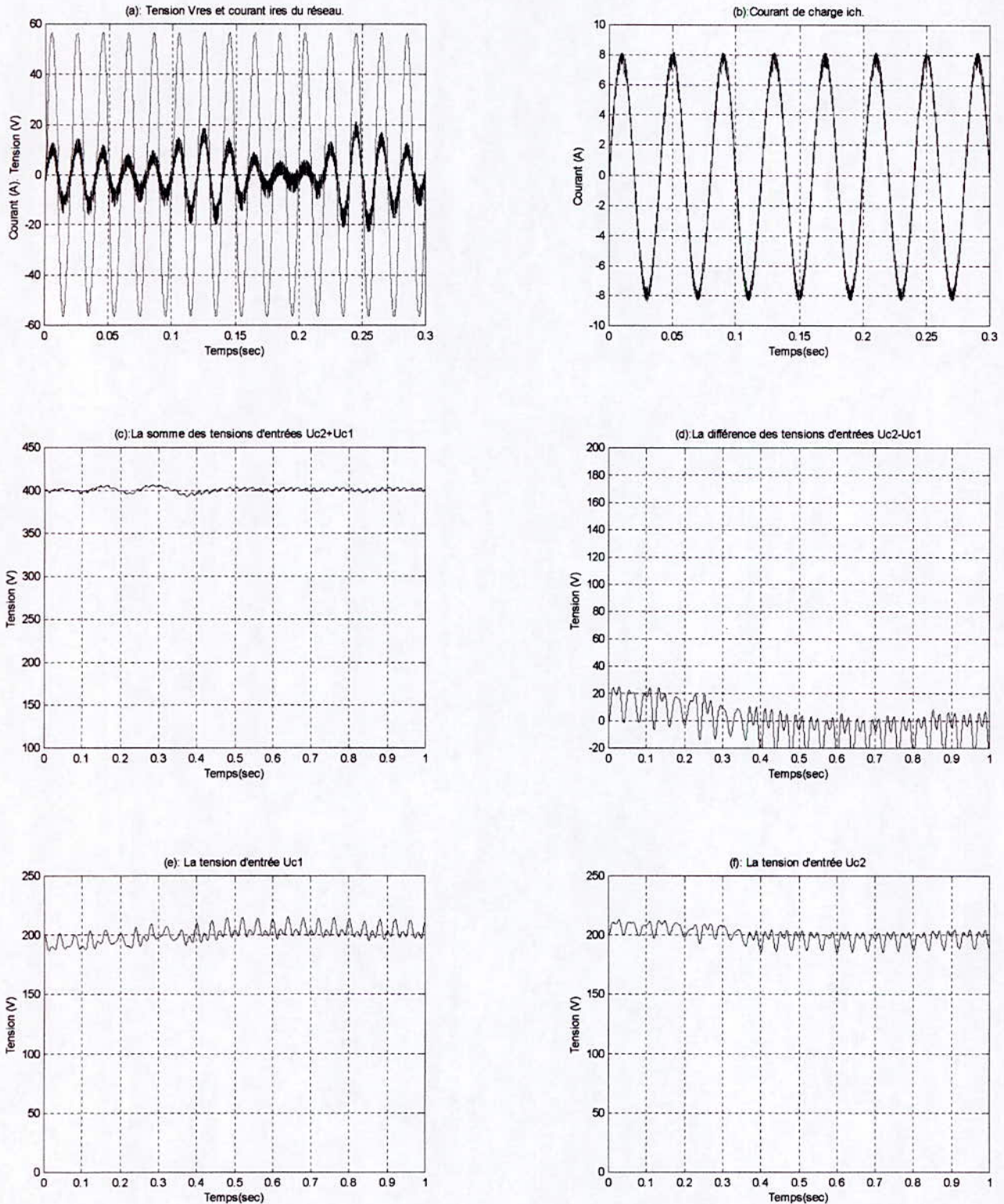


Fig.(3.14.b) : Résultats de simulation avec une variation de 50% de la charge (R_c, L_c) à $t = 0.35$ sec et avec $T_v = 20$ ms.

• **Effet de la variation de R_r, L_r :**

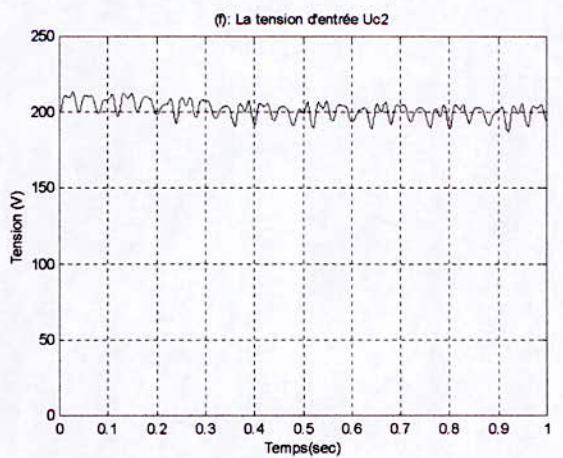
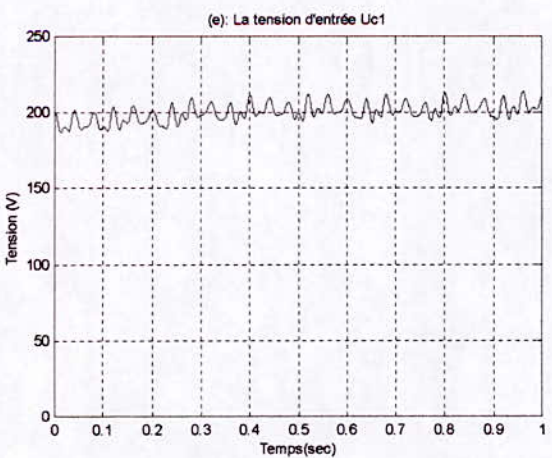
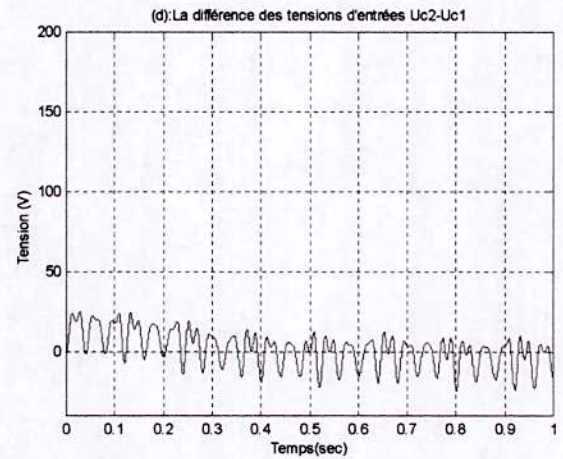
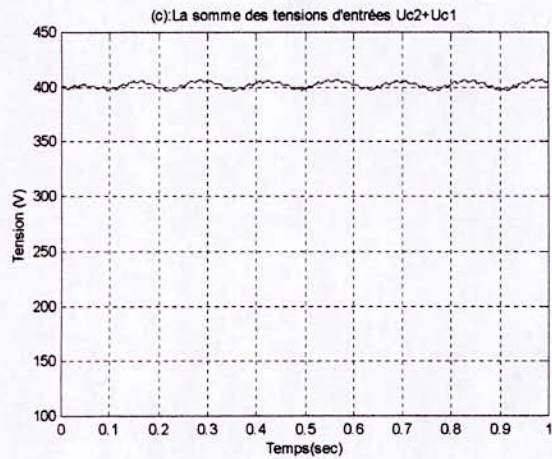
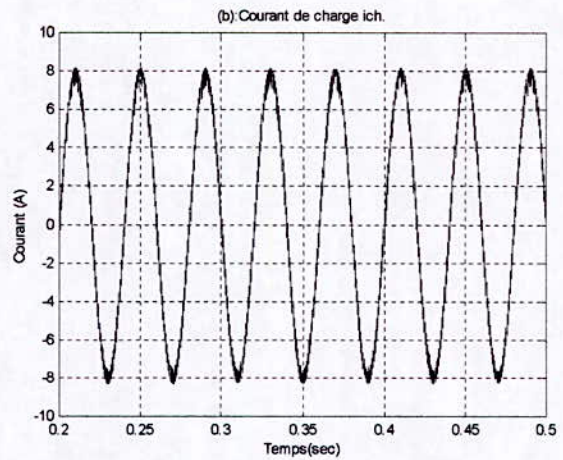
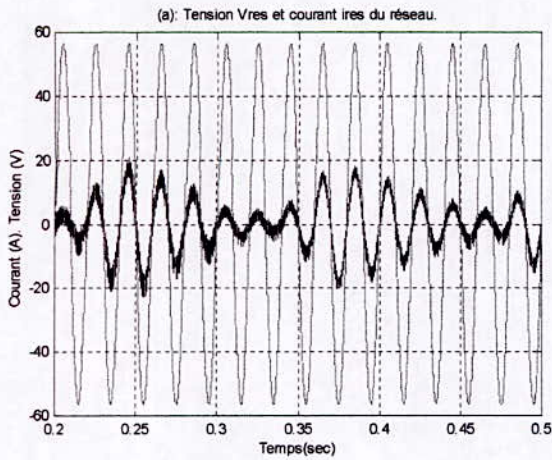


Fig.(3.14.c) : Résultats de simulation avec une variation de 50% de (R_r, L_r) à $t = 0.35$ sec et avec $T_v=20$ ms.

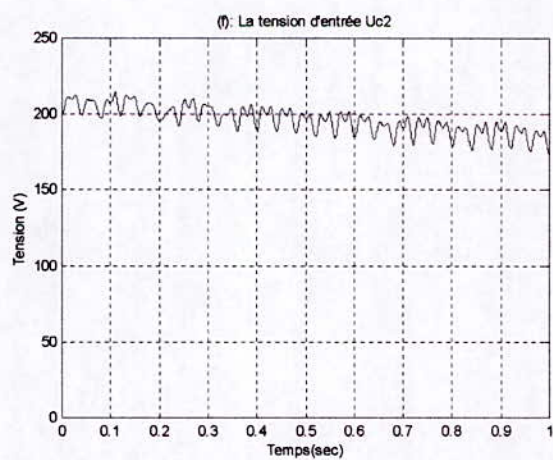
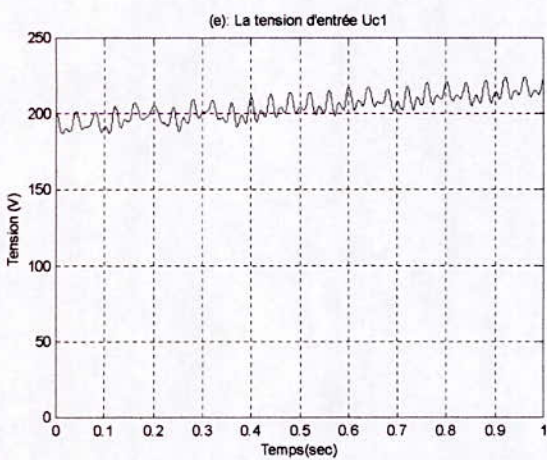
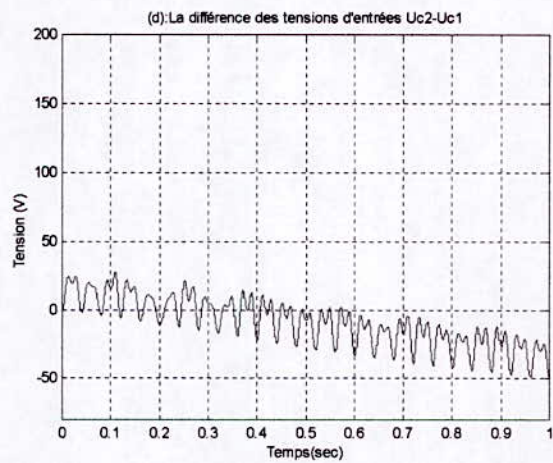
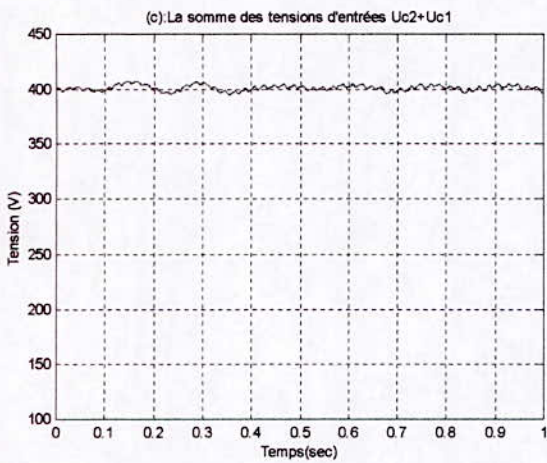
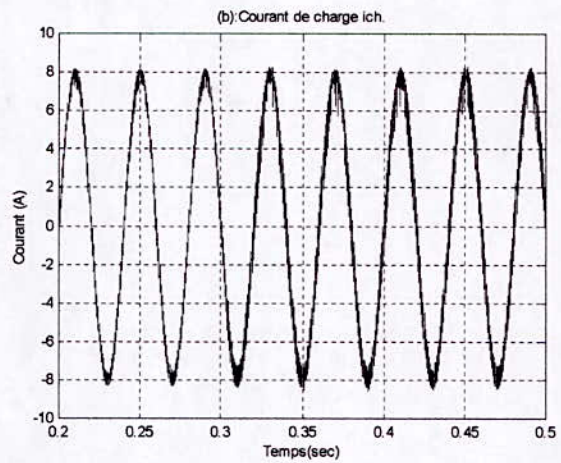
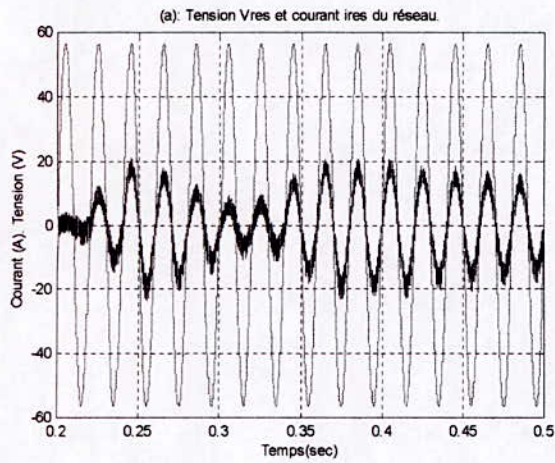


Fig.(3.14.d) : Résultats de simulation avec une variation de +50% de R_c et -50% de L_c à $t = 0.35$ sec et avec $T_v=20$ ms.

3.5.2. Interprétation des résultats :

En examinant les résultats de simulation de la figure (3.11), on remarque que Les performances des régulateurs de Mamdani sont conservées, à savoir :

- La somme des tensions d'entrées $U_{c1}+U_{c2}$ suit parfaitement la consigne de référence $2U_{cref}$.
- Le courant de charge i_{ch} suit parfaitement la consigne en amplitude et en fréquence.
- Le courant i_{res} suit sa consigne sinusoïdale et il est en phase avec la tension V_{res} .

a) Influence de T_v :

Les figures (3.12.a) et (3.12.b) montrent clairement l'influence du pas d'échantillonnage sur les qualités de réglage :

Pour $T_v=2ms$ le courant du réseau est ondulé, donc il présente des harmoniques. Ces harmoniques influe sur la somme $U_{c1}+U_{c2}$, d'où l'apparition d'ondulations sur cette somme comme le montre la figure (3.12.a,(c)). Par contre pour $T_v=20ms$, le courant du réseau est sinusoïdal par période, donc il ne contient pas d'harmoniques. D'où la forme lisse de la courbe représentant la somme $U_{c1}+U_{c2}$ comme le montre la figure (3.12.b,(c)).

b) Poursuite :

La figure (3.13) montre que i_{ch} suit sa référence. En remarque aussi que l'amplitude de i_{res} s'est changé pour répondre au besoin de la charge.

Il est à noter que lors du changement de consigne de i_{ch} , les condensateurs d'entrées libèrent de l'énergie à fin de ramener i_{ch} à sa nouvelle consigne. Cette énergie sera par la suite récupérer du réseau par une augmentation dans l'amplitude de i_{res} .

c) Robustesse :

En comparant la figure (3.14.a) avec (3.14.b) on voit que l'allure de la courbe de la somme $U_{c1}+U_{c2}$ s'est améliorée. Quand la valeur de la charge (R_c, L_c), la valeur moyenne de V_{AM} donnée par l'équation (1.2) augmente, ce qui diminue plus le taux d'harmoniques, donc la somme sera moins sollicité par les harmoniques.

Il est à noter aussi que l'augmentation de L_r ou R_r n'influe pas sur les réponses du système figure(3.14.c).

Les remarque dite pour la figure (3.14.b) sont les même pour la figure (3.14.d).

Finalement en déduit que la commande neuro-floue montre une robustesse vis à vis des variations des paramètres du système.

Il est remarquable que la commande neuro-floue réduit le temps de calcul, à cause de l'élimination de l'étape de défuzzification. Les tâtonnements sont remplacés par l'apprentissage des réseaux de neurone pour déterminer les paramètres des régulateurs ce qui nous a facilité le travail.

Remarque :

La fréquence du courant de charge influe directement sur la somme des tensions d'entrée $U_{c1}+U_{c2}$ tel que l'augmentation de cette fréquence donne une meilleure qualité de réglage. Parce que l'augmentation la fréquence du courant de charge diminue l'effet des harmoniques.

3.6. CONCLUSION :

Au début de ce chapitre, nous avons donner un bref aperçu théorique sur les réseaux de neurone. En effet, les notions de neurone formel, réseau de neurone artificiel et d'apprentissage on était examiner. Par la suite, on a présenter l'architecture d'un régulateur flou de Sugeno sous forme de réseau de neurone. Ce régulateur est important non seulement parce qu'il élimine l'étape de défuzzification, qui est l'étape la plus coûteuse en terme de temps de calcul, mais de plus il a bénéficié d'algorithme d'apprentissage développé avant la mise en œuvre d'un tel régulateur. D'où vient l'appellation du régulateur neuro-flou.

Nous nous sommes intéressés par la suite à l'application des régulateurs neuro-flou du type Sugeno sur le convertisseur AC/AC. Nous avons vu que ces régulateurs garde les performances du réglage flou. A savoir : poursuite de toutes les grandeurs de leurs consignes de référence et robustesse vis à vis des changements paramétriques dans le système.

L'influence du pas d'échantillonnage sur les performances du réglage a été examiné. Il est commandé d'utilisé un pas T_v multiple de la moitié du période du courant i_{res} .

L'avantage apporter par les régulateurs neuro-flou est la diminution du temps de calcul.

Dans le chapitre suivant nous allons nous intéresser au réglage de la différence $U_{c2}-U_{c1}$.

chapitre IV

chapitre IV

*Commande du
convertisseur
minimal avec
pont de Clamping*

Chapitre IV

Commande du convertisseur AC/AC avec pont de Clamping

4.1. Introduction :

Dans les chapitres précédents, nous avons appliqué la commande floue et neuro-floue sur notre système. Mais la différence des tensions $y=U_{c2}-U_{c1}$ n'est pas contrôlée directement par une grandeur de commande. Donc cette grandeur évolue d'une façon libre, et rend difficile l'obtention de l'objectif de notre étude.

Afin de minimiser la différence de tension $U_{c2}-U_{c1}$ en agissant sur cette dernière, on va introduire le pont de Clamping. La nouvelle structure de commande du convertisseur obtenu est détaillée ci-dessous.

4.2. Modèle avec pont de Clamping :

En introduisant le pont de Clamping, la structure du convertisseur devient celle représentée à la figure (4.1).

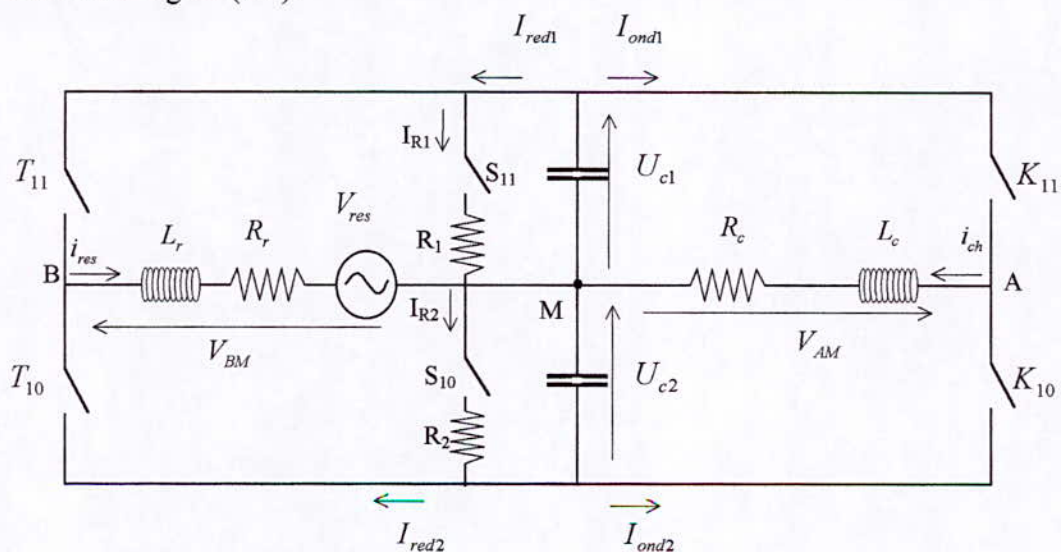


Fig.(4.1) : Structure du convertisseur direct AC-AC avec pont de Clamping.

L'introduction du pont de Clamping permet d'avoir le système d'équations suivant :

Les équations régissant U_{c1} et U_{c2} :

$$\begin{cases} \frac{dU_{c2}}{dt} = \frac{1}{C} (K_{10}i_{ch} + T_{10}i_{res} + S_{10}I_{R2}) \\ \frac{dU_{c1}}{dt} = -\frac{1}{C} (K_{11}i_{ch} + T_{11}i_{res} + S_{11}I_{R1}) \end{cases} \quad (4.1)$$

Les équations des courants i_{res} et i_{ch} restent inchangées.

$$\begin{cases} \frac{di_{ch}}{dt} = \frac{1}{2Lc} [(2K_{11}-1)X - Y - 2Rc_{ich}] \\ \frac{di_{res}}{dt} = \frac{1}{2Lr} [(2T_{11}-1)X - Y - 2Rr_{ires} + 2V_{res}] \end{cases} \quad (4.2)$$

Comme on a :

$$\begin{cases} I_{R1} = \frac{U_{c1}}{R1} \\ I_{R2} = \frac{U_{c2}}{R2} \end{cases} \quad (4.3)$$

Le système d'équations des tensions U_{c1} et U_{c2} devient :

$$\begin{cases} \frac{dU_{c2}}{dt} = \frac{1}{C} \left(K_{10}i_{ch} + T_{10}i_{res} + S_{10} \frac{U_{c2}}{R2} \right) \\ \frac{dU_{c1}}{dt} = -\frac{1}{C} \left(K_{11}i_{ch} + T_{11}i_{res} + S_{11} \frac{U_{c1}}{R1} \right) \end{cases} \quad (4.4)$$

Sachant que la commande des deux interrupteurs S_1 et S_2 est complémentaire :

$$S_{11} = 1 - S_{10} \quad (4.5)$$

Et en posant $R_1 = R_2 = R$, on aboutit au système suivant :

$$\begin{cases} \frac{di_{ch}}{dt} = \frac{1}{2Lc} (U_1 \cdot X - Y - 2R_c i_{ch}) \\ \frac{di_{res}}{dt} = \frac{1}{2Lr} (U_2 \cdot X - Y - 2R_r i_{res} + 2 \cdot V_{res}) \\ \frac{dX}{dt} = -\frac{1}{C} \left(U_1 i_{ch} + U_2 i_{res} + \frac{U_3}{2R} (X - Y) \right) \\ \frac{dY}{dt} = \frac{1}{C} \left(i_{ch} + i_{res} - \frac{Y}{2R} U_3 + \frac{X}{2R} \right) \end{cases} \quad (4.6)$$

A noter que :

$$U_1 = 2K_{11} - 1, U_2 = 2T_{11} - 1, U_3 = 2S_{11} - 1, X = U_{c1} + U_{c2}, Y = U_{c2} - U_{c1}$$

On remarque que l'introduction du pont a permis d'avoir une grandeur de commande supplémentaire U_3 qui agit directement sur la différence de tension $U_{c2} - U_{c1}$.

4.3. Etude des boucles de courant et de tension :

4.3.1. Etude de la boucle de tension :

En tenant compte de la conservation de la puissance instantanée (égalité de la puissance d'entrée et de sortie du redresseur), nous pouvons écrire la relation suivante :

$$I_m = \frac{2U_c \cdot I_{red}}{V_m} \quad (4.7)$$

De plus, nous avons :

$$i_{c1} + i_{c2} = C \frac{dX}{dt} = 2C \frac{dU_c}{dt} - i_{ond_1} - i_{red_1} - I_{R1} + i_{ond_2} - I_{R2}$$

$$\text{avec } I_{red} = I_{red_2} - I_{red_1}.$$

Si on pose :

$$I'_{pert} = I_{ond_1} - I_{ond_2} + I_{R1} + I_{R2} \quad (4.8)$$

On aboutit alors à la relation suivante :

$$2C \cdot \frac{U_c}{dt} = i_{red} - I'_{pert} \quad (4.9)$$

En remplaçant (4.7) dans (4.9), nous pouvons avoir le modèle suivant de la tension :

$$\frac{dU_c}{dt} = \frac{V_m}{4CU_c} I_m - \frac{1}{2C} I'_{pert} \quad (4.10)$$

4.3.2. Réglage de la boucle de tension :

Nous remarquons que le modèle de la boucle de tension décrit par l'équation (4.9) a la même structure que celui élaboré dans le chapitre I. La seule différence réside dans la perturbation.

Ainsi tous les algorithmes de la commande développés précédemment restent applicables, mais avec la perturbation donnée par la relation (4.8).

4.3.3. Etude des boucles des courants de la charge et du réseau :

Si on observe les équations donnant les courants de charge et de réseau, on voit que l'introduction du pont de Clamping n'influe pas sur ces équations.

Donc tous les algorithmes de commande développés précédemment restent valables.

4.3.4. Asservissement de la différence des tensions U_{c1} , U_{c2} :

Pour l'asservissement de la différence entre les deux tensions d'entrée U_{c1} , U_{c2} , on peut utiliser tous les algorithmes de commande non linéaires.

Pour ce qui nous concerne, nous allons utiliser les commandes suivantes :

4.3.4.1. Commande par hystérésis :

Soit Δ la bande d'hystérésis, la commande par hystérésis se résume dans l'algorithme suivant :

$$\begin{cases} \text{si } U_{c1} - U_{c2} \geq \Delta & \text{alors : } U_3 = -1 \\ \text{si } U_{c1} - U_{c2} \leq -\Delta & \text{alors : } U_3 = 1 \end{cases} \quad (4.11)$$

4.3.4.2. Commande flou-hystérésis :

Ce réglage fonctionne comme suit :

- Si l'erreur est entre -10 V et 10 V, on utilise le régulateur flou du type Mamdani.
- Si cette erreur est en dehors de cet intervalle, on utilise alors le réglage par hystérésis.

4.3.4.3. Commande neuro-flou-hystérésis :

Ce réglage fonctionne comme suit :

- Si l'erreur est entre -10 V et 10 V, on utilise le régulateur neuro-flou du type Sugeno.
- Si cette erreur est en dehors de cet intervalle, on utilise alors le réglage par hystérésis.

Remarque :

L'utilisation de pont de Clamping dans le convertisseur doit se faire à l'aide des résistances $R1$ et $R2$ de façon à avoir des pertes joules minimales. En plus, la valeur choisie de ces résistances doit assurer un rendement de plus de 90% en terme de puissance.

4.4. Résultats de simulation :

Pour les grandeurs de référence suivantes :

$$U_{c1} = U_{c2} = 200V .$$

$$i_{ch} = 8 \cdot \sin(50 \cdot \pi \cdot t) .$$

4.4.1. Commande par hystérésis :

a) $\Delta = 0$ V:

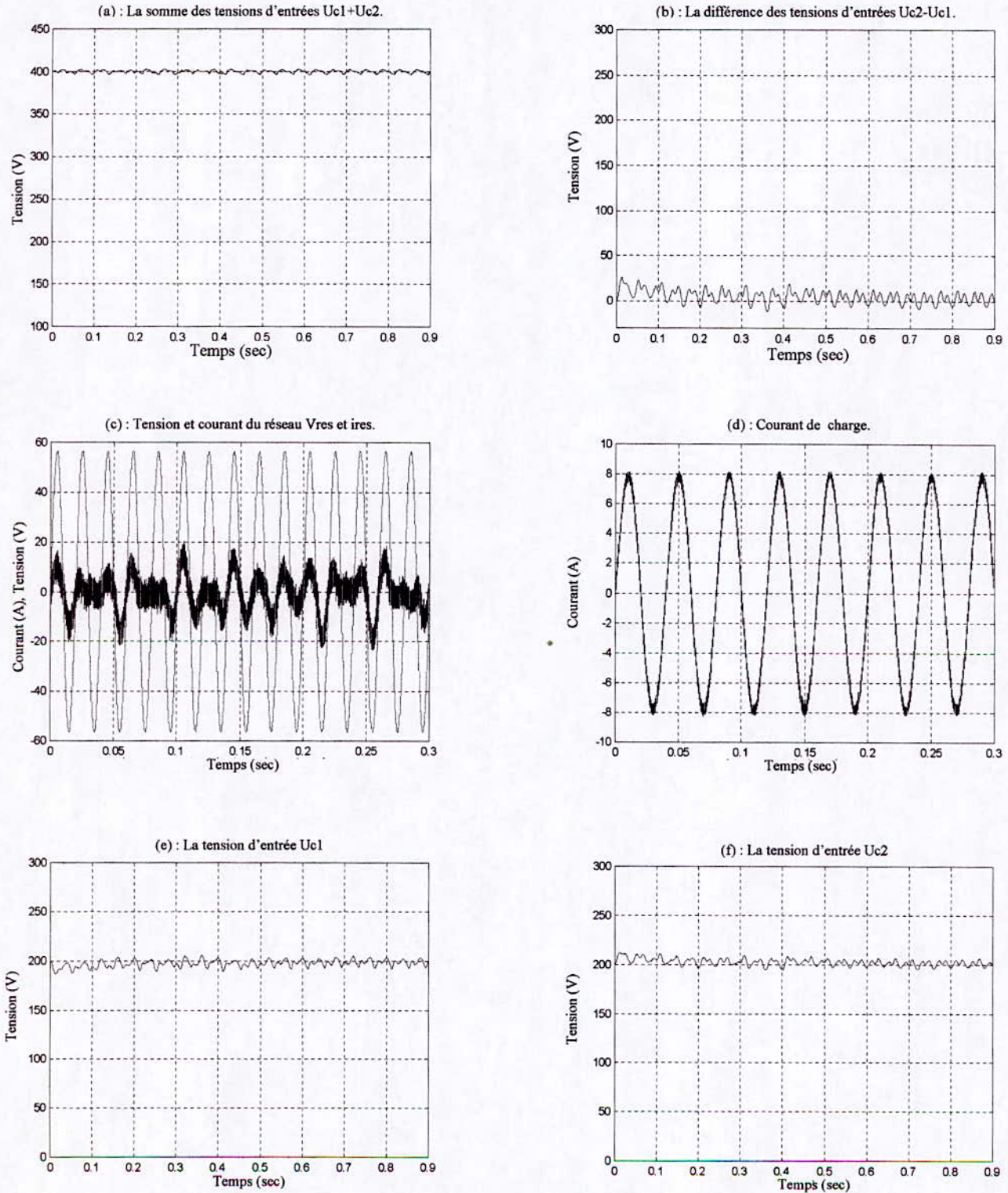


Fig.(4.2) : Résultats de simulation de la commande du convertisseur avec pont du Clamping par hystérésis avec $\Delta = 0$.

b) $\Delta = 2V$:

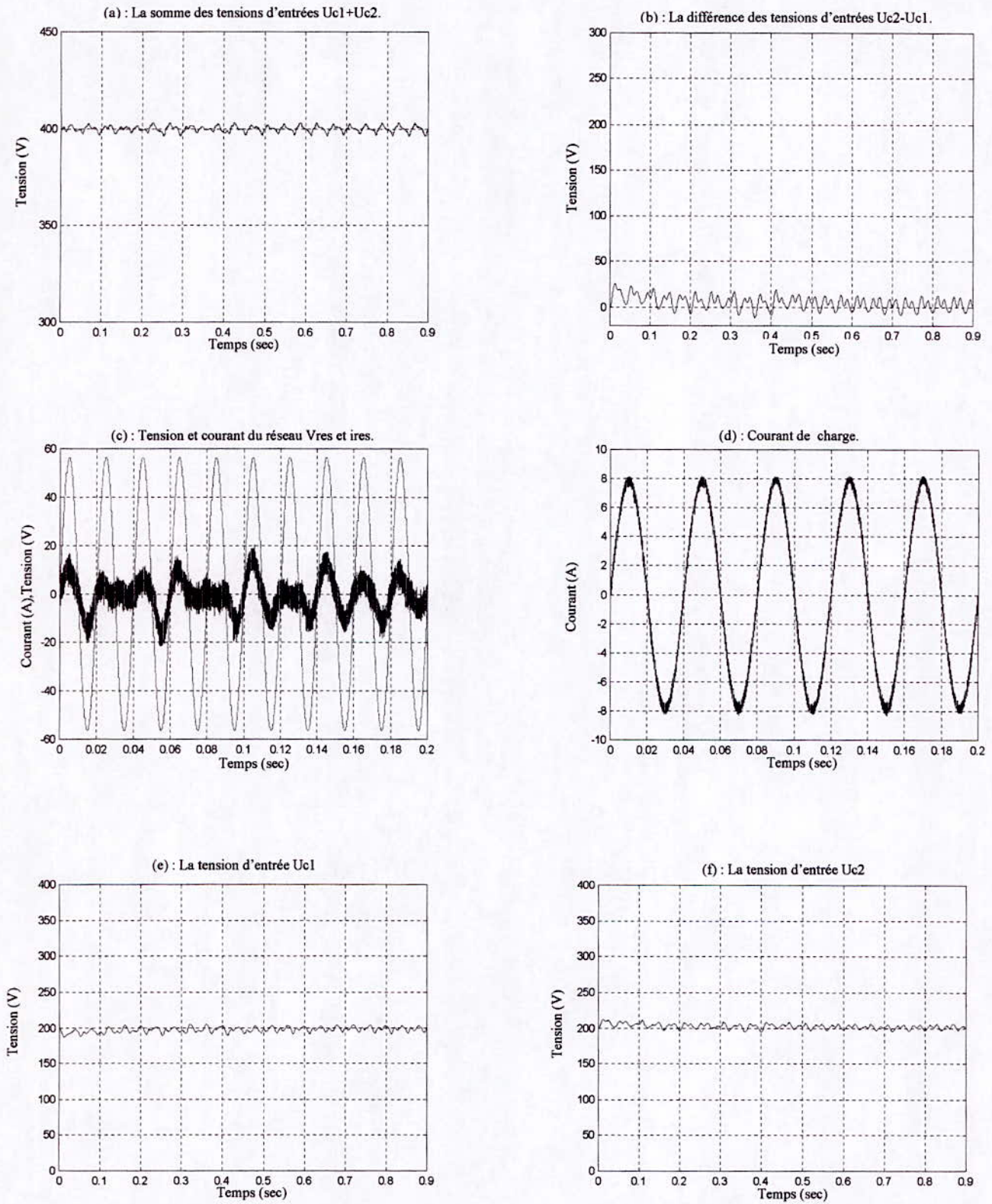


Fig.(4.3) : Résultats de simulation de la commande du convertisseur avec pont du Clamping par hystérésis avec $\Delta = 2V$.

Tests de poursuite :

a) $\Delta = 0V$:

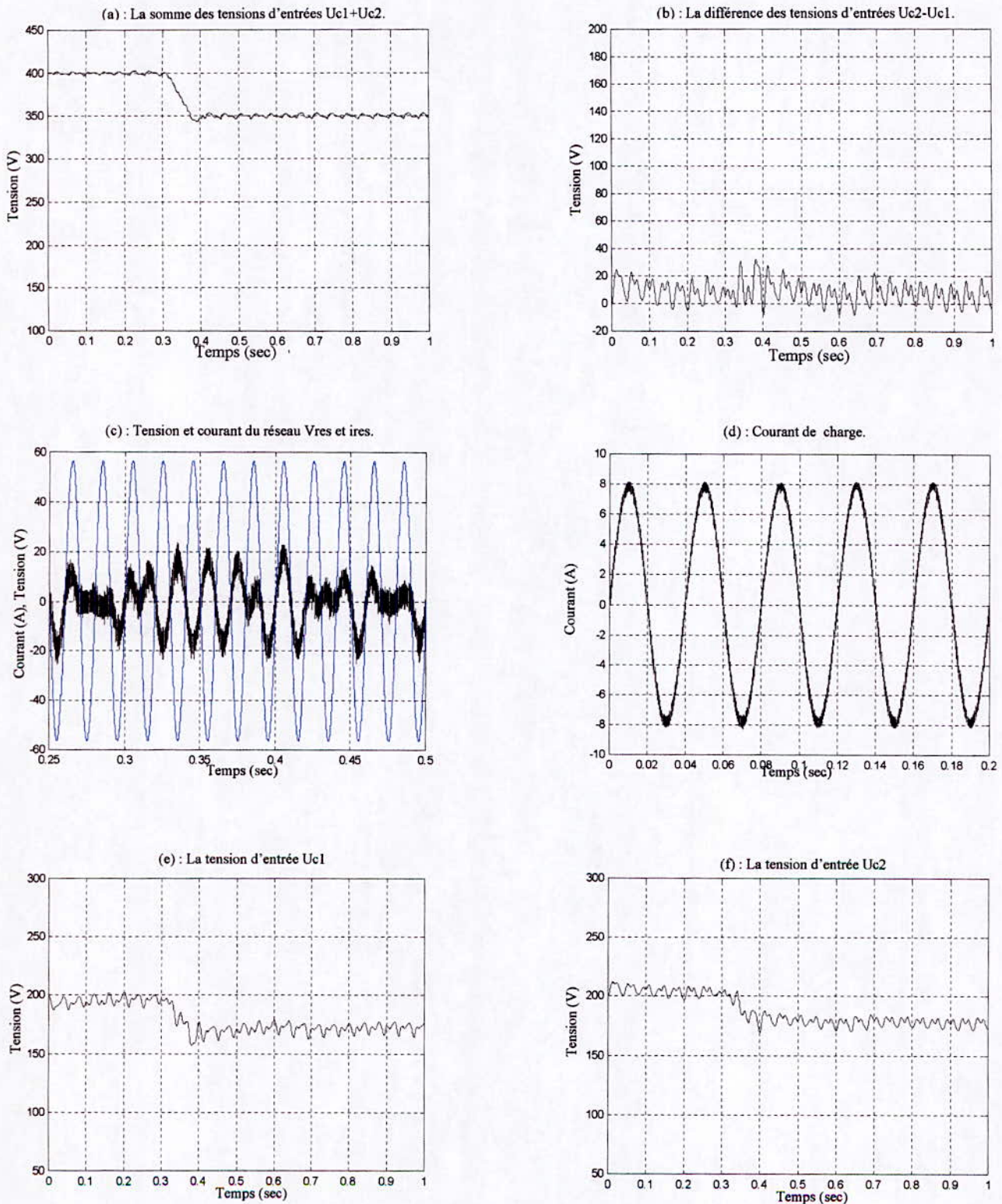


Fig. (4.4) : Résultats de simulation de la commande du convertisseur avec pont du Clamping par hystérésis avec $\Delta = 0V$ et changement de consigne à $t=0.3$ sec.

b) $\Delta = 2V$:

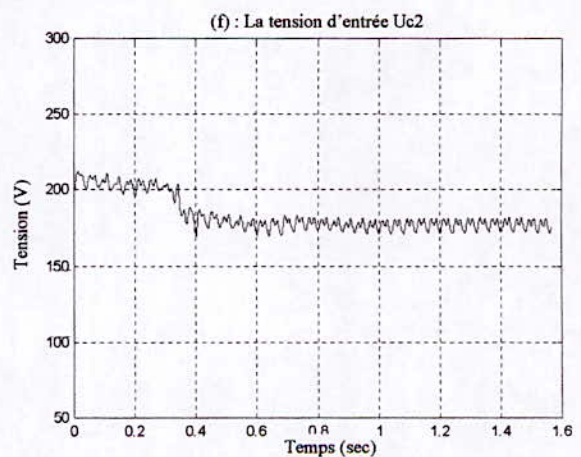
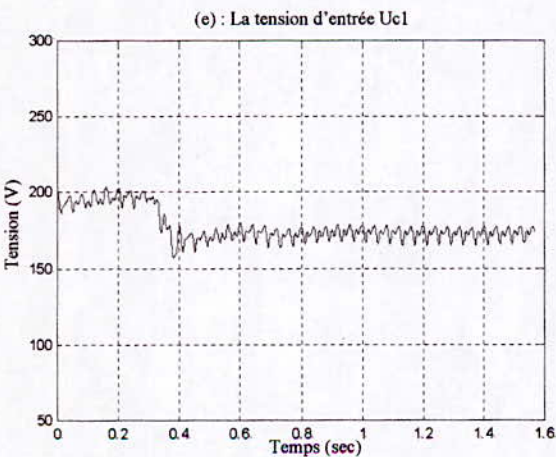
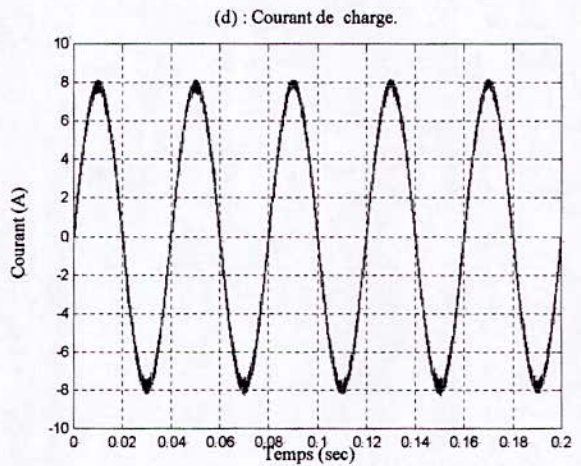
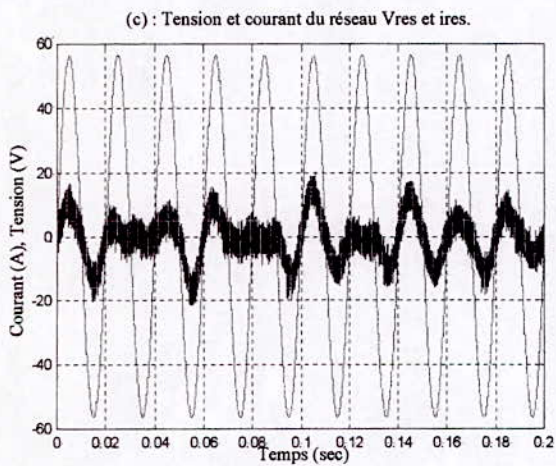
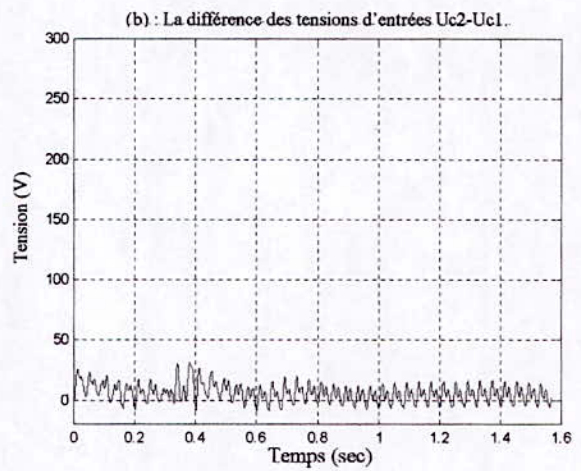
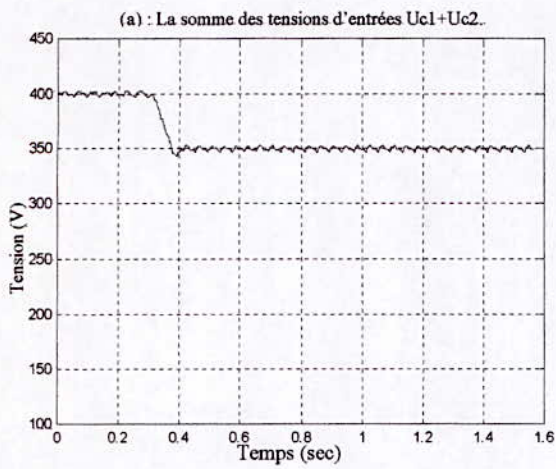


Fig.(4.5) : Résultats de simulation de la commande du convertisseur avec pont du Clamping par hystérésis avec $\Delta = 2V$ et changement de consigne à $t=0.3$ sec.

4.4.2. Commande flou-hystérésis :

Les résultats sont les suivants :

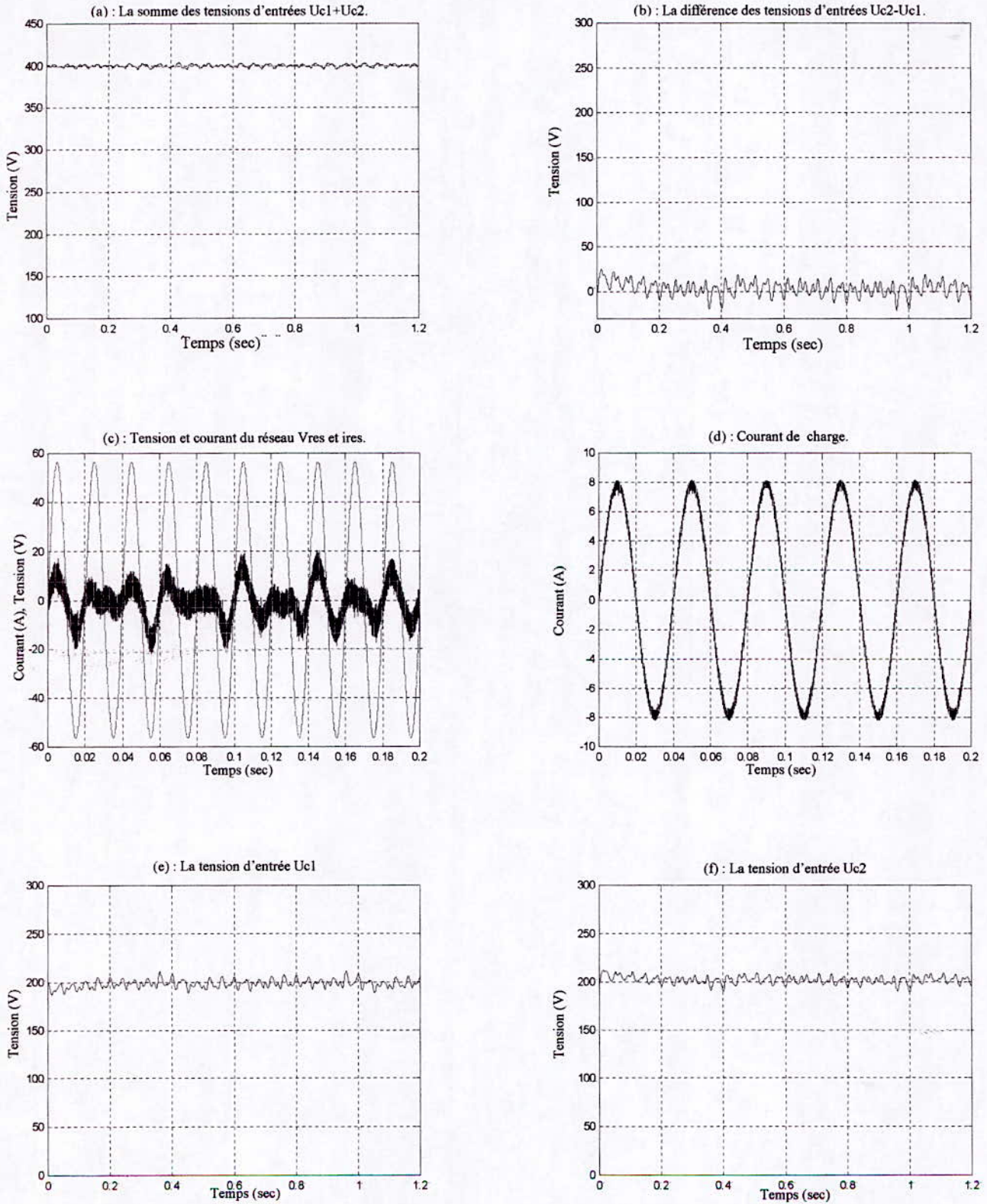
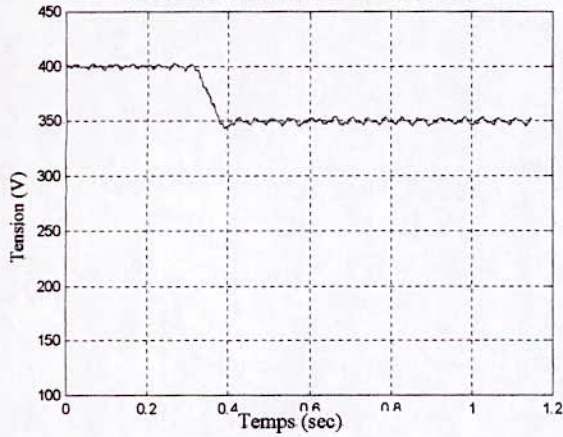
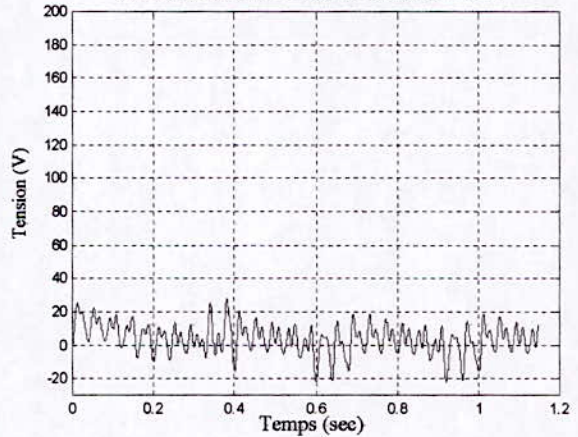


Fig.(4.6) : résultats de simulation de la commande du pont de Clamping par régulateur flou-hystérésis.

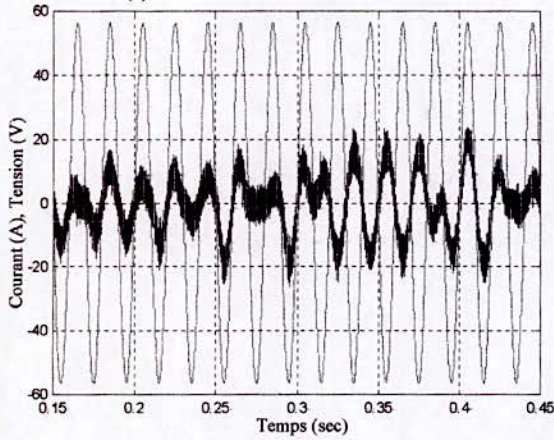
(a) : La somme des tensions d'entrées $U_{c1} + U_{c2}$.



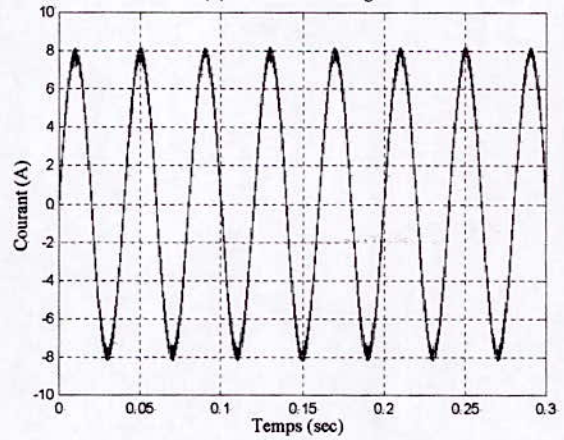
(b) : La différence des tensions d'entrées $U_{c2} - U_{c1}$.



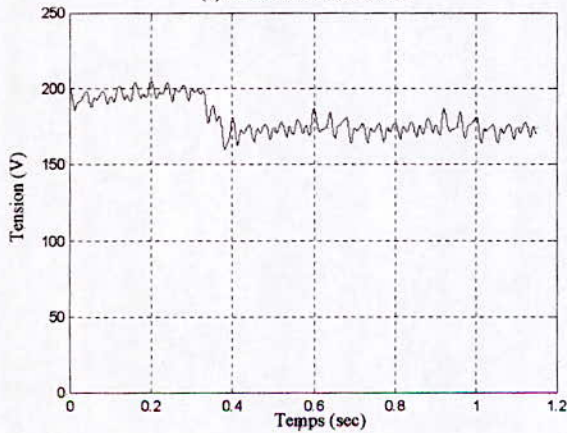
(c) : Tension et courant du réseau V_{res} et i_{res} .



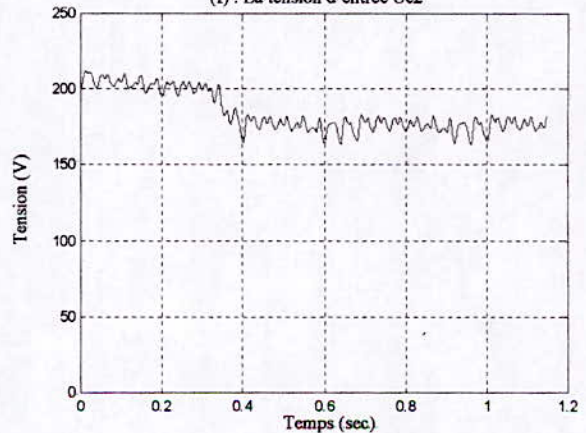
(d) : Courant de charge.



(e) : La tension d'entrée U_{c1}



(f) : La tension d'entrée U_{c2}



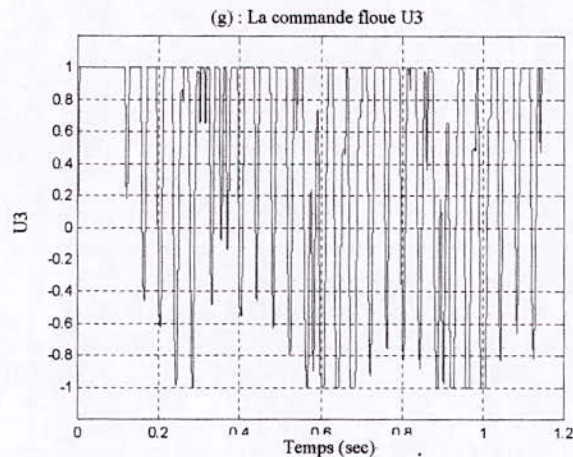


Fig.(4.7) : Résultats de simulation de la commande du pont de Clamping par régulateur flou-hystérésis avec changement de consigne.

4.4.3. Interprétation des résultats :

a) : Commande du pont par hystérésis :

Lors de l'implémentation de la commande par hystérésis du pont de Clamping, les remarques et interprétations suivantes ont été tirées:

- Dans la commande par hystérésis avec $\Delta U=0v$ ou $\Delta U=2v$, la somme des tensions $U_{c1}+U_{c2}$ suit sa tension de référence $2U_{cref}$.
- La différence entre les deux tensions d'entrées $U_{c2}-U_{c1}$ s'est diminuée jusqu'à 3% de la référence U_{cref} . En effet sous le pont commandé par hystérésis cette grandeur varie dans l'intervalle $[-10,22]$.
- Les deux tensions U_{c1} et U_{c2} suivent parfaitement la référence U_{cref} , même dans le cas d'un changement de consigne. Chose qui n'était pas possible sans le pont.
- Le courant de charge i_{ch} suit parfaitement sa référence sinusoïdale en amplitude et en fréquence.
- Le courant du réseau i_{res} suit la référence sinusoïdale de telle façon à avoir un facteur de puissance nul du côté réseau. Sans qu'il dépasse la valeur tolérée en amplitude.

b) : Commande du pont par flou-hystérésis :

Les performances du réglage sont les mêmes dans le cas du pont commandé par hystérésis. Or, l'introduction du régulateur flou pour la commande du pont nous a permis de contrôler la vitesse de commutation des interrupteurs au niveau du pont.

4.4.4. Commande par neuro-flou-hystérésis :

On va utiliser dans cette partie trois techniques de commande pour la régulation du pont de Clamping. Avec les mêmes régulateurs neuro-flous pour les autres boucles.

- **Apprentissage** : L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme du gradient modifié basé sur le filtre de Kalman étendu. Le critère à minimiser est la somme des erreurs quadratiques sur tout l'horizon. Les résultats sont donnés sur le tableau (3.1).

Règles	θ	a_i	b_i	c_i
Courant de charge	1	0.7136	-0.0204	0.0207
	2	0.2502	0.0786	0.0833
	3	1.1356	0.6020	0.6019
	4	1.0646	0.3907	-0.3913
	5	0.2794	0.1062	-0.0060
	6	1.0010	0.3948	0.3937
	7	1.2444	0.6350	-0.6351
	8	0.2570	0.0882	-0.0844
	9	0.6554	0.0175	0.0170
Courant de réseau	1	0.0004	0.0165	-0.0025
	2	0.0006	0.0121	-0.0188
	3	0.0013	0.0057	0.0002
	4	0.0071	0.0222	-0.0047
	5	0.0026	0.0149	-0.0011
	6	0.0054	0.01409	0.0101
	7	0.0018	0.0070	0.0138
	8	0.0002	0.0095	0.0146
	9	-0.0003	0.0092	0.0098
Boucle de tension	1	0.0004	0.0165	-0.0025
	2	0.0006	0.0121	-0.0188
	3	0.0013	0.0057	0.00023
	4	0.0071	0.0222	-0.0047
	5	0.0026	0.0149	-0.0011
	6	0.0054	0.0140	0.0101
	7	0.0018	0.0070	0.0138
	8	0.00026	0.0095	0.0146
	9	-0.0003	0.0092	0.0098

Tableau (4.1) : Tableau donnant les valeurs des paramètres de la conclusion θ pour une régulation hystérésis du pont.

Règles	θ	a_i	b_i	c_i
Courant de charge	1	-1.1720	0.9786	-1.9255
	2	-0.1042	-0.1231	-0.6250
	3	-1.3411	-2.41930	-2.8696
	4	-2.0368	0.3601	-0.9573
	5	-0.3254	-0.3662	-0.0638
	6	-1.5190	0.3109	1.6065
	7	-1.6598	-1.6887	2.08461
	8	-0.3929	-0.1278	0.7098
	9	-0.3149	0.2484	0.7706
Courant de réseau	1	-0.0000055	0.1146	-0.2728
	2	-0.0000075	0.0999	-0.5184
	3	-0.000000001	0.0428	-0.0430
	4	-0.0006679	0.2504	-0.2493
	5	-0.000090	0.0852	0.0163
	6	-0.00000022	0.2347	0.2494
	7	-0.0014	0.0969	0.0715
	8	-0.00019	0.0187	0.5185
	9	-0.00000049	0.1397	0.26031
Boucle de tension	1	0.0009	0.01648	-0.0012
	2	-0.0001	0.0113	-0.0176
	3	-0.0019	0.0067	0.0012
	4	0.0050	0.0263	-0.0062
	5	0.0021	0.0134	-0.0010
	6	0.0110	0.0134	0.0131
	7	0.0033	0.0052	0.0157
	8	0.0001	0.0090	0.0143
	9	-0.0025	0.0076	0.0082
Pont de Clamping	1	0.0008	0.0173	-0.0027
	2	0.0004	0.0119	-0.0183
	3	0.0013	0.0070	0.0015
	4	0.0045	0.0244	-0.0056
	5	0.0015	0.01419	-0.0016
	6	0.0036	0.01580	0.0115
	7	0.0009	0.0098	0.0110
	8	0.0001	0.0099	0.0140
	9	0.00002	0.0095	0.0101

Tableau (4.2) : Tableau donnant les valeurs des paramètres de la conclusion θ pour une régulation neuro-floue-hystérésis du pont.

a) Régulation par hystérésis du pont :

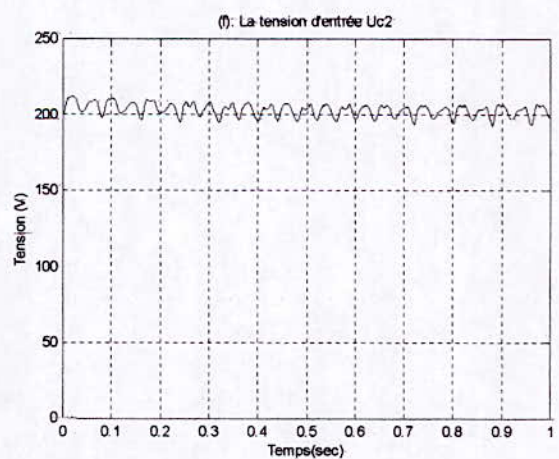
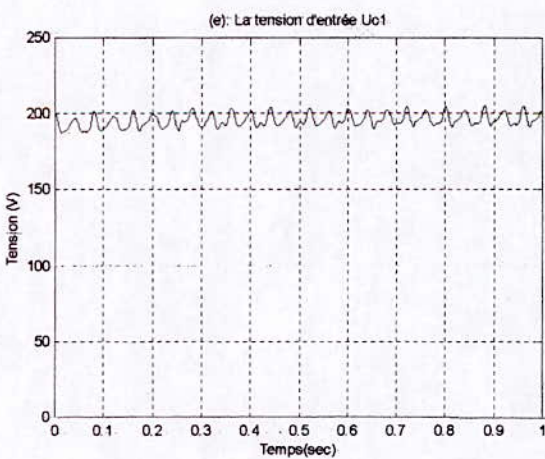
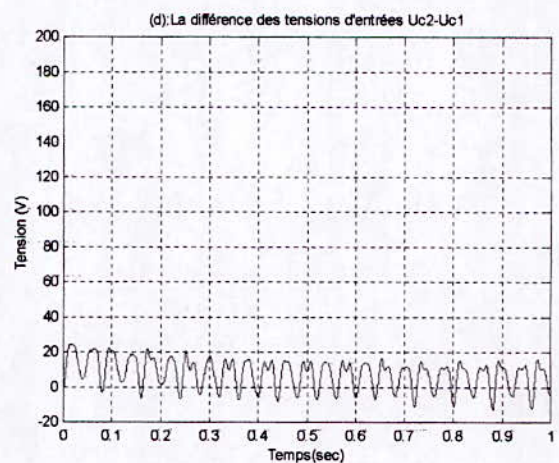
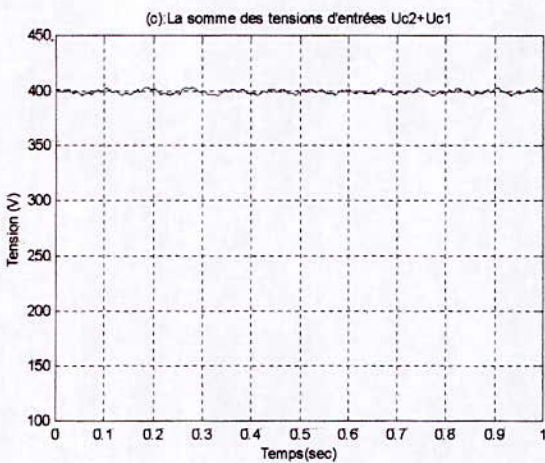
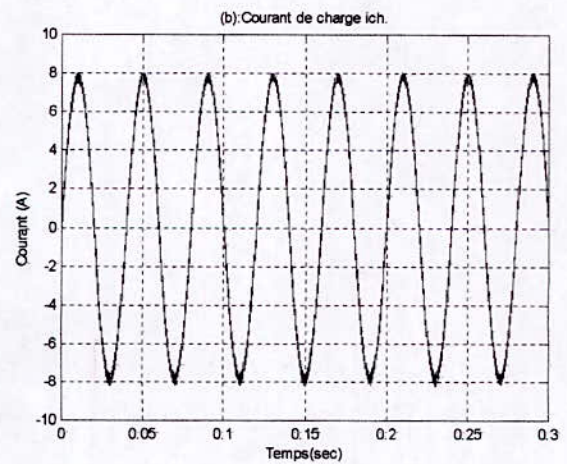
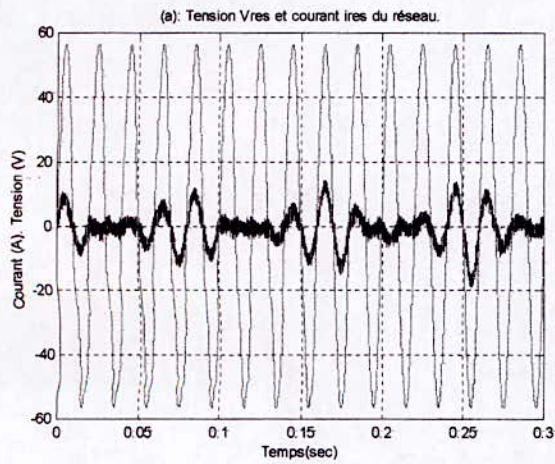


Fig.(4.8) : Résultats de simulation de la commande du pont de Clamping par régulateur hystérésis et neuro-flou pour le reste.

b) Régulation par flou-hystérésis du pont :

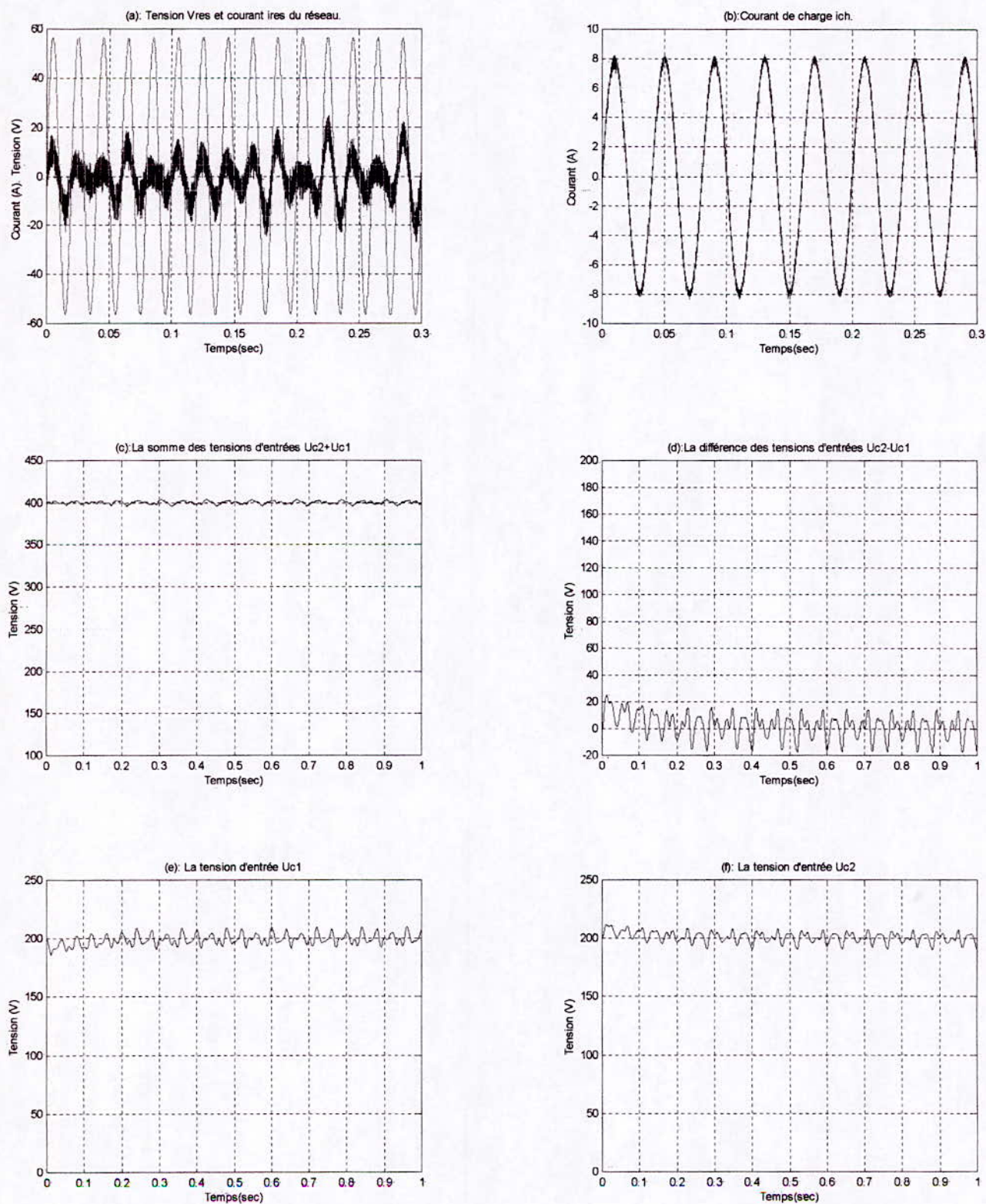


Fig.(4.9) : Résultats de simulation de la commande du pont de Clamping par régulateur flou-hystérésis avec l'utilisation de régulateurs neuro-flous pour le reste des boucles.

c) Régulation par neuro-flou-hystérésis du pont :

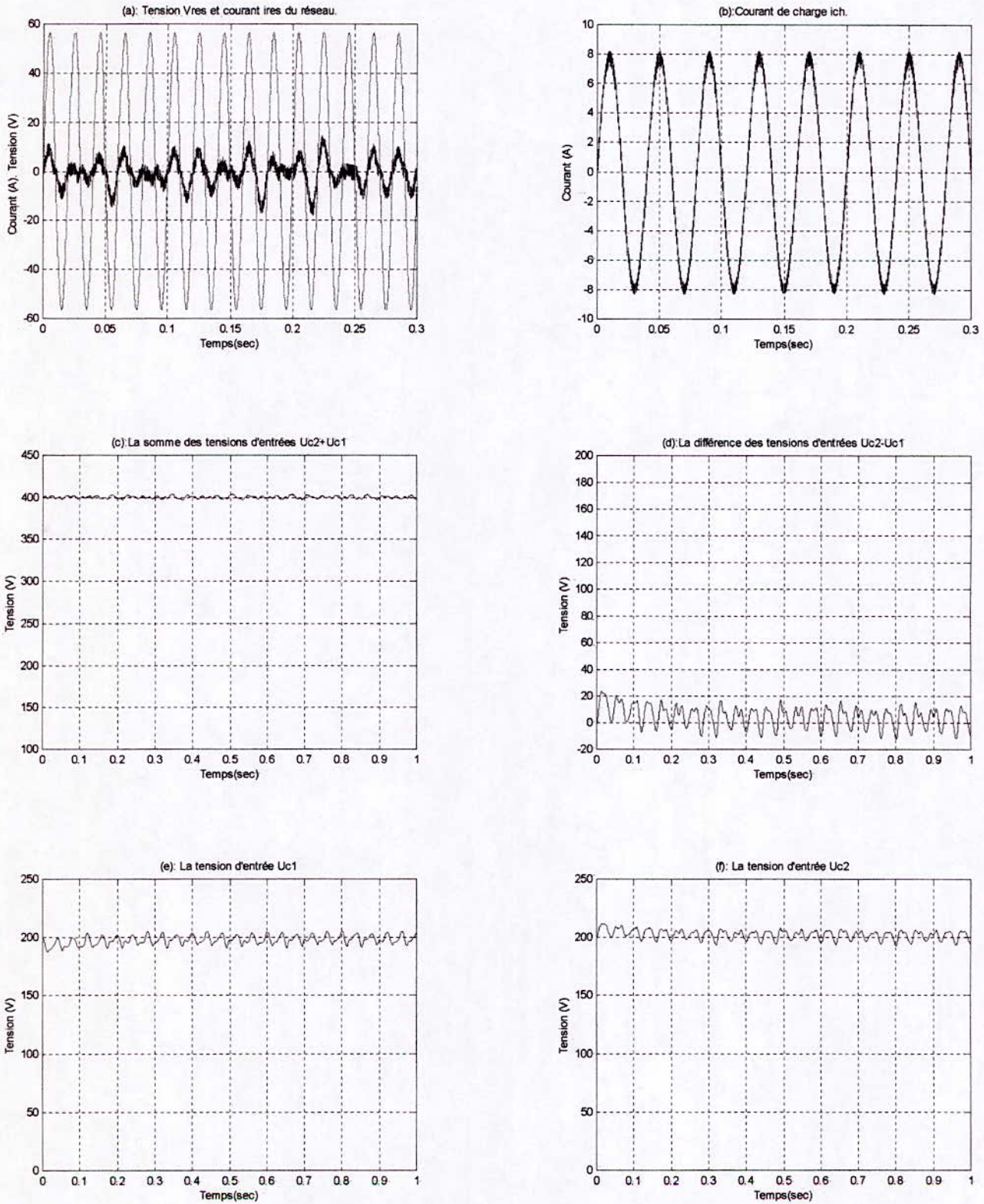


Fig.(4.10) : Résultats de simulation de la commande du pont de Clamping par régulateur neuro-flou-hystérésis avec l'utilisation de régulateurs neuro-flou pour le reste des boucles.

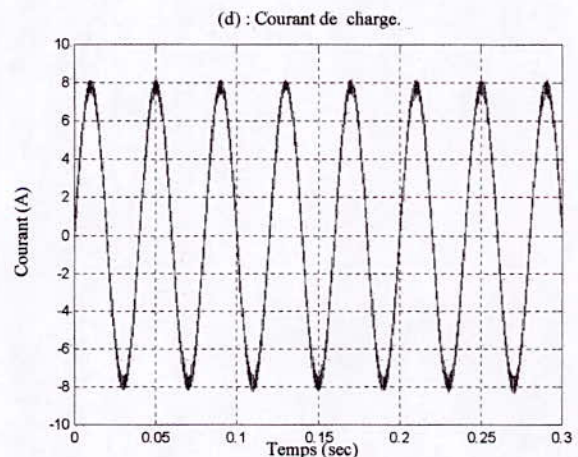
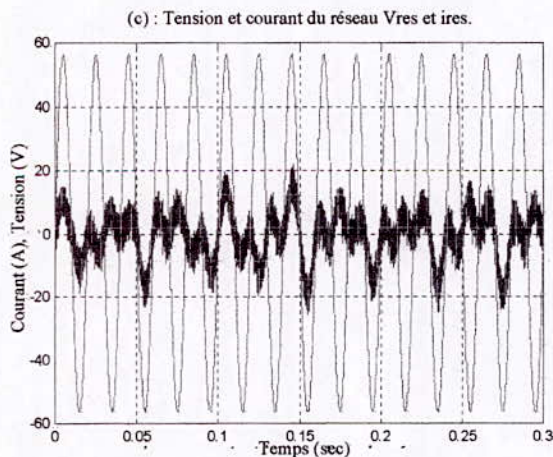
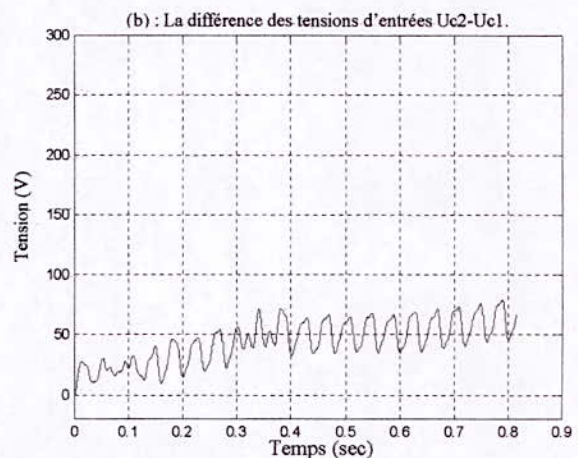
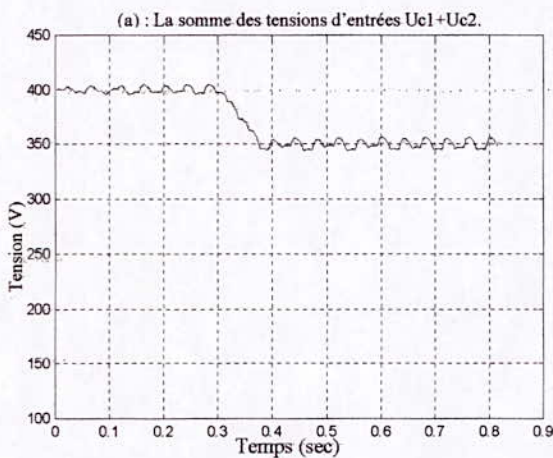
4.4.5. Interprétation :

Les résultats de simulation montrent bien que les performances du réglage flou sont atteintes et en remarquant que l'utilisation du régulateur neuro-flou-hystérésis pour la commande du pont donne une meilleure qualité de réglage. De plus, le temps de calcul s'est remarquablement diminué.

4.4.6. Influence de la résistance du pont de Clamping :

Dans les simulations qui précèdent, on a utilisé une valeur de résistance pour le pont de Clamping égale à 400Ω . Pour montrer que le choix de cette résistance est important, nous allons faire ces essais.

a) pour $\Delta = 0V$ et $R=200\Omega$ et avec changement de consigne :



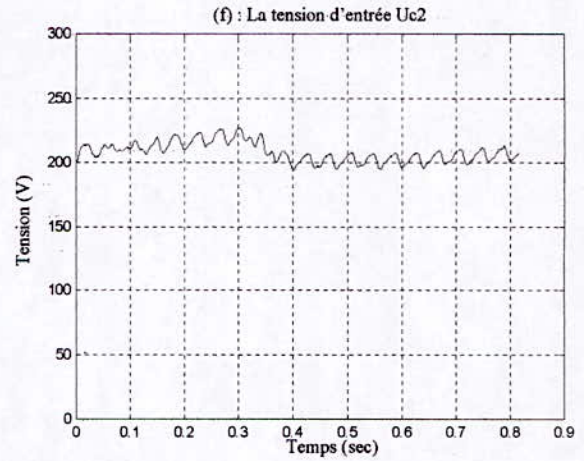
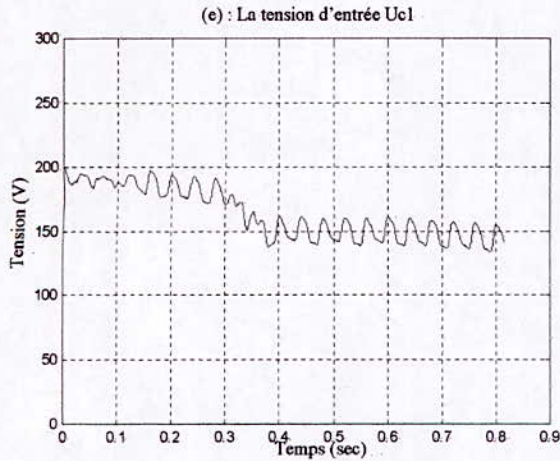
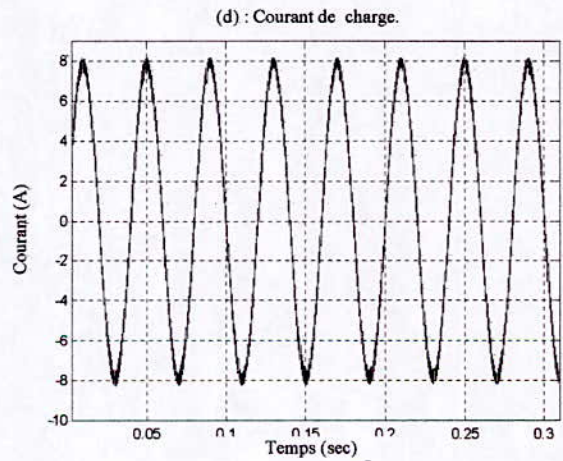
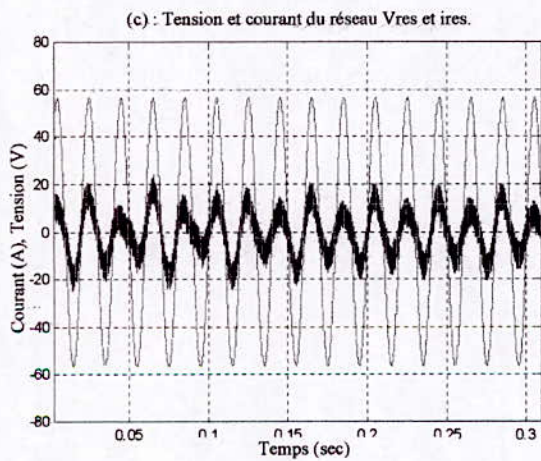
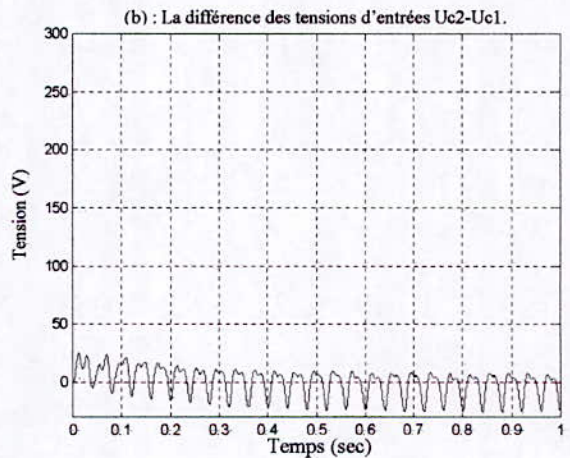
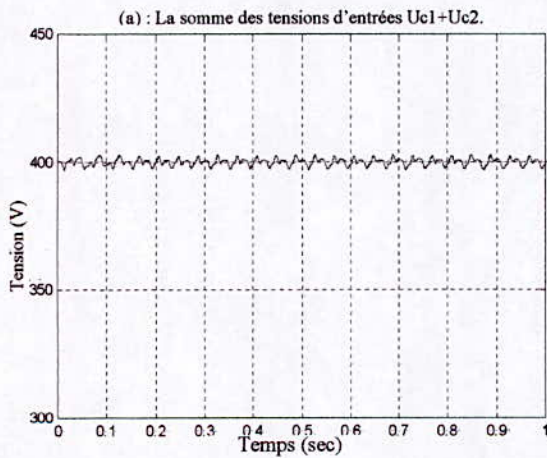


Fig.(4.11) : Résultats de simulation par hystérésis avec une résistance du pont $R=200\Omega$ avec un changement de consigne.

b) pour $\Delta U = 0$ et $R=600\Omega$:



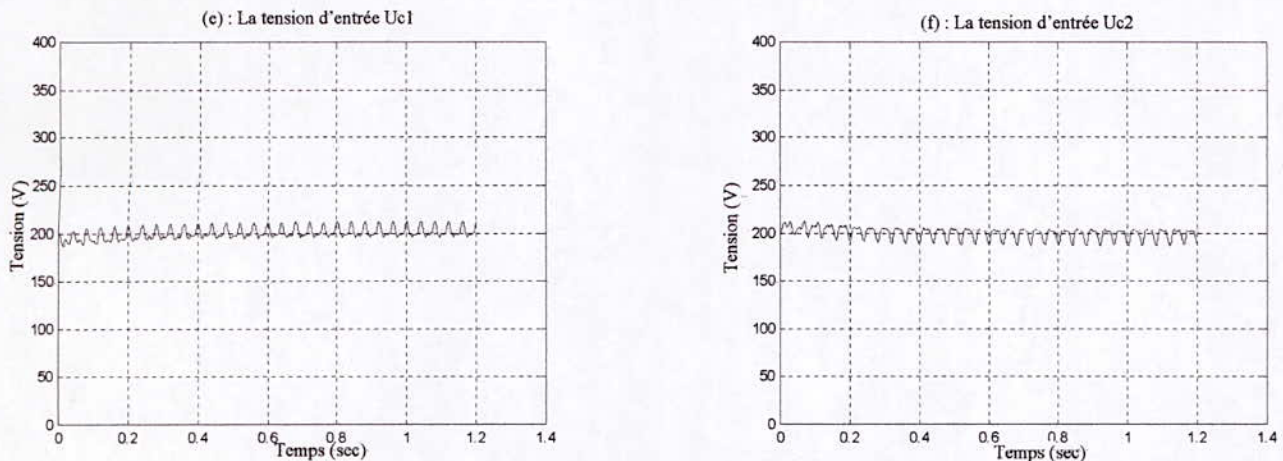


Fig.(4.12) : Résultats de simulation par hystérésis avec une résistance du pont $R=600\Omega$.

4.4.7. Interprétation :

Dans cette partie on a examiné l'influence du choix de la résistance du pont R , et on a remarqué que la diminution de R influe d'une façon négative sur la qualité de réglage, car elle augmente les pertes joules dans le système. Par contre une valeur grande de la résistance supprime l'effet du pont. Donc on a choisi une valeur intermédiaire pour cette résistance.

Remarque :

Dans ce chapitre, toutes les simulations ont été faites avec $T_v=2$ ms.

4.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons introduit le pont de Clamping, qui permet la régulation de la différence des tensions d'entrées $U_{c2}-U_{c1}$.

Dans un premier temps, on a donné la modélisation du convertisseur AC/AC avec pont, puis dans la deuxième partie on est passé à l'application des différentes méthodes de commande étudiées dans ce travail, sur cette structure. On a utilisé un régulateur hystérésis pour le pont, puis un régulateur flou-hystérésis, et on a montré les simulations de ces systèmes, avec leurs différents tests de robustesse et de poursuite ; on a utilisé aussi le réglage par neuro-flou. Les résultats de simulation ont montré clairement que les objectifs du réglage sont atteints.

Il est à noter que la méthode de réglage par neuro-flou est beaucoup plus efficace, soit en terme de diminution du temps de calcul ou bien de qualité de réglage.

A la fin, si on fait une comparaison entre régulation avec et sans pont on trouve que pour avoir la valeur moyenne de y nulle et les valeurs moyennes de U_{c1} et U_{c2} égales à 200V, on doit utiliser le pont, et on peut voir ça clairement en examinant les figures (4.10) et (3.12.a).

A la fin nous allons donner un tableau récapitulatif des résultats de ce chapitre :

La méthode utilisée.		y_{min}	y_{max}	Δy
Commande des boucles	Commande du pont de Clamping			
Flou	Sans commande	/	/	Diverge
Neuro-flou	Sans commande	/	/	Diverge
Flou	Hystérésis	-10	22	32
	Flou-hystérésis	-13	20	33
Neuro-flou	Hystérésis	-12	17	29
	Flou-hystérésis	-18	17	35
	Neuro-flou-hystérésis	-10	17	27

Tableau (4.3) : Les différents résultats obtenus pour la régulation de la différence des tensions $U_{c2}-U_{c1}$.

Ce tableau donne une comparaison des résultats sur un intervalle de une seconde, et il montre clairement que les résultats obtenus pour un régulateur neuro-flou-hystérésis sont les plus bons, la figure (4.10.d) le montre clairement.

CONCLUSION GENERALE :

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la commande par les systèmes flous et neuro-flous du convertisseur minimal AC/AC. Ainsi, nous avons développé une commande floue basée sur le modèle de raisonnement de Mamdani et celle basée sur le modèle neuro-flou de Sugeno.

Nous avons tout d'abord commencé par la modélisation mathématique du convertisseur minimal AC/AC. Ce convertisseur trouve son application dans l'alimentation de charges avec un courant variable en amplitude et en fréquence, avec un courant sinusoïdal et un facteur de puissance unitaire du côté réseau. Cette structure ne comprend que deux bras d'interrupteurs pour la conversion AC/AC, d'où l'appellation : « structure minimale ».

Nous avons tout d'abord commencé par la formulation mathématique des systèmes flous de Mamdani et celui de Sugeno. Le premier modèle est mieux adopté à représenter une description linguistique du comportement que doit réaliser le régulateur. Tandis que le modèle de Sugeno est souhaitable pour une identification et une approximation de fonctions inconnues et/ou variables, surtout lorsqu'on sait que la sortie due à ce type de modèle possède une expression linéaire en terme des paramètres de conséquences des règles floues.

Les résultats obtenus lors de l'application du régulateur flou de Mamdani à cinq classes ont montré un comportement satisfaisant et des performances élevées par rapport à celui de trois classes, mais avec augmentation de temps de calcul pour la détermination de la loi de commande. L'utilisation des régulateurs flous de Sugeno a permis de surmonter ce problème. Les conséquences des règles floues de Sugeno sont considérées comme un polynôme d'ordre un des entrées. Ces entrées sont seulement définies par trois ensembles flous. Les paramètres des prémisses sont pris constants, mais ceux des conclusions sont déterminés en se basant sur les données entrée-sortie fournies par les régulateurs flous, synthétisés en utilisant le modèle de raisonnement de Mamdani, où chaque variable linguistique d'entrée-sortie est décrite par cinq fonctions d'appartenance du type triangulaire. L'approche par le filtre de Kalman étendu a permis de déterminer le vecteur des paramètres des règles floues afin que le régulateur flou de Sugeno approche le mieux possible la sortie du régulateur flou de Mamdani. L'avantage essentiel présenté par le régulateur flou de Sugeno réside dans le fait qu'il est construit uniquement autour de trois fonctions d'appartenance et le nombre de règles servant à induire la commande est de neuf au plus. L'étape de défuzzification est éliminée. Tout ceci conduit à un algorithme très réduit pour le calcul de la commande par rapport à celui de Mamdani à cinq classes.

L'application de ces méthodes de réglage a permis d'atteindre l'objectif de ce travail qui se résume aux contrôles des trois boucles. Dans un premier temps, on a utilisé les régulateurs flous de Mamdani. Puis, on s'est basé sur les résultats de ce réglage pour l'identification des paramètres du modèle de neuro-flou de Sugeno. Toutes ces méthodes ont présenté une robustesse vis à vis des variations des paramètres du système. Mais la différence de tension $U_{c2} - U_{c2}$ évolue d'une façon libre, car il n'y a pas une commande qui agit directement sur cette grandeur.

L'utilisation du pont de Clamping nous a permis d'agir directement sur la différence des tensions $U_{c2}-U_{c1}$. Dans cette partie, trois techniques de commande ont été appliquées ; à savoir la commande par hystérésis, commande flou-hystérésis et la commande neuro-flou-hystérésis. On a utilisé aussi une commande mixte où les régulateurs des trois boucles du système sont des régulateurs de Sugeno et celui du pont est de type Mamdani.

Notre travail, loin d'être achevé, pourra être prolongé dans plusieurs directions, en particulier :

- Application de la commande neuro-floue adaptative.*
- Utilisation de la méthode neuro-floue avec identification des paramètres des prémisses et des conclusions.*
- Utilisation de la méthode neuro-floue avec identification des paramètres en temps réel.*
- Utilisation des algorithmes génétiques pour l'optimisation des systèmes flous.*

ANNEXE

Les paramètres de système

Dans ce qui suit, on donne tout les valeurs des paramètres du convertisseur minimal utilisées dans les différentes simulations :

$$L_c = 0.01H$$

$$R_c = 10\Omega$$

$$L_r = 0.001H$$

$$R_r = 0.025\Omega$$

$$C = 0.005F$$

$$V_{res} = 56.56V$$

La fréquence du porteuse dans la MLI est : 10KHz

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] : **BUHLER**. Réglage par Logique Floue. presse polytechnique Romandes, 1993.
- [2] : **WITOLD PEDRYCZ**. Fuzzy Control And Fuzzy Systems. (second, extended, edition) Research Studies Press LTD. Taunton, Somerset, England.
- [3] : **R. LOWEN** and **M. ROUBENS**. Fuzzy Logic. Kluwer Academic Publishers. Dordreth/Boston/London.
- [4] : **BUHLER**. Conception des Systèmes Automatiques. presse polytechnique Romandes, 1988.
- [5] : **JYH-SHING ROGER JANG** and **CHUEN-TSAI SUN** ,Neuro-Fuzzy Modeling and Control. Proceedings of the IEEE,col.83, no. 3, MARCH 1995.
- [6] : **J.A. ROUBOS, S. Mollov, R. Babuska, H.B. Verbruggen**. International Journal of Approximate Reasoning 22 (1999) 3-30.
- [7] : **Li-Xin WANG**. Stable Adaptative Fuzzy Control of non Linear Systems. IEEE translation on Fuzzy Systems. Vol. 1, no. 2, MAY 1993.
- [8] : **JANG-HYOON, YOUM,BONG-HWAN KWON**. Switching technique for current-controlled AC-to-AC converters. IEEE transactions on industrial electronics vol. 46. NO. 2. april 1999.
- [9] :**K. TALAMALI, F.NAFA**. Etude et commande d'une structure minimal de conversion directe AC-AC. PFE. ENP, 1999.
- [10] : **E. M. BERKOUK, R.SIACI**. Etude et Commande d'une Structure Minimale de Conversion Alternative-Alternative.
- [11] : **YEDOU**. Thèse Magistère, Etude de Synthèse Sur les Réseaux de Neurones et Leurs Applications. No. 10,année 1998, ENP.
- [12] :**YIH-GUANG LEU, WEI-YEN WANG, AND TSU-TAIN LEE**. Robust adaptive fuzzy-neural controllers for uncertain nonlinear systems. IEEE transactions on robotics and automation vol. 15. NO. 5. october 1999.
- [13] : **LABIOD. H**. Commande Adaptative par les Systèmes Flous Application aux Robot Manipulateurs. Thèse de Magistère Département de Génie Electrique Ecole Nationale Polytechnique 1998.
- [14] : **A. BENYAHIA, A. AZIL**. commande floue et neuro-floue d'une machine asynchrone alimenter par un onduleur à trois niveaux à structure NPC. PFE, ENP 1999.
- [15] : **CHEKIREB**. Séminaire sur la logique floue. ENP 2000.

[16] : **GUY SEGUIER**. L'électronique de Puissance (Les fonctions de base et leurs principales applications). BORDAS, Paris, 1985.

[17] : **E.M.BERKOUK**, contribution à la commande des machines asynchrones monophasée et triphasé alimentées par des convertisseur directes et indirectes multiniveaux, thèse doctorat.

[18] : **LOWEN. R, M.ROUBENSE**. fuzzy logic state of the art Kluwer Academic publishers 1993.

[19] : **BERNARDETTE BOUCHON-MEUNIER**. La logique floue. Presse universitaire de France. Janvier 1993.

ملخص:

في هذا العمل نقوم بدراسة وضبط بنية جديدة أحادية الطور ذات مستويين تسمح بالتحويل المباشر من متناوب إلى متناوب. بعد إعطاء النموذج العام لهذه البنية، استعملنا معدلات غامضة، و من ثمة طبقنا تقنية التحكم العصبوني الغامض بهدف الحصول على تيار حمل متناوب ذو تواتر و سعة قابلتين للضبط انطلاقاً من منبع كهربائي ذو تواتر معلوم و ثابت بالإضافة إلى معامل استطاعة أحادي.

كلمات مساعدة: محول مباشر، متناوب - متناوب ، معدل تناسبى تكاملي، حلقة التيار، حلقة التوتر، ضابط غامض، ضابط عصبوني غامض.

Abstract:

In this work we present the design and the control of a new AC/AC converter. After modeling the converter, we started by using the fuzzy logic controller, then we have applied the neuro-fuzzy controller in order to obtain a current load controllable in frequency and amplitude from a source of a fixed frequency, with a sinusoidal absorption side source and unit power factor.

Keywords: converter, direct, AC/AC, PI regulator, tension feed, current feed, fuzzy controller, neuro-fuzzy controller.

Résumé:

Dans ce travail nous avons donné la conception et la commande, d'un convertisseur minimal.

Après avoir donné le modèle du convertisseur, nous avons commencé par l'utilisation du régulateur flou. Puis, on a appliqué la commande neuro-floue dans le but d'obtenir un courant de charge sinusoïdal réglable en amplitude et en fréquence, à partir d'une source de tension fixe avec un facteur de puissance unitaire.

Mots clés : convertisseur, direct, monophasé, AC/AC, régulateur PI, boucle de tension, boucle de courant, régulateur neuro-flou, régulateur neuro-flou-hystérésis.