

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

D.E.R. GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE

DEPARTEMENT AUTOMATIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme
d'ingénieur en automatique

THEME

**GENERATION DES SIGNAUX A
M.L.I. PAR
RESEAUX DE NEURONES
ARTIFICIELS**

PROPOSE PAR :
Mr : H.CHEKIREB

ETUDIE PAR :
Mr :ALLOUI MOURAD
Mr :BELGACEM ISKANDER

DIRIGE PAR:
Mr :H.CHEKIREB

PROMOTION JUILLET 1997



ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

D.E.R. GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE

DEPARTEMENT AUTOMATIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme
d'ingénieur en automatique

THEME

**GENERATION DES SIGNAUX A
M.L.I. PAR
RESEAUX DE NEURONES
ARTIFICIELS**

PROPOSE PAR :
Mr : H.CHEKIREB

ETUDIE PAR :
Mr :ALLOUI MOURAD
Mr :BELGACEM ISKANDER

DIRIGE PAR:
Mr :H.CHEKIREB

PROMOTION JUILLET 1997



ENP 10 avenue Hassen Badi El-Harrach -ALGER

Avant propos.

Ce travail a été effectué à l'école nationale polytechnique d'Alger.

Au bout du chemin, nous ne manquerons d'exprimer, à notre promoteur Mr **CHEKIREB**, notre parfaite considération et profonde reconnaissance, pour la bienveillance avec laquelle il a dirigé ce travail, pour ses inestimables aides ainsi que pour sa volonté de nous faire profiter de l'étendue de ses connaissances.

Nous adressons également nos sincères remerciements à tous nos enseignants, du primaire au supérieur, ainsi qu'aux membres de jury ayant accepté de juger notre travail.

DEDICACES

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Je dédie ce travail

A mes parents, en guise de reconnaissance pour

leurs sacrifices.

A ma soeur et mon frère et mon petit neveu MOHAMED.

A ma famille, en particulier mes tantes maternelles.

A tous mes amis.

Iskander.

A mes parents.

A mes frères.

A tous mes amis.

Mourad.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....1

1^{ère} PARTIE : ETUDES THEORIQUES

SECTION 1 :

LES ONDULEURS A MODULATION DE LARGEUR D'IMPULSION

I-INTRODUCTION	3
I-1-L'ondeur	3
I-2-La modulation de largeur d'impulsion	4
II-MODULATION SINUSOÏDALE	5
II-1-Technique triangulo-sinusoidale	5
II-2-Techniques à échantillonnage régulier	6
II-2-1-Technique à échantillonnage régulier symétrique	6
II-2-2-Technique à échantillonnage régulier asymétrique	6
II-2-3-Technique à échantillonnage régulier modifié	6
II-3-Techniques à modulation algébrique	6
II-3-1-Techniques à modulation algébrique directe	6
II-3-2-Techniques à modulation algébrique modifiée	6
III-MODULATION CALCULEE	10
III-1-Elimination des premiers harmoniques de la tension de sortie	10
III-2-Minimisation du taux d'harmoniques	10
IV-ELIMINATION DES PREMIERS HARMONIQUES DE LA TENSION DE SORTIE	11
V-IMPLANTATION PAR MICROPROCESSEUR DE QUELQUES TECHNIQUES DE M L I	13
V-1-Implantation par microprocesseur de la technique triangulo-sinusoidale	13
V-2-Implantation par microprocesseur des techniques à modulation algébrique	14
V-3-Implantation par microprocesseur des techniques à modulation calculée	14
VI-CONCLUSION	15

SECTION 2 :
LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

I-INTRODUCTION16

II-MODEL GENERAL DU NEURONE17

 II-1-Sommateur pondéré17

 II-2-Le système dynamique18

 II-3-fonction d'activation18

III-CLASSIFICATION DES RESEAUX DE NEURONES19

 III-1-Classification selon le type du neurone utilisé19

 III-1-1-Les réseaux statiques19

 III-1-2-Les réseaux dynamiques19

 III-2-classification selon l'architecture du réseau19

 III-2-1-Les réseaux entièrement connectés19

 III-2-2-Les réseaux multicouches20

 III-3-Classification selon la méthode d'apprentissage21

 III-3-1-Apprentissage supervisé21

 III-3-2-Apprentissage non-supervisé21

IV-ALGORITHME D'APPRENTISSAGE21

 IV-1-Rétropropagation "back-propagation"21

 IV-1-1-Notations22

 IV-1-2-Algorithmes23

 IV-2-Rétropropagation rapide "FBP"23

V-CONCLUSION24

2^{ème} PARTIE
SIMULATION ET CONCEPTION

SECTION 3 :
DETERMINATION DES ANGLES DE COMMUTATION25

SECTION 4 :

I-INTRODUCTION29

II-APPRENTISSAGE DU RN29

 II-1-Approches préliminaires pour la résolution du problème30

 II-2-Le réseau choisi32

III-VALIDATION DES RESULTATS32

 III-1-Influence de la variation de V à fréquence fixe $\ll f=50\text{Hz} \gg$ 32

 III-2-Influence de la variation de f à amplitude fixe $\ll V=0.55 \gg$ 34

 III-3-interprétations et validation des résultats34

IV-TESTS FINAUX34

V-CONCLUSION50

SECTION 5 :

CONCEPTION

I-INTRODUCTION	51
II-LA SOURCE CONTINUE	52
III-L'ONDULEUR.....	53
IV-LE RESEAU DE NEURONE	55
IV-1-Les entrées/sorties	55
IV-2-Poids de sommateur pondéré	55
IV-3-La dynamique	56
VI-4-La fonction d'activation	57
V-CONCLUSION	57
CONCLUSION GENERALE	58

ANNEXES :

ANNEXE A :Détermination de la valeur efficace du fondamental et des harmoniques de la tension de sortie d'un onduleur à MLI	60
ANNEXE B :Méthode de NEWTON-RAPHSON	64
ANNEXE C :BIBLIOGRAPHIE.....	65

INTRODUCTION GENERALE.

Les années récentes ont marqué d'une façon importante l'évolution de l'électronique de puissance.

A ce propos des convertisseurs continus-alternatifs ont été conçus dont la forme d'onde de sortie dépend énormément de la stratégie de commande adaptée.

La modulation de largeur d'impulsions (M.L.I) est la technique la plus performante pour la commande des onduleurs, cette technique consiste à former l'onde de sortie d'une succession de créneaux de largeurs convenables.

Les techniques de M.L.I peuvent être classées en plusieurs stratégies, dont on trouve la méthode d'élimination des premiers harmoniques de la tension de sortie, son principe a été introduit pour la première fois par Turnbull en 1967 puis développé par Patel et Hoft en 1973. [2]

Initialement, les circuits de commandes analogiques sont exploitées avec toutes les stratégies qui leurs sont accessibles et ceci avec un grand succès. Toutes fois, il est bien connu que certaines stratégies tolèrent mal l'utilisation de ces circuits à cause des inconvénients qu'ils présentent.

Le développement acquis dans le domaine de la micro électronique et la programmation, ouvre de grandes perspectives dans le contrôle des convertisseurs. Actuellement, plusieurs convertisseurs opèrent par l'incorporation des logiciels.

L'esprit de concurrence, le souci de qualité et bien d'autres raisons nous ont poussé à concevoir des systèmes à haute performances, pratiques et moins encombrants, chose fournie par les réseaux de neurones artificiels (R.N.A).

C'est en essayant de comprendre le fonctionnement du cerveau humain que l'homme s'est trouvé en train de modéliser les réseaux de neurones humain, c'est ce qu'a prétendu faire l'intelligence artificielle dans les années cinquante (I.A); depuis lors l'IA n'a cessé d'attirer des chercheurs, grâce à elle les systèmes experts sont apparus, les jeux électronique, ...etc.

mais elle n'est pas parvenue à résoudre les problèmes que l'homme résout avec brio, car elle est basée sur le calcul symbolique et la logique d'ordre un, tandis que les problèmes courants ont plutôt un aspect numérique et probabilistique ; c'est cet aspect qui a permis au R.N.A de voir le jour.

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les quelques propriétés qu'ils possèdent, et qui devraient permettre de dépasser les limitations de l'information traditionnels. Ce nouveau mode de traitement de l'information paraît très promoteur pour résoudre un certain nombre d'applications jusqu'à lors très difficiles, parmi ces propriétés, il faut citer « traitement d'images, reconnaissance des formes, reconnaissance de la parole, ...etc. ».

C'est dans ces perspectives que s'intègre le présent projet qui vise essentiellement la génération des signaux à MLI en utilisant un réseau de neurones. Il est organisé en deux parties :

La première qui regroupe l'essentielle de la théorie nécessaire pour contourner le problème posé, elle consiste en deux sections :

1. Onduleurs à MLI.
2. Réseaux de neurones artificiels.

Et la deuxième qui concerne l'étude pratique. Elle est scindée en trois sections :

1. Détermination des angles de commutation.
2. L'apprentissage des réseaux de neurones (simulation).
3. conception du système.

Pour ne pas alourdir certaines sections, nous avons placé dans des annexes quelques définitions, démonstrations et autres.

A la fin de ce projet, on trouve une conclusion générale qui résume un peu ce qui a été fait.

1^{ère} Partie

**Études
théoriques**

SECTION 1

LES ONDULEURS à MODULATION DE LARGEUR D'IMPULSIONS.

I. Introduction

I. 1 L'onduleur : [2]

Un onduleur est un convertisseur statique assurant la conversion continu - alternatif. La commutation des composants électroniques est supposée instantanée (composants parfaits).

Les tensions de sortie se déduisent immédiatement de la tension d'entrée de l'onduleur. (U) et de signaux logiques qui fixent les positions des inverseurs $S_i(t)$; ($i : a, b, c$); (fig. 1.1).

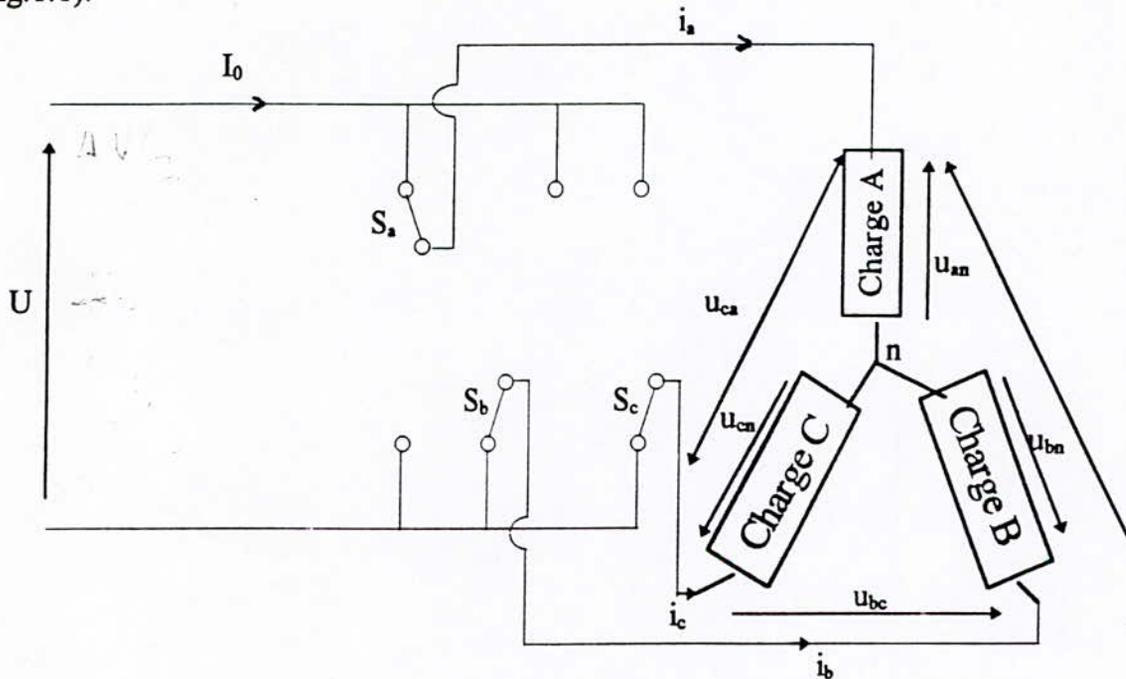


Figure 1.1 Onduleur de tension triphasée.

A chaque inverseur on associe une fonction logique tel que :

$$S_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{Si l'inverseur}(i) \text{ est à la borne (+) de la source.} \\ 0 & \text{Si l'inverseur}(i) \text{ est à la borne (-) de la source.} \end{cases}$$

Les tensions de lignes et de phase sont données par :

$$u_{ab} = U(S_a(t) - S_b(t))$$

$$u_{bc} = U(S_b(t) - S_c(t))$$

$$u_{ca} = U(S_c(t) - S_a(t))$$

$$u_a = U\left(\frac{2}{3}S_a(t) - \frac{1}{3}(S_b(t) + S_c(t))\right)$$

$$u_b = U\left(\frac{2}{3}S_b(t) - \frac{1}{3}(S_a(t) + S_c(t))\right)$$

$$u_c = U\left(\frac{2}{3}S_c(t) - \frac{1}{3}(S_a(t) + S_b(t))\right)$$

I. 2 La modulation de largeur d'impulsions : [1]

Dans un onduleur à MLI on forme chaque alternance d'une tension de sortie de plusieurs créneaux de largeurs convenables.

La multiplication du nombre « d'impulsions » formant chacune des alternances d'une tension de sortie présente deux avantages :

- Elle repousse vers les fréquences plus élevées les harmoniques de la tension de sortie, ce qui facilite le filtrage.
- Elle permet de faire varier la valeur du fondamental de la tension de sortie.

L'essor de la MLI, est lié aux progrès sur les semi-conducteurs de puissance, l'augmentation du nombre des commutations entraînerait des pertes excessives si on avait pas réussi à réduire les pertes à chacune des commutations.

Selon la manière de déterminer les angles de modulation, les onduleurs à MLI peuvent être classés en deux groupes :

- Ceux à modulation sinusoïdale.
- Ceux à modulation calculée.

La modulation est sinusoïdale, lorsqu'on détermine en temps réel les instants de fermeture et d'ouverture des interrupteurs, à l'aide d'une électronique de commande analogique ou numérique. Pour cette détermination, on utilise les intersections d'une onde de référence et d'une onde de modulation.

Dans la modulation calculée, on calcule et on mémorise au préalable les instants de commande, les interrupteurs sont ensuite commandés par un microprocesseur (réseau de neurone). Donc ce type de modulation repose sur la détermination mathématique des angles de modulation en vue de satisfaire certains critères d'optimisation, parmi ces critères notons :

- L'élimination des premiers harmoniques de la tension de sortie.
- Minimisation du taux d'harmoniques pondérées.

La modulation peut être monophasée ou triphasée, aussi bien pour les techniques sinusoïdales que calculées.

II. Modulation sinusoïdale :

Les instants d'ouverture et de fermeture des semi-conducteurs sont déterminés par l'intersection de deux ondes, l'une de référence et l'autre de modulation. La modulation est caractérisée par deux paramètres :

- l'indice de modulation (m) égale au rapport de la fréquence de l'onde de modulation à la fréquence de l'onde de référence ($m=f_p/f$).
- le coefficient de réglage (r) égale au rapport de l'amplitude de la tension de référence par celle de la porteuse (de modulation) ($r = E/E_p$).

La modulation est dite synchrone si m est entier, elle est dite asynchrone s'il ne l'est pas.

II. 1 Technique triangulo - sinusoïdale (TS) : [11]

Dans cette technique, la porteuse est un signal triangulaire (P) d'amplitude fixe, et la référence est un signal sinusoïdale (S), d'amplitude variable (fig.1-2).

Pour obtenir \vec{E} triphasé, les trois tensions (u_{a0} , u_{b0} , u_{c0}), sont comparés à la même porteuse (P), trois signaux de référence (S_1, S_2, S_3) déphasés de $(2\pi/3)$ les uns par rapport aux autres.

II. 2 Techniques à échantillonnage régulier (ER) : [11]

Ces techniques consiste à comparer une porteuse triangulaire à une version discrétisée de la référence sinusoïdale.

II. 2.1 Technique à échantillonnage symétrique (ERS) :

La référence discrétisée (S_d) est obtenue par échantillonnage de (S) aux instants des pics positifs (ou négatifs) de la porteuse P (fig.1-3).

II. 2.2 Technique à échantillonnage régulier asymétrique (ERA) :

Dans ce cas, l'échantillonnage de (S) se fait aux instants des pics positifs et négatifs de la porteuse (fig.1-4).

II. 2.3 Technique à échantillonnage régulier modifié (ERM) :

Pour cette technique, l'échantillonnage de la référence se fait aux instants des pics positifs et négatifs de la porteuse. Entre deux instants successifs α_j et α_{j+1} , la valeur prise par la référence discrétisée est égale à la demi - somme de celles prises par la référence sinusoïdale en ces deux instants (fig.1-5).

II. 3 Techniques à modulation algébrique (MA) : [11]

Ces techniques consistent à découper avec une période T' , un signal sinusoïdal S d'amplitude E en un certain nombre de portions (m'), la tension ainsi obtenue est doublement symétrique par rapport au quart et demi de la période.

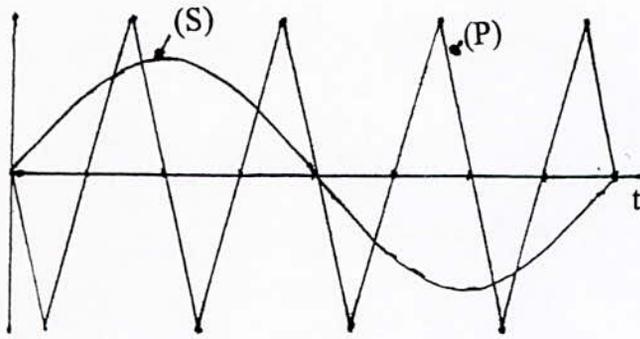
II. 3.1 Technique à modulation algébrique directe (MAD) :

Pour déterminer les séquences de conduction durant chaque période T' , il suffit d'égaliser son aire à la somme algébrique des aires positive et négative de la tension à MLI dont le niveau est

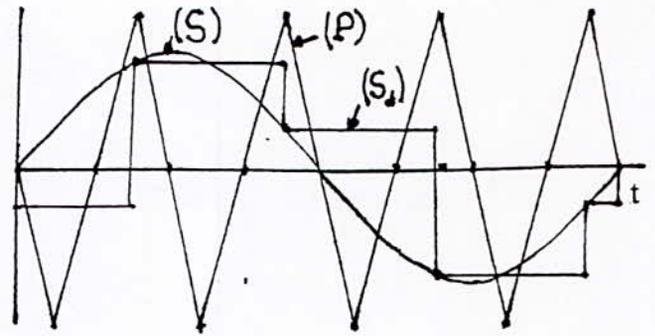
$$\mp \frac{U}{2} \text{ (fig.1-6).}$$

II. 3.2 Technique à modulation algébrique modifiée (MAM) :

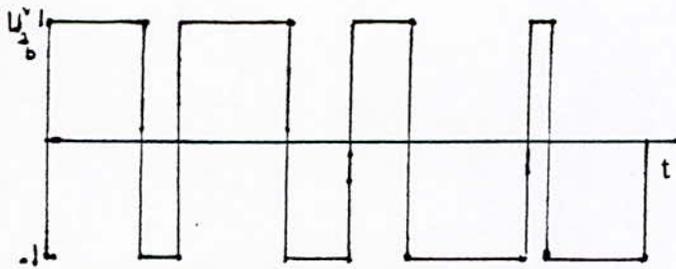
Sur le premier quart de période, le créneau positif est calé au début de la période de découpage considérée au lieu qu'il soit centré en son milieu, tout en conservant la double symétrie de la



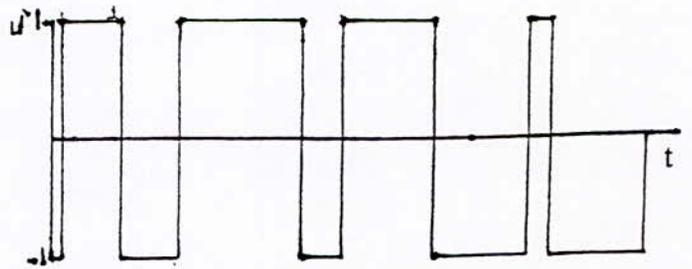
Fig(1-2): Principe de la technique triangulo-sinusoidale



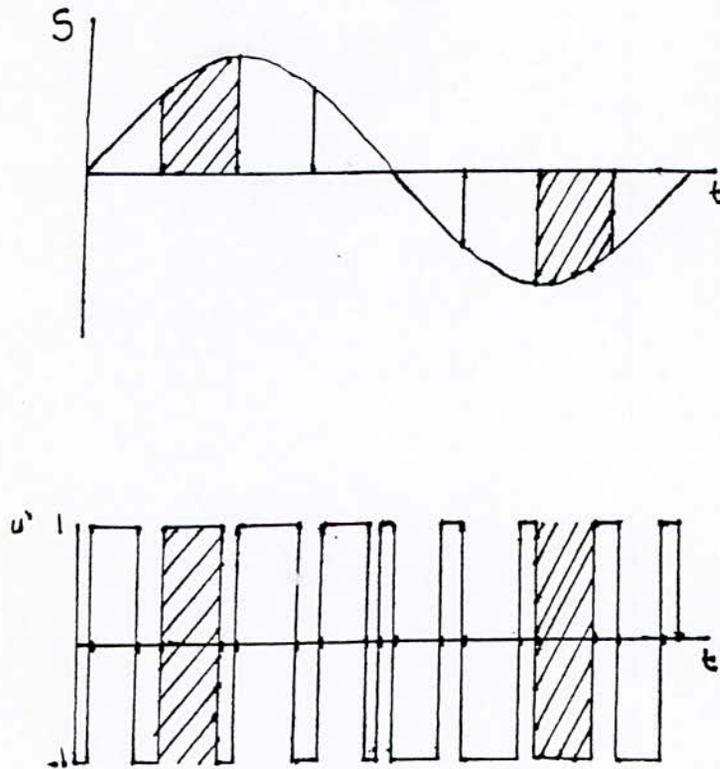
Fig(1-3): Principe de la technique à échantillonnage régulier symétrique



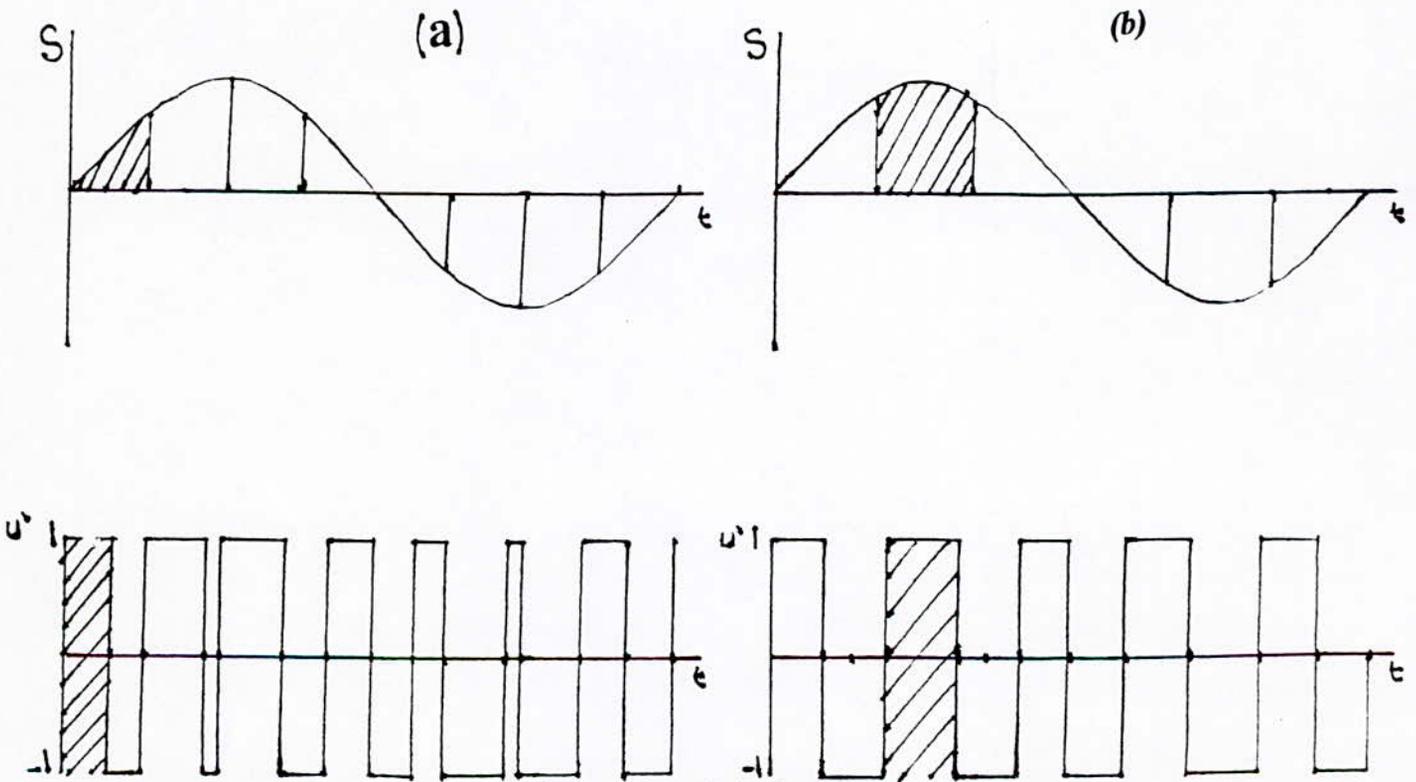
Fig(1-4): Principe de la technique à échantillonnage régulier asymétrique



Fig(1-5): Principe de la technique à échantillonnage régulier modifié



Fig(1-6): Principe de la technique à modulation algébrique directe



Fig(1-7): Principe de la technique à modulation algébrique modifiée
 (a): Aucune période n'est centrée sur $\Pi/2$. (b): Une période est centrée sur $\Pi/2$.

LES DIFFERENTS TECHNIQUES	LES ANGLES DE COMMUTATIONS	ETUDE D'HARMONIQUES
TS	$\theta_{2j+1} = \frac{\pi}{2m}(4j - r \sin \theta_{2j+1})$ $j = 0, \dots, \frac{m \pm 1}{4}$ $\theta_{2j+2} = \frac{\pi}{2m}(4j + r \sin \theta_{2j+2})$	$U' = \sum A_k \sin k\omega t$ $k = 1, 2, \dots$ $A_k = \frac{2U}{k\pi} \left(1 - 2 \cos k\theta_1 + \cos k\theta_2 - \dots \pm 2 \cos k\theta_{\frac{m-1}{2}} \right)$
ERS	$\theta_{2j+1} = \frac{\pi}{2m} \left[4j - r \sin \left((4j-1) \frac{\pi}{2m} \right) \right]$ $j = 0, \dots, m-1$ $\theta_{2j+2} = \frac{\pi}{2m} \left[4j + 2 + r \sin \left((4j-1) \frac{\pi}{2m} \right) \right]$	$U' = \sum A_k \sin k\omega t + B_k \cos k\omega t$ $A_k = \frac{U}{k\pi} \sum_{j=1}^m [\cos k\theta_{2j-1} - \cos k\theta_{2j}]$ $k = 1, 2, \dots$ $B_k = \frac{U}{k\pi} \sum_{j=1}^m [\sin k\theta_{2j-1} - \sin k\theta_{2j}]$
ERA	$\theta_{2j+1} = \frac{\pi}{2m} \left[4j - r \sin \left((4j-1) \frac{\pi}{2m} \right) \right]$ $j = 0, \dots, m$ $\theta_{2j+2} = \frac{\pi}{2m} \left[4j - r \sin \left((4j+1) \frac{\pi}{2m} \right) \right]$	$U' = \sum A_k \sin k\omega t + B_k \cos k\omega t$ $A_k = \frac{2U}{k\pi} (\cos k\theta_1 - \cos k\theta_2 + \dots + \cos k\theta_m)$ $k = 1, 3, 5, \dots$ $B_k = \frac{2U}{k\pi} (-\sin k\theta_1 + \sin k\theta_2 - \dots - \sin k\theta_m)$
ERM	$\theta_{2j+1} = \frac{\pi}{2m} \left[4j - \frac{r}{2} \left(\sin \frac{(4j-1)\pi}{2m} + \sin \frac{(4j+1)\pi}{2m} \right) \right]$ $j = 0, \dots, \frac{m \pm 1}{4}$ $\theta_{2j+2} = \frac{\pi}{2m} \left[4j + 2 + \frac{r}{2} \left(\sin \frac{(4j+1)\pi}{2m} + \sin \frac{(4j+3)\pi}{2m} \right) \right]$	$U' = \sum A_k \sin k\omega t$ $k = 1, 2, 3, \dots$ $A_k = \frac{2U}{k\pi} \left(1 - 2 \cos k\theta_1 + 2 \cos k\theta_2 - \dots \pm 2 \cos k\theta_{\frac{m-1}{2}} \right)$
MAD	$\theta_{2j-1} = \frac{\pi}{2m'} \left[4j + 2 - \frac{m'}{\pi} r' \left(\cos(2j-1) \frac{\pi}{m'} - \cos 2j \frac{\pi}{m'} \right) \right]$ $r' = \frac{2E}{U}$ $j = 0, \dots, m'$ $\theta_{2j} = \frac{\pi}{2m'} \left[4j + 2 + \frac{m'}{\pi} r' \left(\cos(2j-1) \frac{\pi}{m'} - \cos 2j \frac{\pi}{m'} \right) \right]$	$U' = \sum A_k \sin k\omega t$ $k = 1, 3, 5, \dots$ $A_k = \frac{2U}{k\pi} \left(-1 + 2 \cos k\theta_1 - 2 \cos k\theta_2 + \dots \pm 2 \cos k\theta_{\frac{m'}{2}} \right)$
MAM	$\bullet \frac{m}{2} \text{ paire } \theta_j = \frac{\pi}{2m'} \left[4j - 4 + \frac{m'}{\pi} r' \left(\cos(2j-1) \frac{\pi}{m'} - \cos 2j \frac{\pi}{m'} \right) \right]$ $j = 1, \dots, \frac{m'}{4}$ $\bullet \frac{m}{2} \text{ impaire } \theta_j = \frac{\pi}{2m'} \left[4j - 4 + \frac{m'}{\pi} r' \left(\cos(2j-1) \frac{\pi}{m'} - \cos 2j \frac{\pi}{m'} \right) \right]$ $\theta_{\frac{m'}{2}} = \frac{\pi}{2m'} \left(m' - \frac{m'}{\pi} r' \sin \frac{\pi}{m'} \right) \quad j = 1, \dots, \frac{m'-2}{4}$	$U' = \sum A_k \sin k\omega t$ $k = 1, 3, 5, \dots$ $A_k = \frac{2U}{k\pi} \left(1 - 2 \cos k\theta_1 + 2 \cos k\theta_2 - \dots \pm 2 \cos k\theta_{\frac{m'+1}{2}} \right)$

Tableau(1.1) : Les angles de commutation et les harmoniques des techniques sinusoïdaux.

tension (fig.1-7-a). Or, dans le cas où l'une des périodes est centrée sur $\pi/2$, la symétrie n'est obtenue que si le créneau positif correspondant est centrée lui aussi sur $\pi/2$ (fig.1-7-b).

III. Modulation calculée : [1]

Au lieu de déterminer les angles de commutation en temps réel, on peut calculer préalablement les séquences de commande, les mémoriser et commander les semi-conducteurs de l'onduleur à partir de ces séquences mémorisées.

La détermination des angles correspondants aux séquences peut utiliser les même lois que celles utilisées pour la commande en temps réel. Mais, puisque les angles font l'objet d'une détermination préalable, on peut adopter d'autres lois :

III. 1 Elimination des premiers harmoniques de la tension de sortie (EPH) :

Les angles de commutation sont déterminés de façon à éliminer certains harmoniques de bas ordre. Une étude très détaillée sur cette méthode est au paragraphe (4).

III. 2 Minimisation du taux d'harmoniques (MTH) :

L'idée de cette technique est de donner un « poids » différent aux divers harmoniques et de calculer les angles de façon à minimiser le taux d'harmoniques pondérées. La pondération doit tenir compte de la nature du récepteur monté au bornes de l'onduleur ou du filtre interposé entre celui-ci et la charge ainsi on trouve :

1. filtre du premier ordre : le filtre est du type R.L.
2. filtre du second ordre : le filtre est composé d'une inductance en parallèle avec une capacité.

Les critères à minimiser sont donnés au tableau (1-2).

	Filtre du 1 ^{er} ordre	filtre du second ordre
Onduleur monophasé	$\sum_{k=1}^{\infty} \left(\frac{U'_{2k+1}}{2k+1} \right)^2$	$\sum_{k=1}^{\infty} \left[\frac{U'_{2k+1}}{(2k+1)^2} \right]^2$
Onduleur triphasé.	$\sum_{k=1}^{\infty} \left(\frac{U'_{6k \mp 1}}{6k \mp 1} \right)^2$	$\sum_{k=1}^{\infty} \left[\frac{U'_{6k \mp 1}}{(6k \mp 1)^2} \right]^2$

Tableau (1-2) : les critères à minimiser pour chaque type d'onduleurs.

IV. Elimination des premiers harmoniques de la tension de sortie : [1]

la valeur efficace du fondamental et celles des divers harmoniques impairs de la tension u' sont données par la relation: « voir Annexe A » :

$$U_n = \left| U_{10} \frac{2}{n} \left(\frac{1}{2} - \cos n\theta_1 + \cos n\theta_2 - \dots + (-1)^n \cos n\theta_c \right) \right| \quad (1.3)$$

avec : $n=1, 2, 3, \dots$

$$\text{et} \quad 0 \leq \theta_1 \leq \theta_2 \dots \leq \theta_c \leq \frac{\pi}{2}$$

c : le nombre de trous par alternance.

Dans les tension de sortie de l'onduleur triphasée en pont, les harmoniques de rang 3 ou multiple de 3, disparaissent, donc, on ne cherche pas à éliminer ces harmoniques.

Si on veut faire varier la valeur des tension de sortie, on calcule les c angles de façon à annuler les $(c - 1)$ premiers harmoniques impairs autres que ceux de rang 3 ou multiple de 3.

Donc on obtient le système d'équations suivant :

$$\left. \begin{aligned} \frac{1}{2} - \cos \theta_1 + \cos \theta_2 \dots \mp \cos \theta_c &= \frac{U_1}{2U_{10}} \\ \frac{1}{2} - \cos 5\theta_1 + \cos 5\theta_2 \dots \mp \cos 5\theta_c &= 0 \\ \frac{1}{2} - \cos 7\theta_1 + \cos 7\theta_2 \dots \mp \cos 7\theta_c &= 0 \\ \frac{1}{2} - \cos 11\theta_1 + \cos 11\theta_2 \dots \mp \cos 11\theta_c &= 0 \\ &\vdots \\ &\vdots \end{aligned} \right\}$$

(1.4)

La fig.(1-8) montre la forme d'onde de u' dans le cas où $c = 4$ (i.e. les harmoniques 5, 7 et 11 sont supprimés).

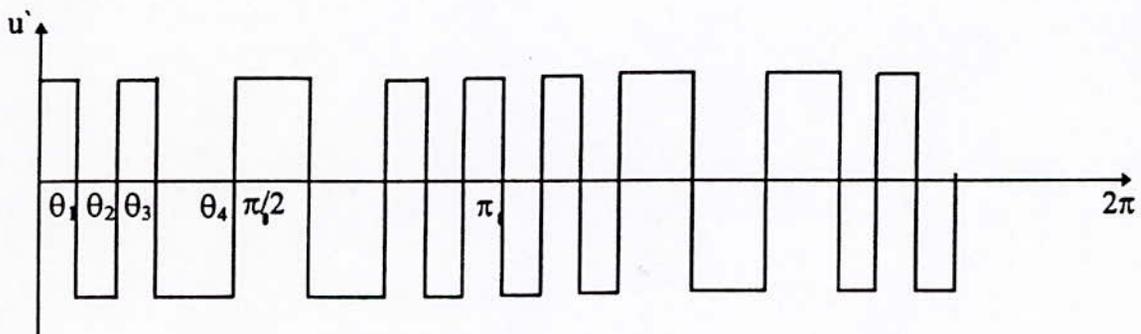


Fig. (1.8) : forme d'onde u' avec $c = 4$.

V. Implantation par microprocesseur de quelques techniques de MLI:

L'apparition récente des microprocesseurs a rendu possible l'implantation de plusieurs techniques de MLI, ce qui donne ainsi un large choix.

Dans cette partie, nous présentons l'implantation par microprocesseur de quelques techniques de modulation.

V. 1 Implantation par microprocesseur de la technique triangulo - sinusoïdale: [12]

Le circuit représenté à la fig (1-10) nous génère des signaux à MLI en se basant sur la technique triangulo - sinusoïdale .

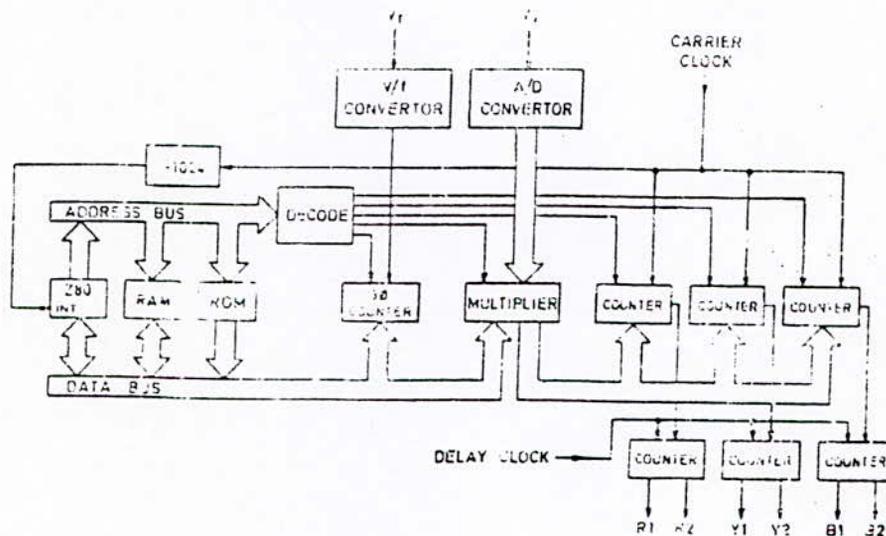


Fig (1-10): Génération des signaux à MLI par la technique triangulo - sinusoïdale.

Les 8 bits qui correspondent aux points de l'onde de référence sont ramenés par le microprocesseur à partir de la ROM sous le contrôle de 3 compteur - temporisateurs "counter timers".

D'autres 8 bits provenant de la part du contrôleur de l'amplitude du signal par la voie d'un convertisseur analogique - digital "A / D", et qui correspondent à une tension de sortie désirée.

Il y a 3 compteurs à 10 bits qui ont pour rôle la détermination de l'onde de référence par chaque phase. Les 3 phases résultantes sont utilisées pour la génération convenable des signaux retards pour la commande de chaque interrupteur de l'onduleur.

V. 2 Implantation par microprocesseur des techniques à modulation algébrique: [13]

La fig (1-11) montre le diagramme bloc de l'implantation autour d'un microprocesseur (Intel 8088) des techniques à modulation algébrique.

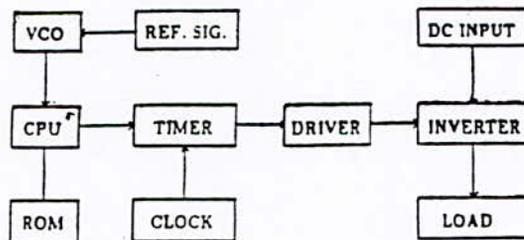


Fig (1-11) : Diagramme bloc de la commande d'un onduleur à MLI par microprocesseur (technique à modulation algébrique).

L'oscillateur contrôleur de la tension (VCO) est utilisé pour générer les signaux de la porteuse avec des fréquences variables.

La largeur d'impulsion désirée pour chaque porteuse est choisie par consultation du tableau (1-1), et cette largeur d'impulsion sous forme de 16 bits est chargée dans le temporisateur. La sortie de ce dernier est un signal qui détermine l'ouverture et la fermeture de chaque interrupteur.

V. 3 Implantation par microprocesseur des techniques à modulation calculée: [14]

Ces techniques sont facilement implantées par microprocesseur (fig 1-12).

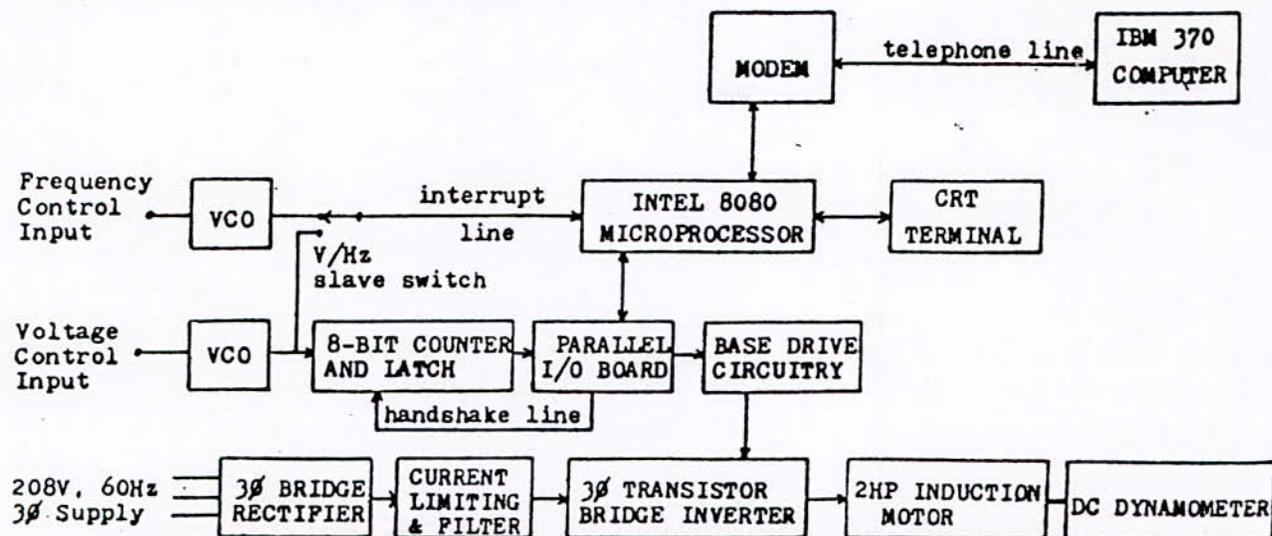


Fig (1-12) : Diagramme bloc de la commande d'un onduleur à MLI par microprocesseur (techniques à modulation calculée).

La commutation des angles de commutation est assurée par "IBM370". La commutation des angles pour chaque phase et la grandeur du fondamental de la tension de sortie sont calculés par "Intel 8080" et sont accumulés dans un tableau.

La fréquence opérée par l'onduleur est commandée par un VCO.

VI. Conclusion:

L'étude précédente nous a permis de bien comprendre le principe des différentes techniques de modulation de largeur d'impulsions. On peut conclure que chaque technique a son domaine d'utilisation, des avantages et des inconvénients propre à elle. On note la supériorité de la technique de modulation par élimination d'harmonique; qui possède un avantage en plus : les instants de commande sont connus au préalable.

SECTION 2: LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

I. Introduction :

C'est la capacité du cerveau de faire des grandes choses à partir des éléments des base que constituent les neurones ; qui a fasciné les chercheurs et qui a relancé la recherche dans cette direction ; les chercheurs ont d'abord commencé par essayer de modéliser le neurone ; le premier modèle fut réalisé

par McCulloch et Pitts en 1973 ; ils

ont décrit leur neurone formel par les critères suivants (fig 2-1) : [6]

- 1- Le neurone reçoit des signaux (ou des potentiels) émis par d'autres neurones dont les sorties sont connectées à ses entrées.
- 2- Le neurone calcule la moyenne de ces signaux, pondérés par des coefficients appelés poids synaptiques (w_{ij}).
- 3- Si cette moyenne dépasse un certain seuil, le neurone s'active et transmet un signal ; sinon il ne transmet rien "activité tout ou rien".

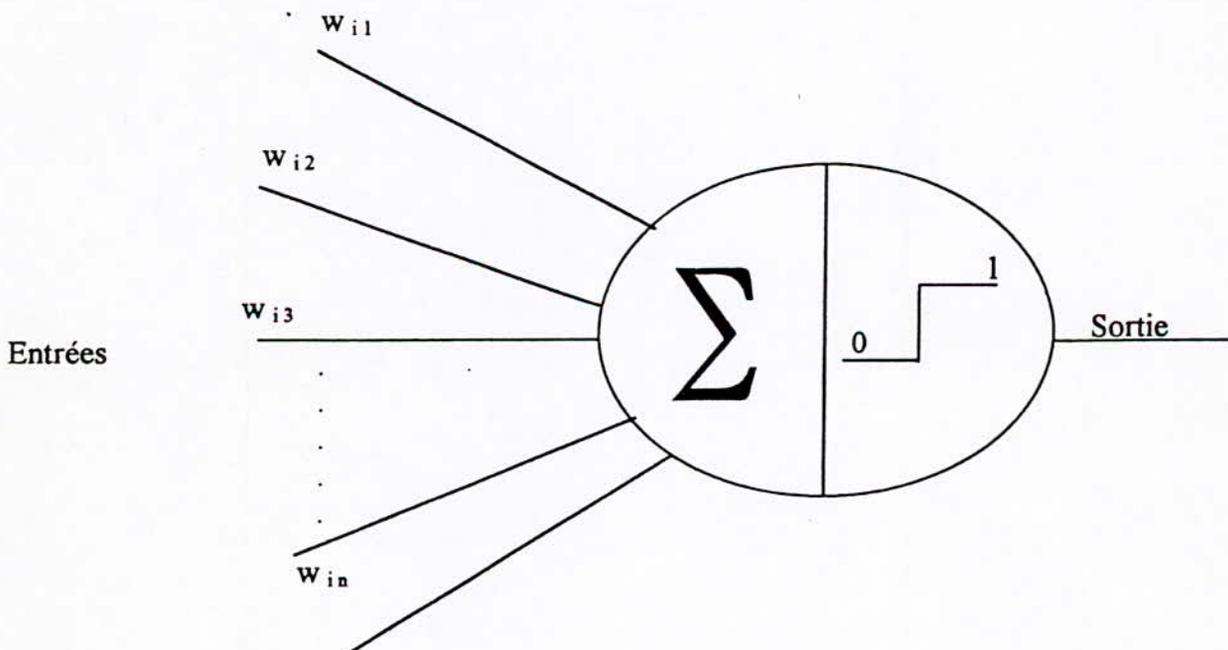


Fig 2-1 : Neurone formel de McCulloch et Pitts

Or, ce modèle ne considère qu'une certaine classe de réseaux de neurone. En 1987 Hecht-Nielsen introduit le terme "Mapping Neural Network" (MNN). Un MNN est défini comme suit: C'est un réseau de fonctions effectuant une relation $\emptyset : I^n \longrightarrow R^m$, en se basant

sur l'interconnexion de neurones, considérés comme éléments de base effectuant une relation non - linéaire d'une façon parallèle et distribuée; où I^n est un hypercube de n dimensions. Cette définition rassemble une large classe de réseaux de neurones.

Dans cette section nous étudierons le modèle du neurone, la classification des réseaux de neurones, ainsi que quelques algorithmes d'apprentissage.

II. Modèle général du neurone : [8]

Un neurone est caractérisé par: (fig 2-2)

- 1- Un sommateur pondéré.
- 2- Un système dynamique linéaire SISO.
- 3- Une fonction d'activation.

Explicitement on définit les éléments ci-dessus de la manière suivante:

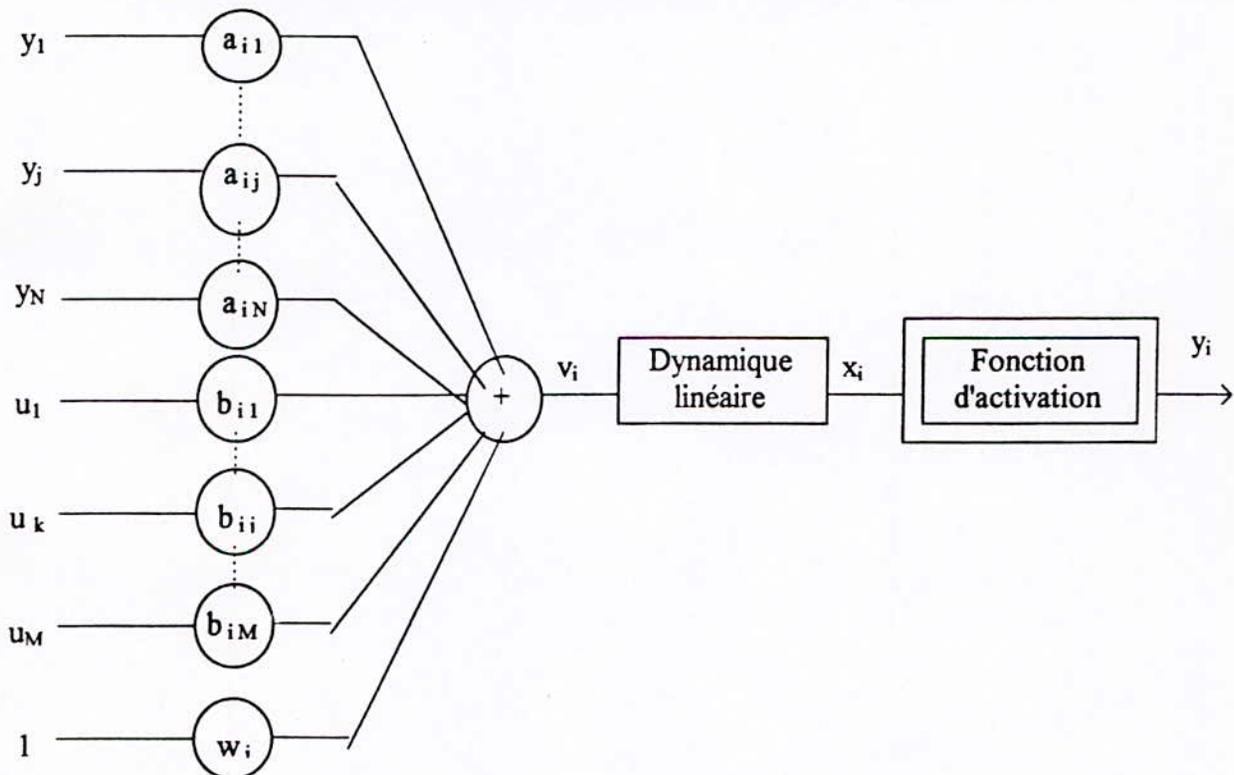


Fig 2-2: Modèle d'un neurone.

II. 1 Sommateur pondéré:

Le sommateur pondéré est décrit par l'équation suivante:

$$v_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} y_j(t) + \sum_{k=1}^M b_{ik} u_k(t) + w_i \quad (2-1)$$

Tel que :

i: Indice du neurone en question.

$v_i(t)$: Sortie du sommateur pondéré du neurone i à l'instant t.

$y_j(t)$; $j=1,N$: Sorties des N neurones connectées au neurone i (un neurone peut avoir un retour sur lui même).

a_{ij} : Poids synaptique reliant le neurone j au neurone i.

$u_k(t)$; $k=1,M$: Entrées du réseau.

b_{ik} : Poids synaptique reliant l'entrée k au neurone i.

w_i : Poids du terme de biais (son entrée est toujours égale à 1).

II. 2 Le système dynamique:

le système dynamique linéaire possède v_i comme entrée et x_i comme sortie; soit $H(S)$ la fonction de transfert de ce système ($H(S) = \frac{x_i(S)}{v_i(S)}$). Alors cinq choix de $H(S)$ existent:

$$1) H(S) = 1$$

$$2) H(S) = \frac{1}{S}$$

$$3) H(S) = \frac{1}{1 + TS}$$

$$4) H(S) = \frac{1}{\alpha_0 + \alpha_1 S}$$

$$5) H(S) = e^{-ST}$$

On remarque que les trois premières fonctions ne sont que des cas particuliers de la quatrième.

II. 3 Fonction d'activation:

La fonction d'activation g transforme le signal x_i non borné à l'instant t en un signal borné y_i : $y_i = g(x_i)$.

Cette fonction est en général monotone, croissante est bornée. En pratique, la fonction sigmoïde ($g(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$) est la plus utilisée, car elle a des caractéristiques

qui sont proches de la fonction signe (proche de la fonction d'activité du neurone humain). En plus de ses caractéristiques mathématiques, elle est dérivable, ce qui permet d'utiliser certains algorithmes d'apprentissage.

III. Classification des réseaux de neurones: [9]

On peut classer les réseaux de neurones selon: le type du neurone, l'architecture de réseaux ou bien la méthode d'apprentissage utilisée.

III. 1 Classification selon le type du neurone utilisé:

Selon cette manière de classification, on distingue:

III. 1.1 Les réseaux statiques:

Un RN statique est un réseau tel que: $H(S) = 1$ dans l'équation (2-2). Ce réseau donne la même sortie chaque fois qu'on lui présente la même entrée.

III. 1.2 Les réseaux dynamique:

Les réseaux de neurones dynamiques ou récurrents sont différents des réseaux statiques, car leurs fonction de transfert est choisie parmi les quatre fonctions dans (2-2) autres que $H(S)=1$.

Ces réseaux donnent, à différents instants, différentes sorties pour une même entrée.

III. 2 Classification selon l'architecture du réseau:

Il existe essentiellement deux manières pour connecter les neurones. Ce qui donne:

III. 2.1 Les réseaux entièrement connectés:

L'architecture de ces réseaux contient un bouclage, i.e., que chaque neurone est connecté aux autres neurones et à lui même (fig 2-3).

Il faut noter que les réseaux dynamique adoptent cette architecture.

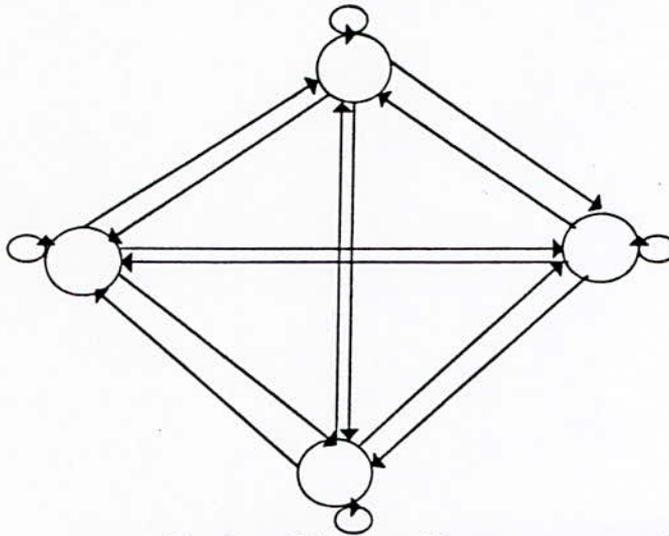


Fig 2-3: Réseau entièrement connectés (4 neurones).

III. 2.2 Les réseaux multicouches:

Ces réseaux disposent de deux couches principales, une d'entrée, et une de sortie reliées par le biais de couches de connexions modifiables dites couches cachées (fig 2-4). Les neurones d'une même couche ne sont pas connectés entre eux. Chaque neurone de la couche (i) reçoit des informations de la couche (i+1) et il est connecté à tous les neurones de la couche (i-1).

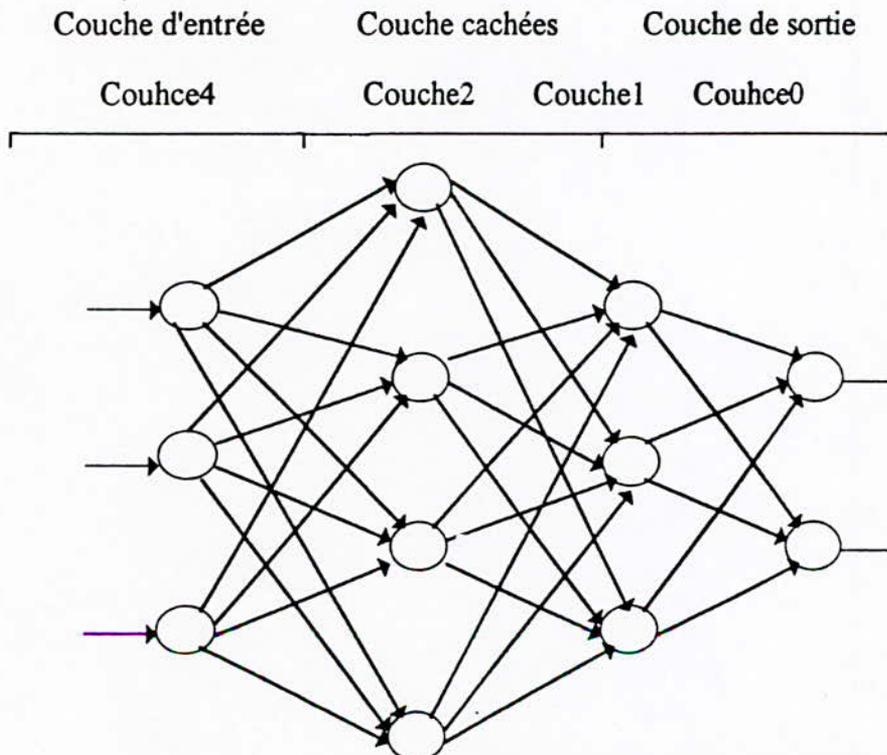


Fig (2-4): Réseau multicouche (2 couches cachées).

III. 3 Classification selon la méthode d'apprentissage:

On peut subdiviser le processus d'apprentissage en deux classes:

III. 3.1 Apprentissage supervisé:

Dans l'apprentissage supervisé des RNA, les paires entrées/sorties sont connues. Les poids du réseau sont déterminés durant l'ajustement en minimisant l'erreur qui est la différence entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.

III. 3.2 Apprentissage non - supervisé:

L'apprentissage non - supervisé représente la capacité des RNA a apprendre sans connaître la sortie désirée. Ce type d'apprentissage possède souvent une moindre complexité dans les calculs en comparaison avec l'apprentissage supervisé.

Ainsi on peut classer les réseaux de neurones de la manière suivante:

- Réseau récurrent supervisé: Il est rarement utilisé.
- Réseau récurrent non - supervisé: Hopfield.
- Réseau non récurrent supervisé: Réseau statique.
- Réseau non récurrent non supervisé: Kohonen.

IV. Algorithme d'apprentissage:

On appelle apprentissage l'opération par laquelle le réseau de neurones acquiert la capacité de faire certaines tâches en modifiant ses paramètres internes (connexions) en utilisant un algorithme d'adaptation paramétrique appelé algorithme d'apprentissage.

La méthode de base utilisée est la rétropropagation de l'erreur "Back-propagation", dont plusieurs variantes ont été proposées afin d'accélérer la convergence et d'améliorer les performances de l'apprentissage [7].

Dans cette partie, on présente, seulement, deux algorithmes "Back-propagation et Fast Back-propagation".

IV. 1 Rétropropagation "back-propagation": [6]

Back-Propagation est le plus utilisé des algorithmes d'adaptation des RN statiques "Un onduleur est dispositif à comportement statique".

Cet algorithme est appliqué au réseau de la manière suivante:

On stimule le réseau par un vecteur d'entrée, l'information se propage à travers les couches cachées, la sortie du réseau est recueillie puis comparée à une réponse désirée. Ensuite on modifie les poids synaptiques par minimisation de l'erreur.

L'apprentissage par Back-Propagation est un apprentissage supervisé.

IV. 1.1 Notations:

i : l'indice de l'exemple; $i = \overline{1, p}$ "p: nombre d'exemple"

$x = z_i^{(i+1)} = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN_{i+1}})$: vecteur d'entrée où N_{i+1} est le nombre d'entrées.

$y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iN_0})$: vecteur de sortie désirée où N_0 est le nombre de sorties.

$\hat{y}_i = z_i^{(0)} = (\hat{y}_{i1}, \hat{y}_{i2}, \dots, \hat{y}_{iN_0})$: vecteur de sortie du réseau.

$z_i^{(r)} = (z_{i1}^{(r)}, z_{i2}^{(r)}, \dots, z_{iN_r}^{(r)})$: vecteur de sortie de la $r^{\text{ème}}$ couche cachée qui contient N_r neurone $r = 1, L$

$w_{j,n}^{(r)}$: Connexion synaptique entre le $n^{\text{ème}}$ neurone de la couche (r) et le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche ($r+1$).

$S_j^{(r)}$: l'entrée totale du $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche (r)

$$S_j^{(r+1)} = \sum_{l=0}^{N_r} w_{j,l}^{(r)} z_l^{(r)}$$

φ : la fonction d'activation :

$$\varphi(\beta x) = \frac{e^{\beta x} - e^{-\beta x}}{e^{\beta x} + e^{-\beta x}}$$

IV. 1.2 Algorithme: [10]

Etape1: Initialiser les poids "en général, on devrait les prendre entre -0.5 et +0.5".

Etape2: Présenter l'entrée et la sortie désirée.

Etape3: Adopter les poids, utiliser l'algorithme suivant:

pour $r = 0, 1, 2, \dots, L$ faire :

$$* h_j^{(r)} = \varphi (S_j^{(r)})$$

$$* h_j^{(i+1)} = x_j$$

$$* \varepsilon_j^{(0)} = y_j - \hat{y}_j$$

$$* \varepsilon_j^{(r)} = (1 - h_j^{(r)2}) \sum_{l=1}^{N_r-1} \varepsilon_l^{(r-1)} w_{l,j}^{(r-1)}, r = \overline{1, l}$$

$$* w_{j,n}^{(r)} \leftarrow w_{j,n}^{(r)} + (\alpha) \varepsilon_j^{(r)} n_j^{(r+1)}; r = \overline{0, l}$$

$$* E \leftarrow E + \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{N_0} (y_l - \hat{y}_l)$$

Etape 4 : Si $E > E_0$; aller à l'étape 3.

Remarque:

Il faut choisir un pas d'adaptation (α) petit pour éviter l'instabilité, la vitesse de convergence est donc assez lente.

IV. 2 Rétropropagation rapide "fast back-propagation": [7]

FBB est un algorithme plus rapide que BP. Il est basé sur la minimisation d'un critère alternatif. La fonction générale à minimiser est définie par:

$$\begin{aligned} G(\lambda) &= \lambda E + (1 - \lambda) E' \\ &= \lambda \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^{N_0} \phi_2(e_{i,k}) + (1 - \lambda) \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^{N_0} \phi_1(e_{i,k}) \quad (2.4) \end{aligned}$$

avec:

$$\begin{aligned}\phi_2(x) &= \frac{1}{2} x^2 \\ \phi_1(x) &= \frac{1}{\beta} \ln(\cosh(\beta x))\end{aligned}\quad (2.5)$$

et $\lambda \in [0,1]$

Dans le but d'initialiser l'algorithme de FBP, on prend $\lambda = 1$ pour les premiers cycles d'adaptation. Il est judicieux d'utiliser un pas d'adaptation variable en fonction de la convergence de l'algorithme (i.e., en fonction de l'erreur globale).

$$\lambda = \lambda(E) = \exp\left(-\frac{\mu}{E^2}\right)\quad (2.6)$$

Utilisons la même méthodologie que celle utilisée dans le développement de l'algorithme de BP, on obtient l'algorithme d'adaptation suivante: [10]

$$\begin{aligned} * h_j^{(L+1)} &= x_j \\ * h_j^{(r)} &= \varphi(S_j^{(r)}) \\ * \varepsilon_j^0(\lambda) &= \lambda(y_j - \hat{y}_j) + (1 - \lambda) \tanh(\beta(y_j - \hat{y}_j)) \\ * \varepsilon_j^{(r)}(\lambda) &= (1 - h_j^{(r)2}) \sum_{l=1}^{N_r-1} \varepsilon_l^{(r-1)}(\lambda) w_{l,j}^{(r-1)}; r = \overline{1, L} \\ * w_{j,n}^{(r)} &\leftarrow w_{j,n}^{(r)} + \alpha \varepsilon_j^{(r)}(\lambda) h_j^{(r+1)}; r = \overline{0, L}\end{aligned}\quad (2.7)$$

V. Conclusion:

Dans cette section, nous avons présenté, en premier lieu la modélisation du neurone artificiel et également les RNA tout en se penchant sur les caractéristiques du neurone et du réseau qui servent à la classification de ces derniers. En seconde lieu, deux algorithmes d'apprentissage des RN statique ont été traités puisque les réseaux multicouches entraînés par la rétropropagation sont les modèle les plus étudiés et utilisée à ce jour.

2^{ème} Partie

Simulation et conception

SECTION 3:

DETERMINATION DES ANGLES DE COMMUTATION.

Lors de l'étude de la méthode de détermination des premiers harmoniques de la tension de sortie, on a obtenu le système d'équations non linéaire (1.4) . La résolution de ce système de c équations à c inconnues n'est aisée que pour $c=2$, le système s'écrit :

$$\begin{cases} \cos\theta_1 - \cos\theta_2 = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{U_1'}{U_{10}'} \right) \\ \cos 5\theta_1 - \cos 5\theta_2 = 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

pour les valeurs élevées de c la détermination des angles nécessite une résolution par ordinateur.

Le choix de la méthode numérique de résolution dépend de la vitesse de convergence et de la précision désirée. La méthode de Newton - Raphson « voir Annexe B » donne des résultats satisfaisants.

Par ailleurs, le système d'équations est non linéaire et admet plusieurs solutions, la solution recherchée doit vérifier la condition suivante :

$$0 < \theta_1 < \theta_2 < \dots < \theta_c < \pi/2 \quad (3.2)$$

par exemple pour $c = 4$, i.e. la solution du système suivant :

$$(3.3) \begin{cases} \frac{1}{2} - \cos\theta_1 + \cos\theta_2 - \cos\theta_3 + \cos\theta_4 = \frac{U_1'}{2U_{10}'} \\ \frac{1}{2} - \cos 5\theta_1 + \cos 5\theta_2 - \cos 5\theta_3 + \cos 5\theta_4 = 0 \\ \frac{1}{2} - \cos 7\theta_1 + \cos 7\theta_2 - \cos 7\theta_3 + \cos 7\theta_4 = 0 \\ \frac{1}{2} - \cos 11\theta_1 - \cos 11\theta_2 + \cos 11\theta_3 - \cos 11\theta_4 = 0 \end{cases}$$

est donnée au tableau (3-1).

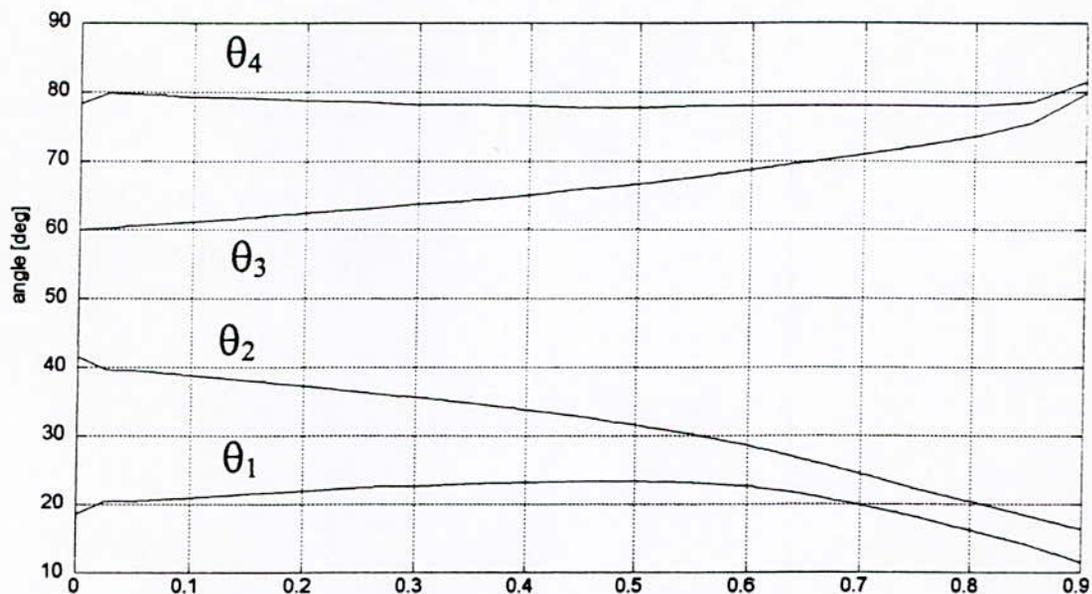
U_1'/U_{10}'	θ_1 °	θ_2	θ_3	θ_4	U_1'/U_{10}'	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4
0.0	18.4608	41.5392	60.0000	78.4608	0.45	23.3504	32.6707	65.9098	77.9078
0.025	20.2451	39.6562	60.2776	79.8264	0.5	23.3546	31.4801	66.7711	77.8979
0.05	20.4867	39.3092	60.5592	79.6571	0.55	23.1197	30.0868	67.7046	77.9479
0.1	20.9584	38.6043	61.1352	79.3324	0.6	22.5163	28.4261	68.7146	78.0327
0.15	21.4125	37.8808	61.7299	79.0288	0.65	21.4230	26.4853	69.7921	78.0950
0.2	21.6446	37.1335	62.3461	78.7498	0.7	19.8603	24.3789	70.9260	78.0840
0.25	22.2498	36.3552	62.9871	78.4996	0.75	18.0068	22.2849	72.1428	78.0325
0.3	22.6192	35.5363	63.6574	78.2834	0.80	16.0218	20.3015	73.5546	78.0898
0.35	22.9407	34.6636	64.3628	78.1076	0.85	13.9229	18.4006	75.5091	78.6399
0.4	23.1949	33.6179	65.1106	77.9797	0.9	11.3507	16.2643	79.8117	81.5269

Ce tableau nous permet par la suite de construire le fichier entrée / sortie du réseau de neurone.

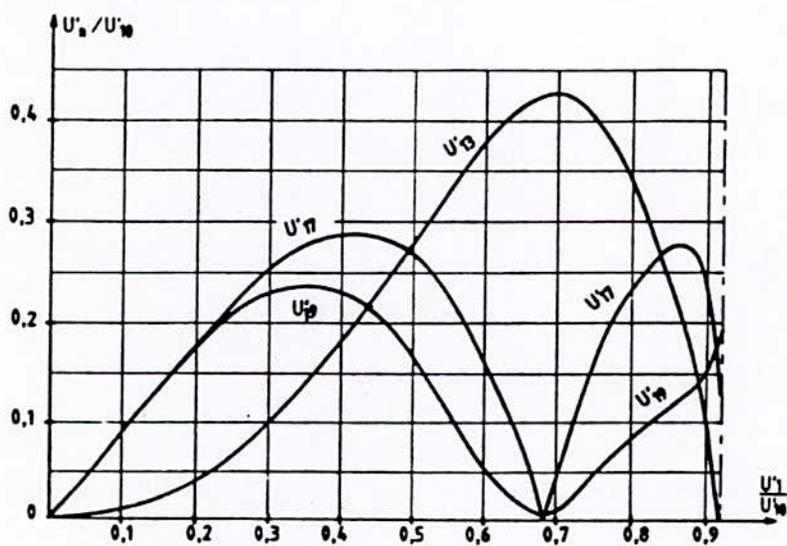
La figure (3-1) montre pour $c = 4$, comment varient les angles $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ en fonction de U_1'/U_{10}' . Et la figure (3-2) donne, pour cette valeur de c , les variations des premiers harmoniques restants dans la tension fournie par chaque demi - pont, (i.e. les harmonique de rang 13, 17 et 19).

L'examen de ces caractéristiques montre que :

1. lorsque le fondamental croît, les intervalles de conduction se rétrécissent et cela d'autant plus qu'ils sont plus près de l'axe de l'alternance.



Figure(3-1) : Variation des θ_i en fonction de u_1/u_{10}



Figure(3-2) : Variation des harmoniques 13,17,19.

2. les 4 courbes donnant les variations des 4 angles θ en fonction du fondamental ne sont pas des droites, elles ne sont linéaires que pour les faibles valeurs du fondamental. Les angles diminuent avec une très grande capacité au voisinage immédiat du maximum du fondamental.

3. la valeur maximale du fondamental est approximativement égale à 0.926. ce maximum représente 92.6 % du maximum obtenu avec une commande pleine onde. Soit un « déchet » de tension de 7.4 % [1]. Ce déchet entraîne un accroissement de la puissance de dimensionnement du convertisseur et de son alimentation qui est un inconvénient inhérent à la MLI.

4. les premiers harmoniques non éliminés présentent des valeurs relativement importantes.

SECTION 4:

SIMULATION.

I. Introduction :

Si on veut recopier la forme d'un signal par un réseau de neurone la première étape consiste à l'identifier en apprenant son comportement au réseau. La deuxième est la validation du modèle neuronal ainsi obtenu par la comparaison entre sa sortie et la forme du signal désiré. La troisième et dernière étape consiste quant à elle, en des tests appelés finaux déterminants les performances du RN lorsqu'il sera en phase de production. La génération des signaux à MLI respecte ses règles.

Le travail effectué dans ce sens est le thème de cette section.

II. Apprentissage du R.N :

Nous avons utilisé des réseaux statiques à couches. L'entrée du réseau est un signal d'amplitude et de fréquence variable, notre but est d'obtenir un signal de sortie en train d'impulsion de durée variable (de niveau 0 et 1). ce signal de sortie sert à la commande des interrupteurs de l'onduleur. Le tableau (3-1) nous permet de construire le fichier entrée / sortie désirée.

La stratégie d'apprentissage est illustrée dans la fig.(4-1).

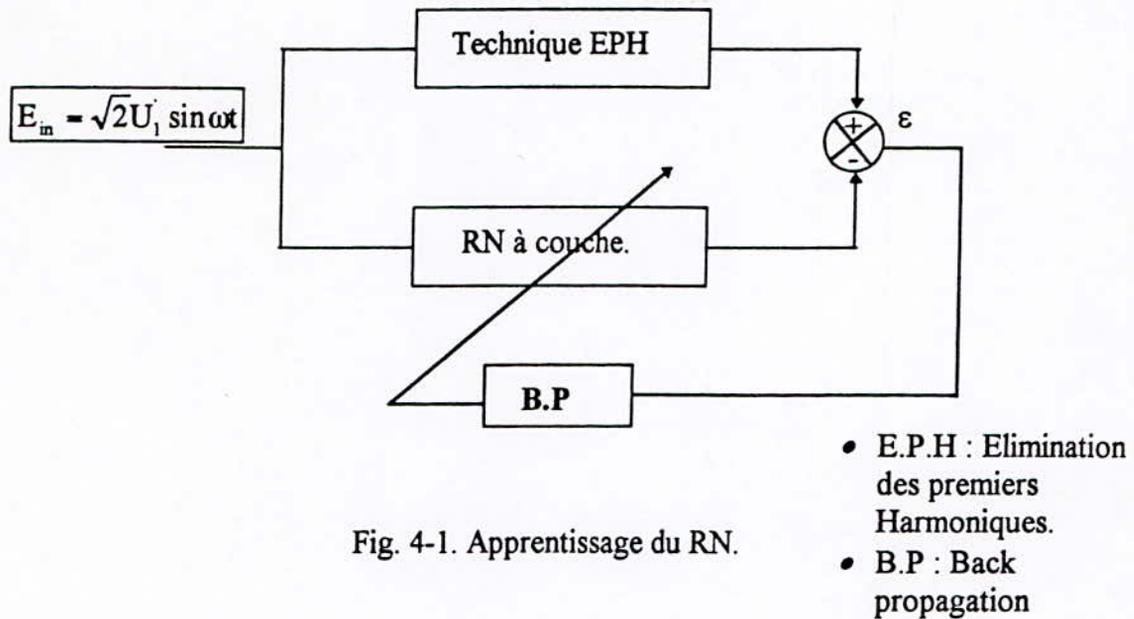


Fig. 4-1. Apprentissage du RN.

II. 1 Approches préliminaires pour la résolution du problème :

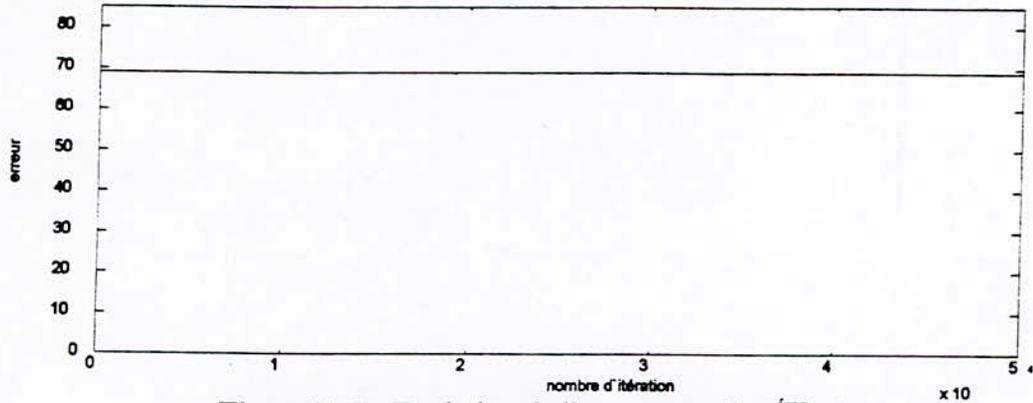
En toute évidence, la première idée qui vient à l'esprit quand on veut résoudre ce problème par les réseaux de neurones est l'utilisation d'un réseau monocouche à une seule entrée, donc, en premier lieu, fut testé un réseau monoentrée d'une seule couche cachée de 20 neurones. Ce réseau n'a pas pu converger vers une solution satisfaisante (voir fig.4-2 pour l'évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage). Nous avons donc pensé à des solutions :

- Augmenter le nombre de couches cachées.
- Augmenter le nombre de neurones dans la couche d'entrée (i.e. ajouter des valeurs de la sinusoïde aux instants précédents dans la couche d'entrée).

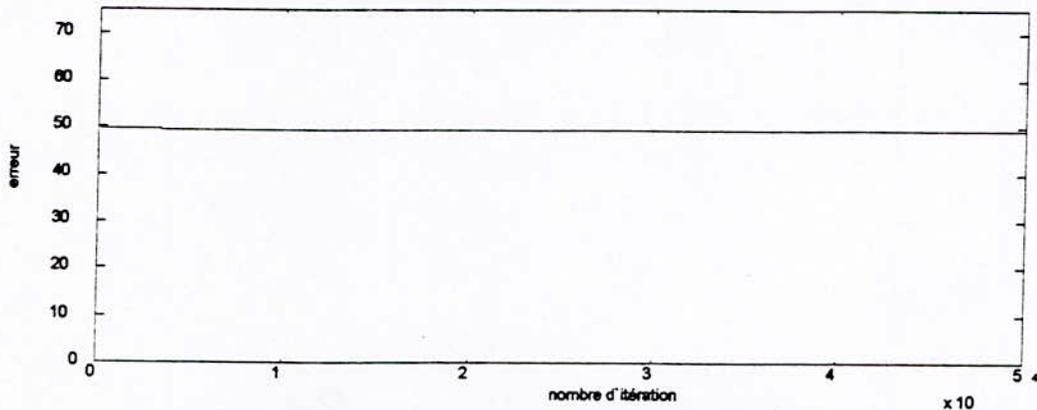
Par conséquent, ont été essayés les réseaux suivants :

- RN 2: Un seul neurone pour la couche d'entrée, deux couches cachées de 15 neurones chacune (voir fig. 4-3 pour l'évolution de l'erreur).
- RN3 : 10 neurones pour la couche d'entrée , et une seule couche cachée de 10 neurones. (fig.4-4 pour l'évolution de l'erreur).

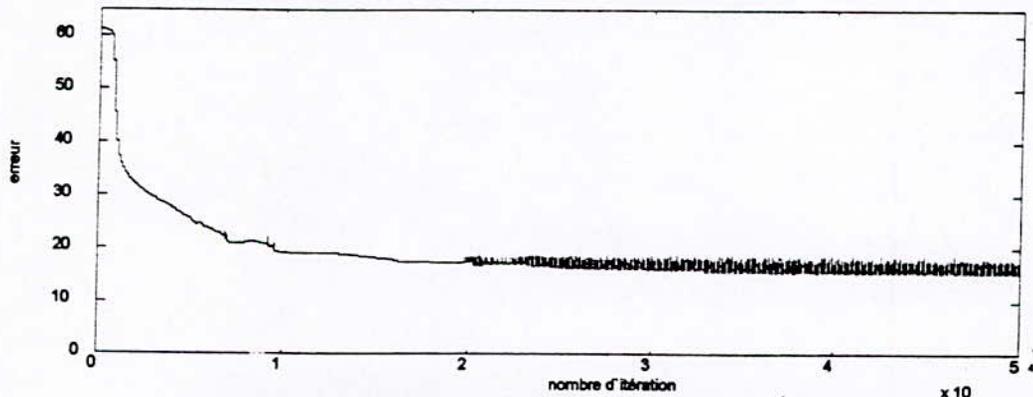
Section 4 : simulation



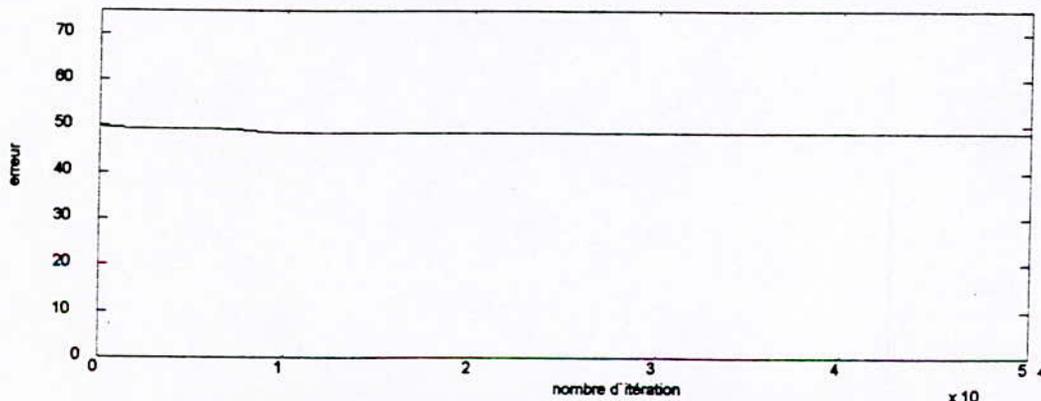
Figure(4-2) : Evolution de l'erreur pour le 1^{er} réseau.



Figure(4-3) : Evolution de l'erreur pour le 2^e réseau.



Figure(4-4) : Evolution de l'erreur pour le 3^e réseau.



Figure(4-5) : Evolution de l'erreur pour le 4^e réseau.

- RN4 : 10 entrées, et deux couches cachées de 15 neurones chacune (voir fig.4-5 pour l'évolution de l'erreur).

Il est à remarquer que le troisième réseau a atteint une erreur moindre que celles atteintes par les autres réseaux. Le quatrième réseau a aussi donné des résultats acceptables comparés à ceux donnés par le premier et le deuxième réseau. Ceci montre que l'augmentation du nombre d'entrée améliore la convergence du réseau.

II. 2 Le réseau choisi :

Il a été constaté qu'il suffit d'augmenter le nombre de neurones dans la couche d'entrée pour obtenir des résultats meilleurs. Ainsi l'architecture finale du réseau adopté est la suivante :

- une seule couche cachée de 15 neurones.
- 15 neurones dans la couche d'entrée.

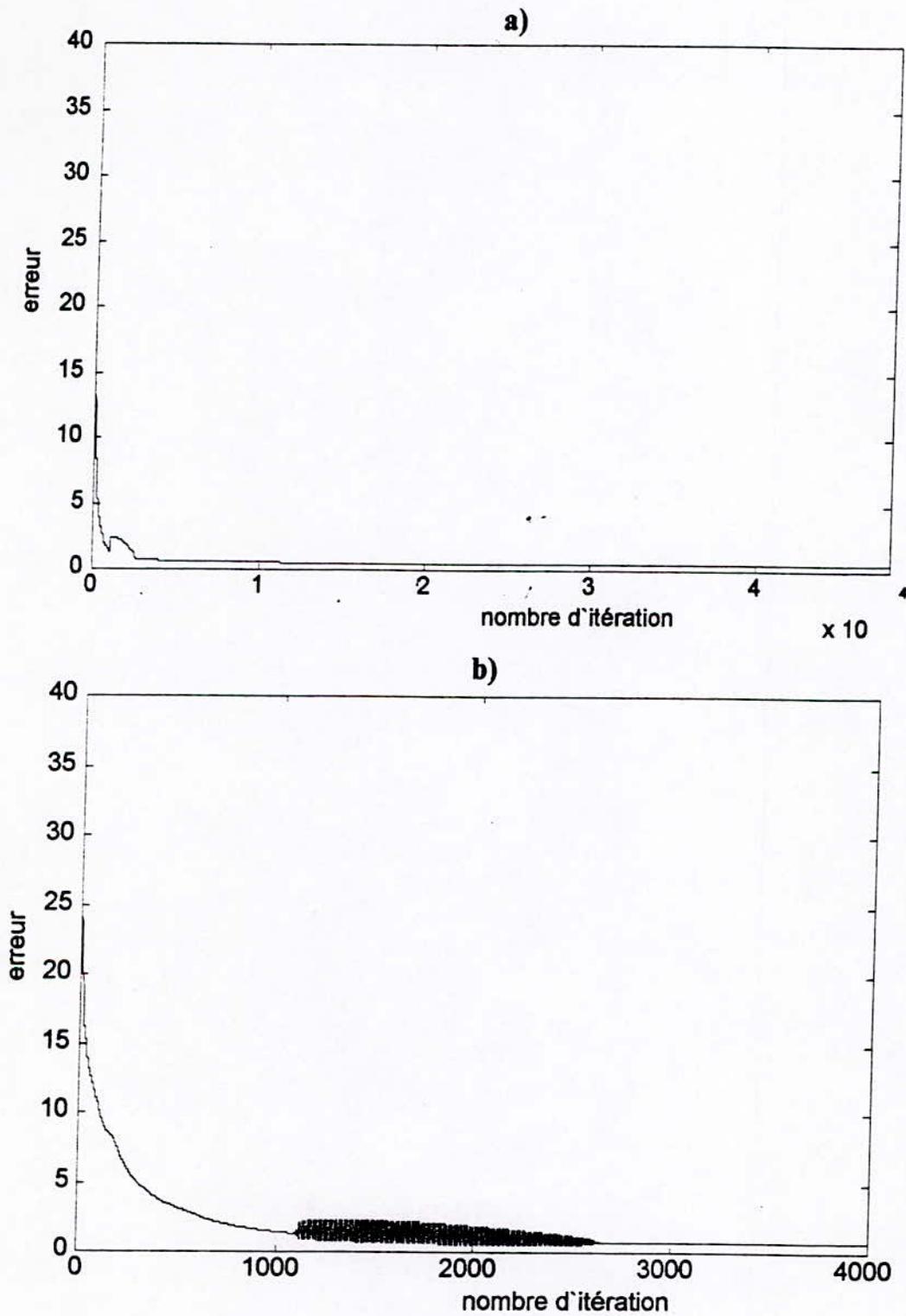
Du fait que le RN doit recopier un signal présentant une forte non linéarité. Ce réseau a été entraîné pour le cas : $V = U_1 / U_{10} = 0.8$ et $f = 50$ Hz, jusqu'à obtention d'une erreur satisfaisante. Puis l'entraîner aléatoirement pour un signal de 50Hz et d'amplitude V variable (0.1, 0.2, ..., 0.9). Pour ce dernier cas, la figure(1-6) montre l'évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage, où l'erreur finale est nettement inférieure à celle du 4ème réseau traité dans le paragraphe précédent.

III. Validation des résultats :

La validation des modèles neuroneux obtenus, se fait en observant les sorties. On entend par observation, la comparaison entre les sorties désirées et les sorties du réseau.

III. 1 Influence de la variation de V à fréquence fixe « $f = 50$ HZ ».

L'observation se fait à partir de graphes. On fait varier l'amplitude de la tension sinusoidale d'entrée V à fréquence constante. Le RN donne un signal de sortie en train d'impulsions de durée variables (de niveau 0 et 1). Ce signal vérifie bien la double symétrie par rapport au quart au milieu de la période.



Figure(4-6) :Evolution de l'erreur pour le réseau choisi.

a) jusqu'à 4×10^3 .

b) jusqu'à 5×10^4 .

Ainsi, pour des valeurs du rapport $U_1/U_{10} = V$ respectivement égales à (0.05, 0.15, 0.25, 0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85), sont obtenus les graphes représentés aux fig.(4-7, 4-8, ... , 4-14). Chacune de ses figures représente : le signal d'entrée du réseau, le signal désiré de sortie et le signal à la sortie du réseau, et la tension d'un bras d'onduleur.

III. 2 Influence de la variation de f à amplitude fixe « V= 0.55 ».

compte tenu de l'importance de la variation de la fréquence lors de l'alimentation par onduleur des moteurs à courant alternatif, ce RN est testé dans le cas d'une excitation sinusoïdale d'amplitude fixe et de fréquence variable.

Les figures (4-15, 4-16, ... , 4-19) représentent le comportement du RN pour la fréquence f égales à 10, 20, 30, 40 et 60Hz respectivement.

III. 3 Interprétation et validation des résultats :

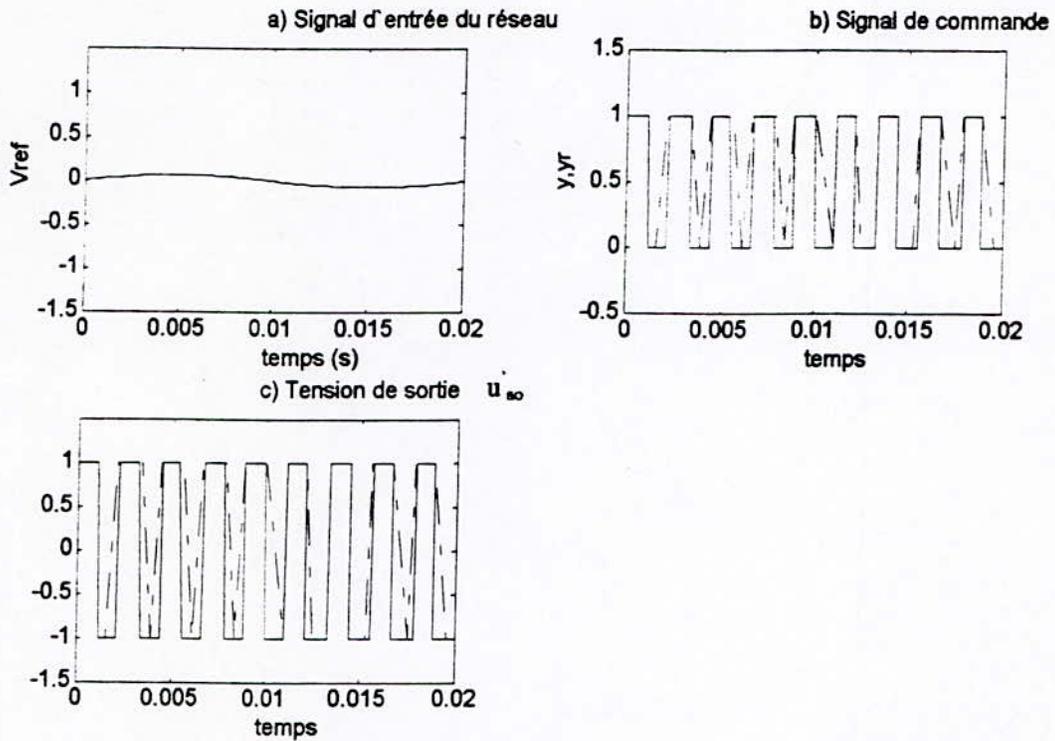
En ce qui concerne la validation des sorties du R.N, tous sont validables, sauf celle qui correspond à $V = 0.05$ avec $f=50\text{Hz}$, et celle qui correspond à $f=10\text{Hz}$ avec $V=0.55$

Ainsi pour les faibles valeurs de V et f, le réseau a un mauvais comportement.

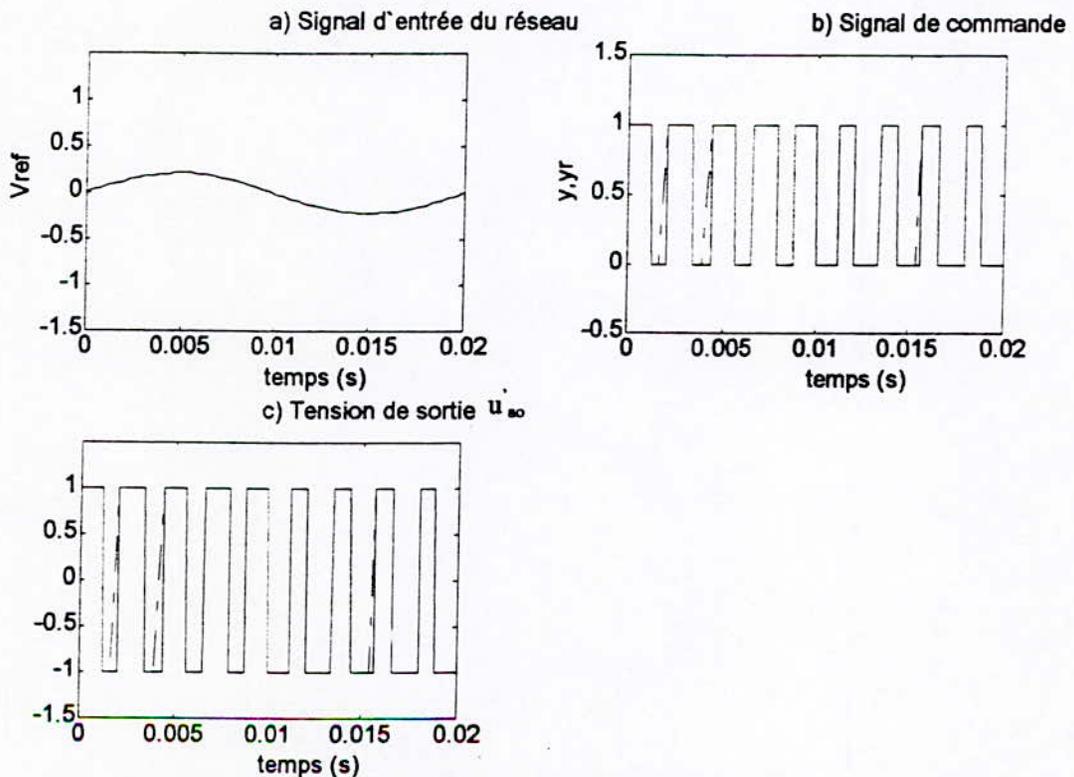
IV. Tests finaux :

Après avoir validé les résultats obtenus, on arrive à l'étape finale des tests, qui consiste à relever les formes du spectre de fréquences de la tension u' pour différentes valeurs de V et f, et voir si ces spectres sont dépourvus d'harmoniques 5, 7 et 11 ou non. Ces tests présentent l'intérêt de pouvoir donner une appréciation sur la fiabilité du R.N et sa capacité de poursuite des signaux. En bref, ils déterminent si le réseau synthétisé continuera à donner satisfaction dans un environnement réel.

Les fig.(4-20, 4-21,...4-27) montrent les spectres de fréquences de la tension u' pour différentes valeurs de V(0.05,0.15,0.25,0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85) avec f constante « 50Hz ». Les figures (4-28, 4-29,.....,4-32) montrent les spectres de fréquences de u' pour différentes valeurs de f (10, 20, 30 ,40,et 60) avec V constante « 0.55 ».

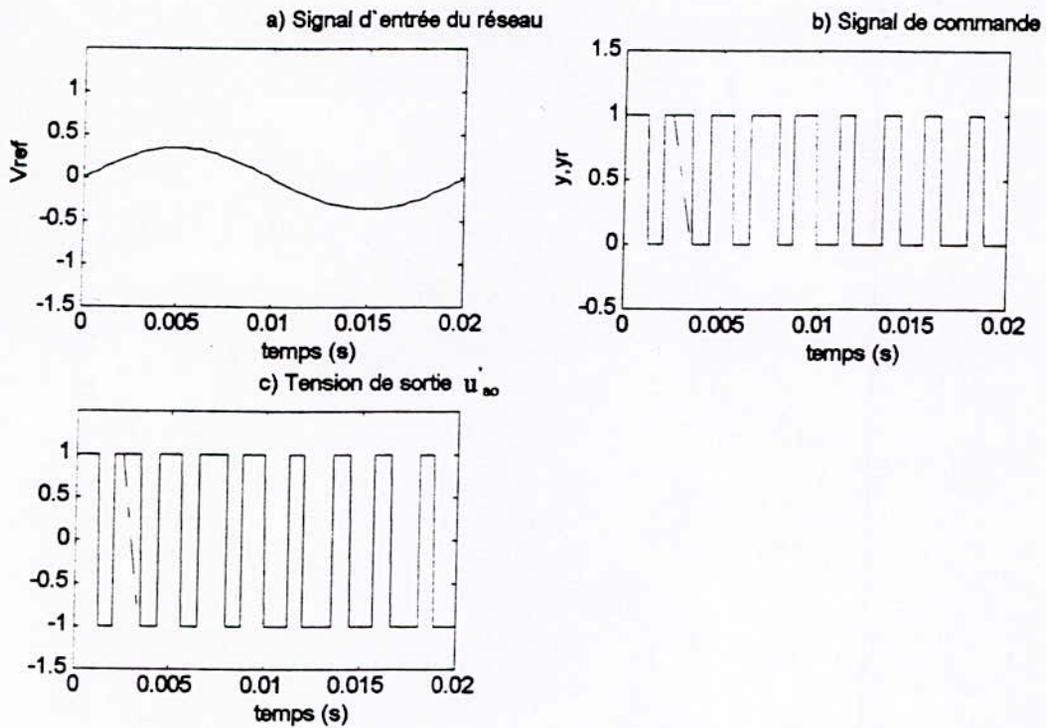


Figure(4-7) :La généralisation pour $V=0.05, f=50\text{Hz}$

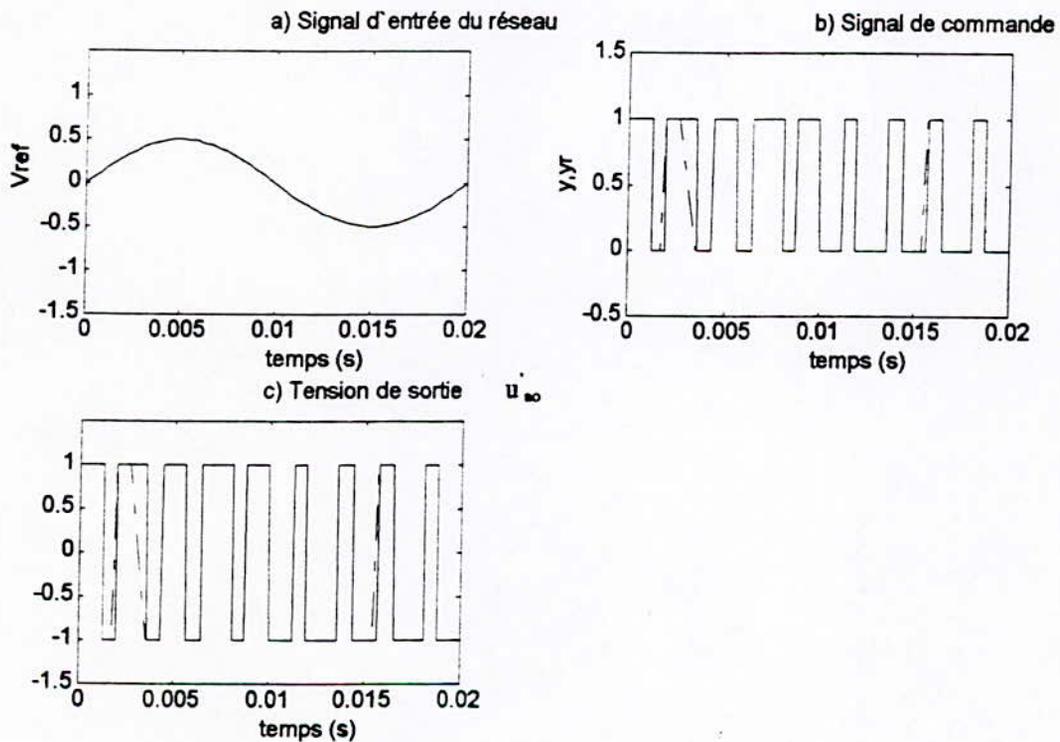


Figure(4-8) :La généralisation pour $V=0.15, f=50\text{Hz}$

Section 4 : simulation

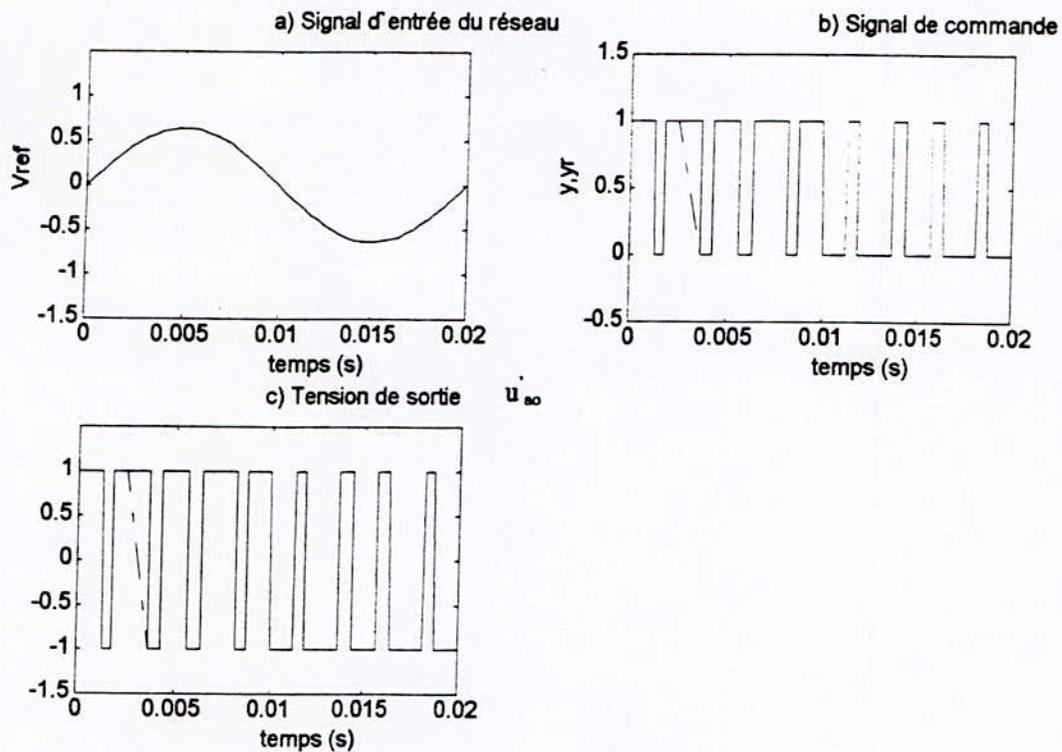


Figure(4-9) :La généralisation pour $V=0.25, f=50\text{Hz}$

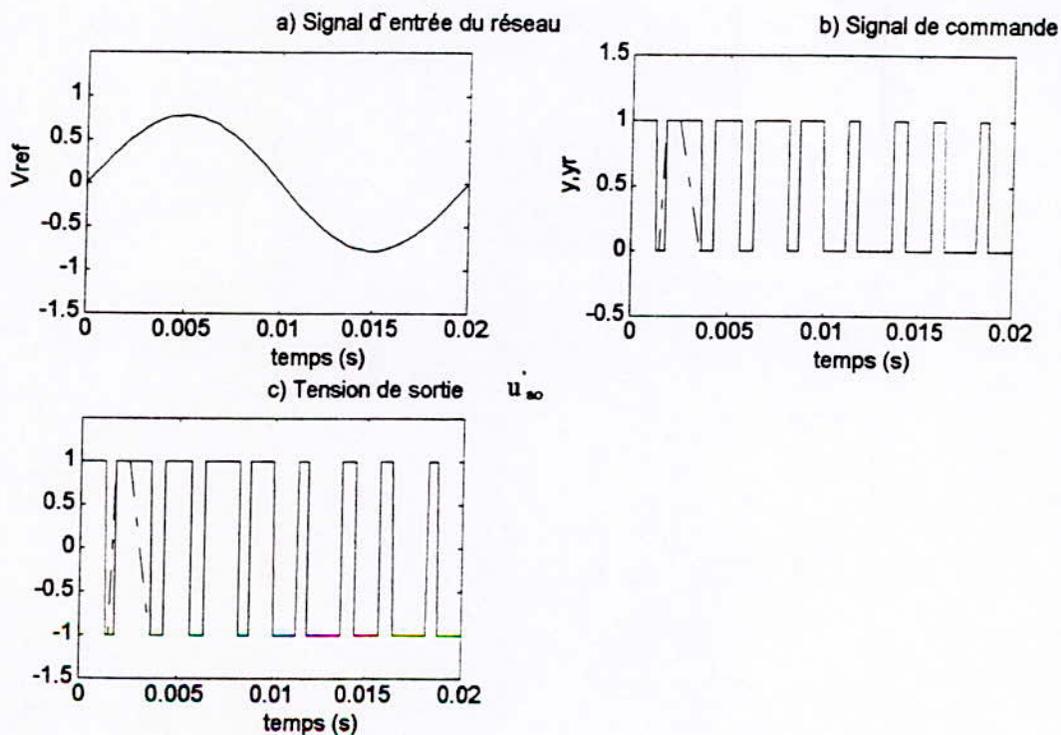


Figure(4-9') :La généralisation pour $V=0.35, f=50\text{Hz}$

Section 4 : simulation

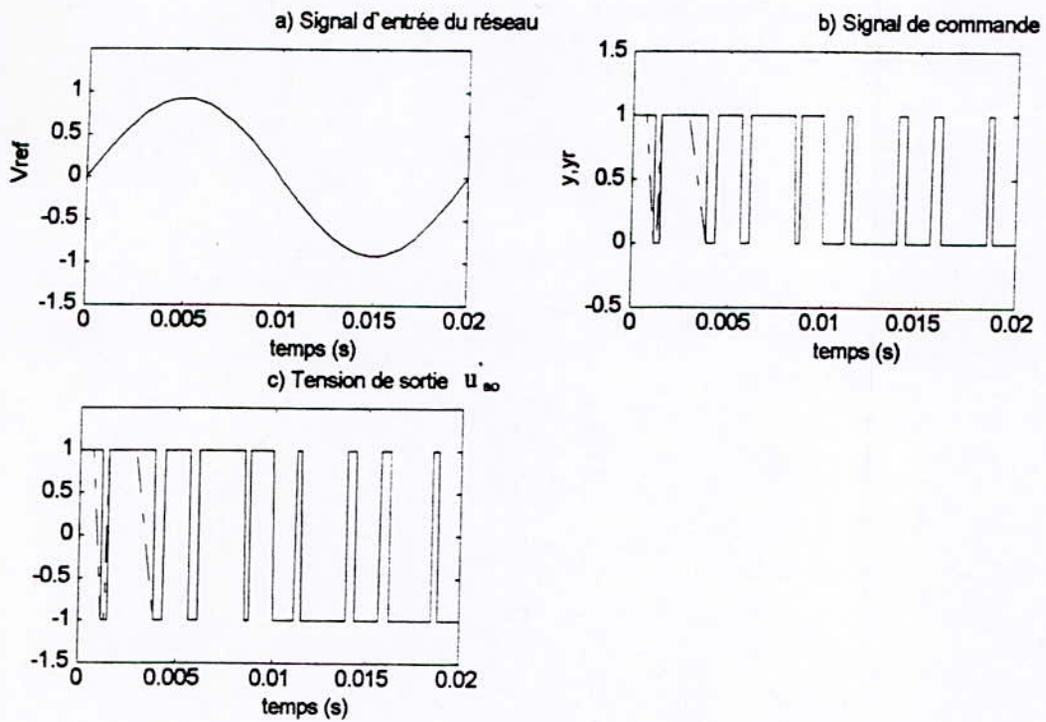


figure(4-10) :La généralisation pour $V=0.45$, $f=50\text{Hz}$

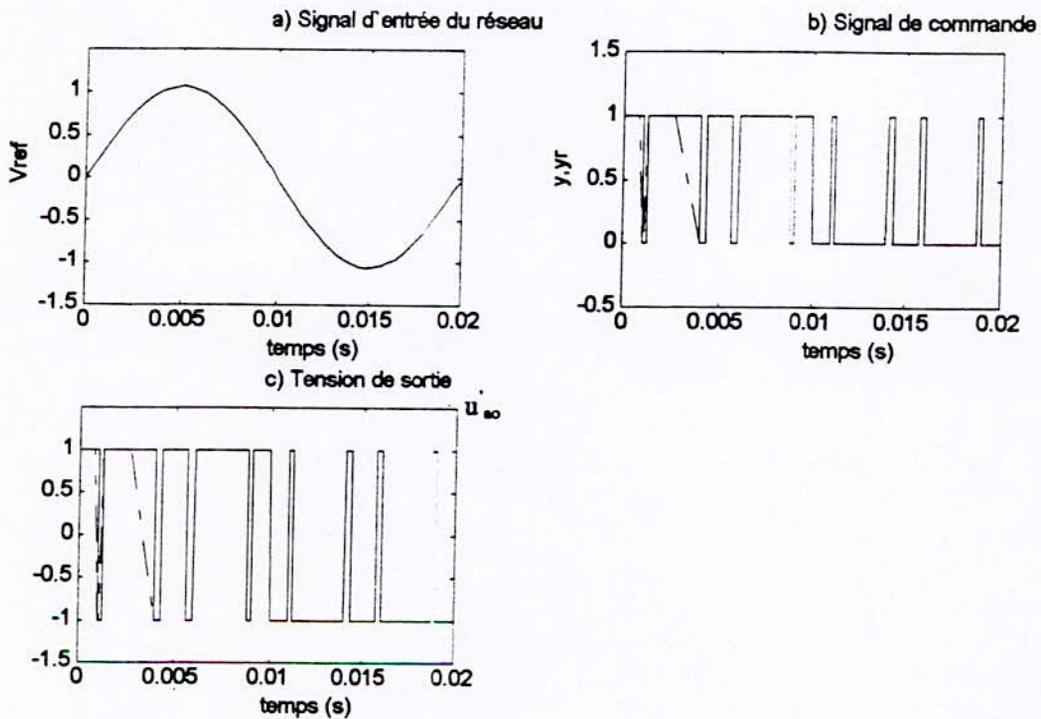


figure(4-11) :La généralisation pour $V=0.55$, $f=50\text{Hz}$

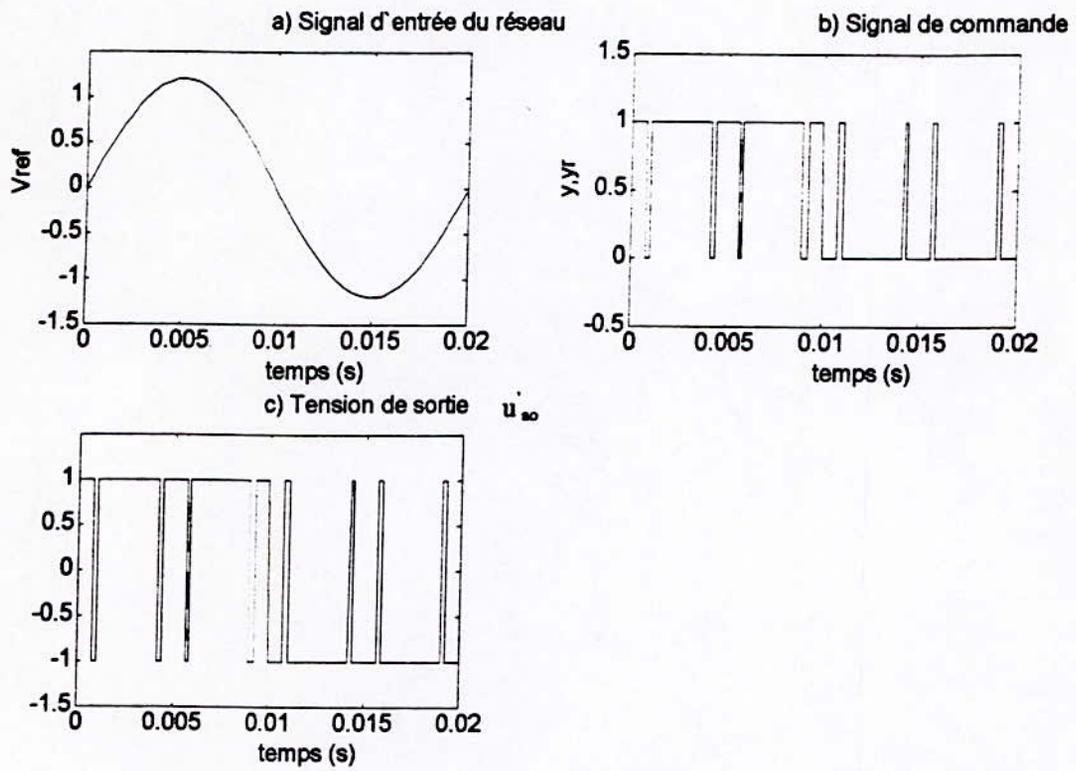
Section 4 : simulation



figure(4-12) :La généralisation pour $V=0.65$, $f=50\text{Hz}$

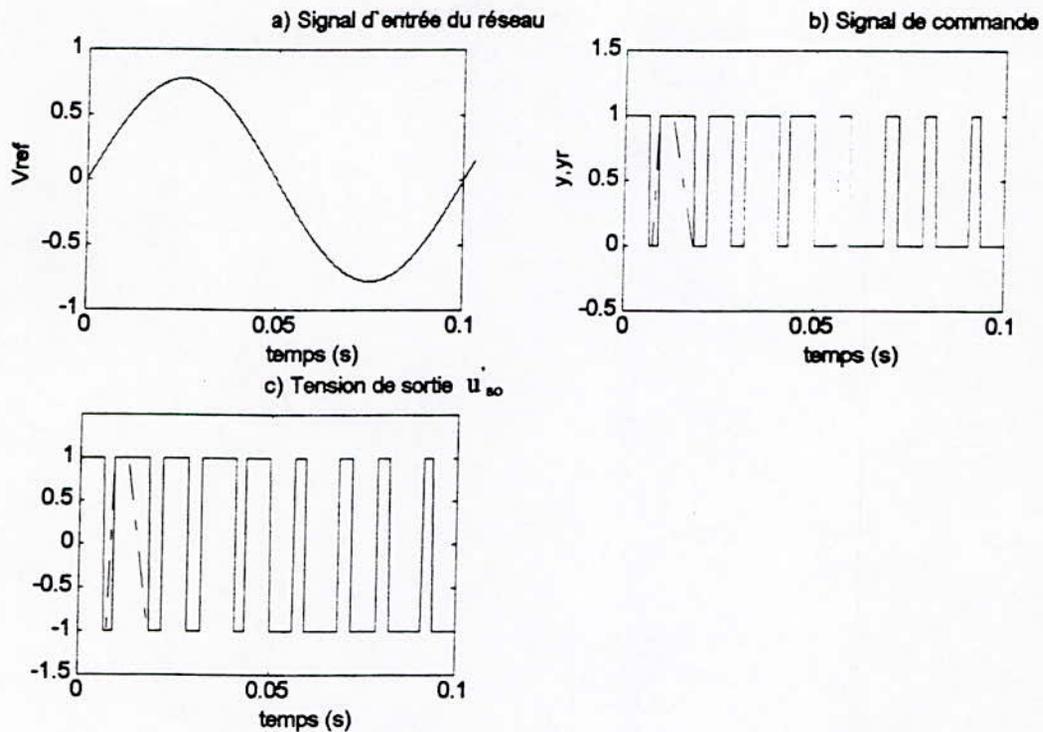


figure(4-13) :La généralisation pour $V=0.75$, $f=50\text{Hz}$.

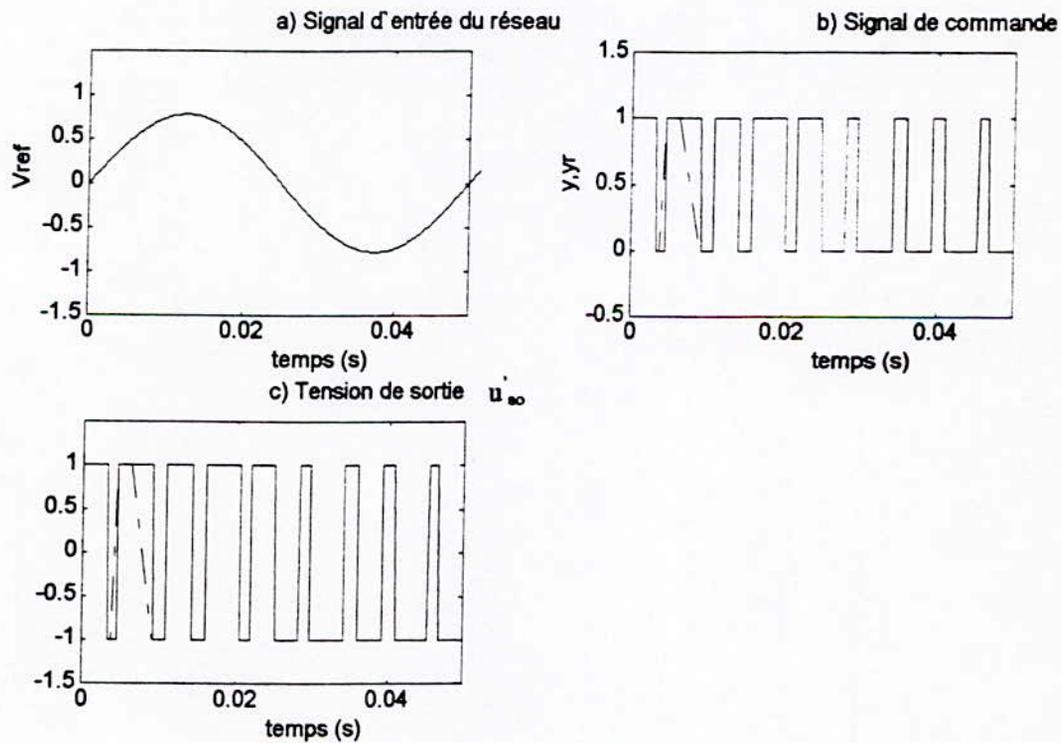


figure(4-14) :La généralisation pour $V=0.85$, $f=50\text{Hz}$

Section 4 : simulation

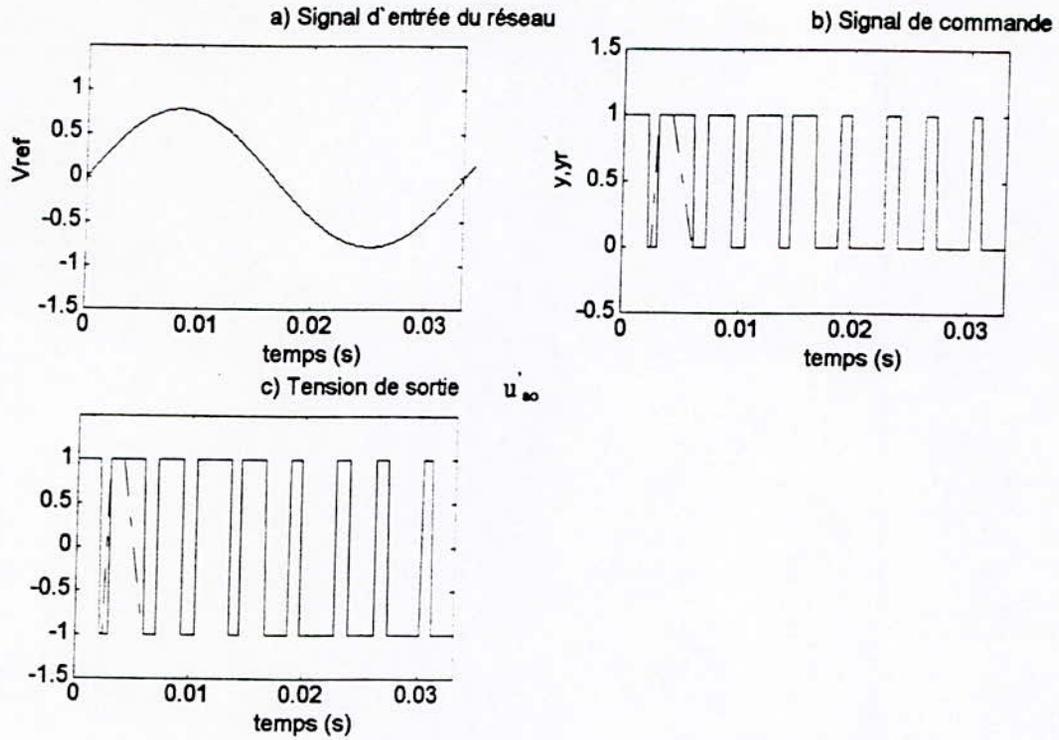


figure(4-15) :La généralisation pour $V=0.55$, $f=10\text{Hz}$

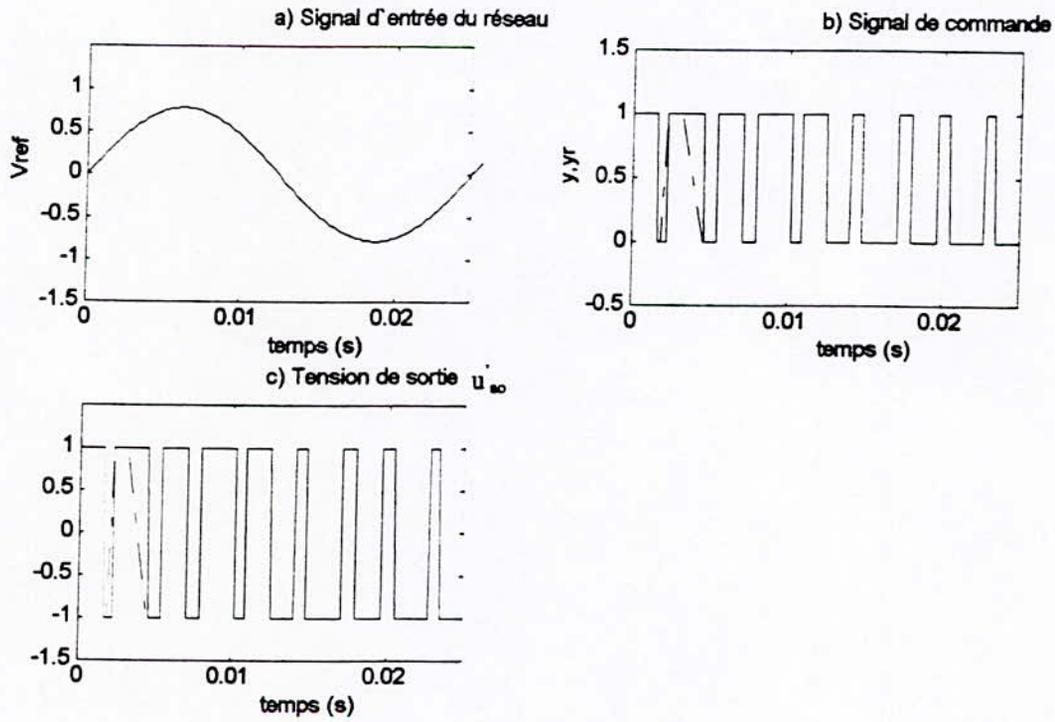


figure(4-16) :La généralisation pour $V=0.55$, $f=20\text{Hz}$

Section 4 : simulation

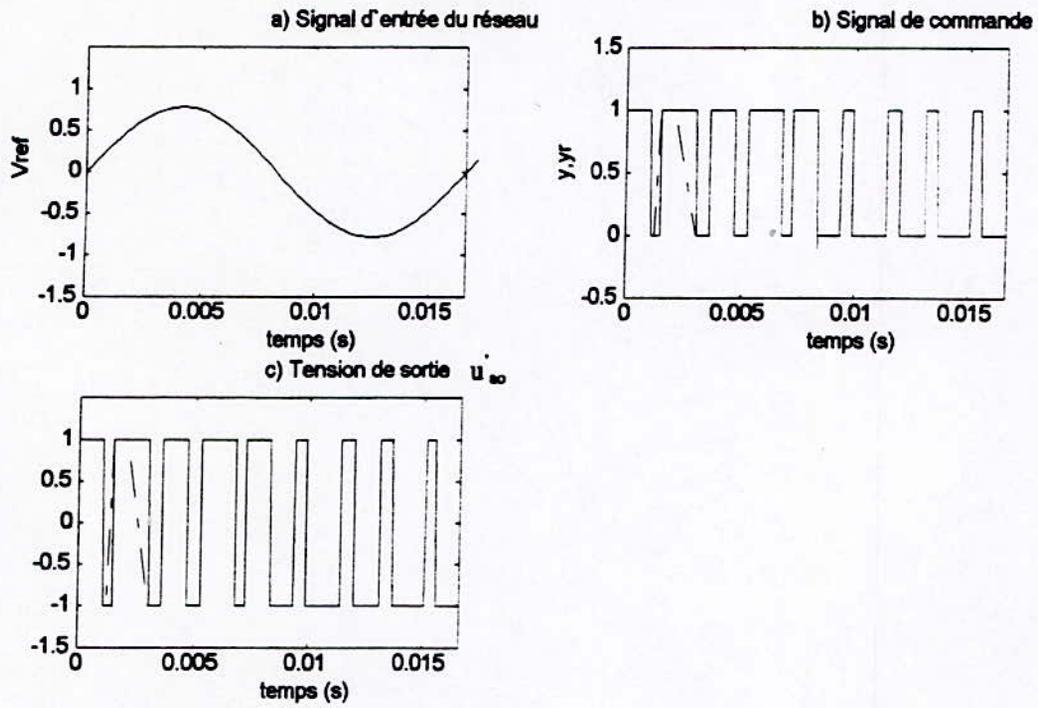


figure(4-17) : La généralisation pour $V=0.55$, $f=30\text{Hz}$



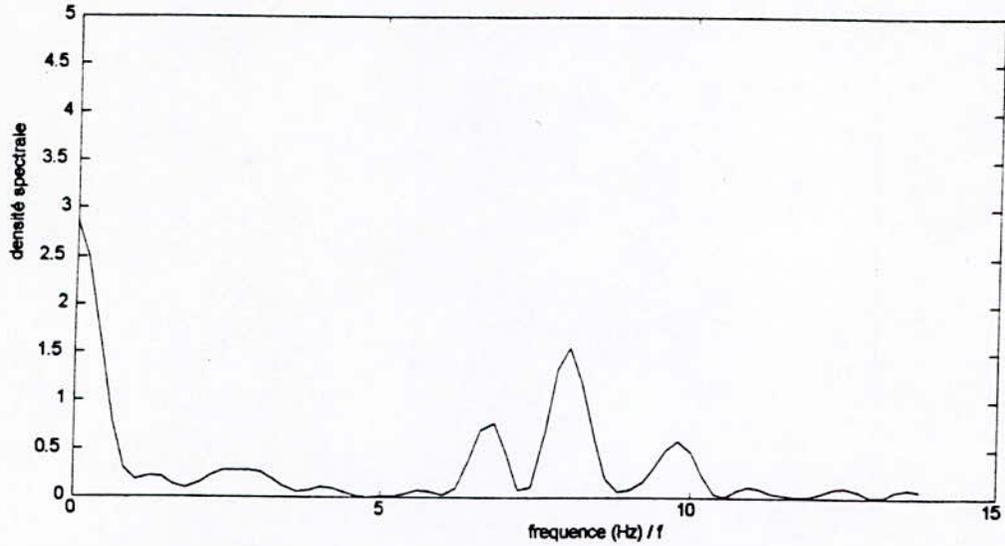
figure(4-18) : La généralisation pour $V=0.55$, $f=40\text{Hz}$

Section 4 : simulation

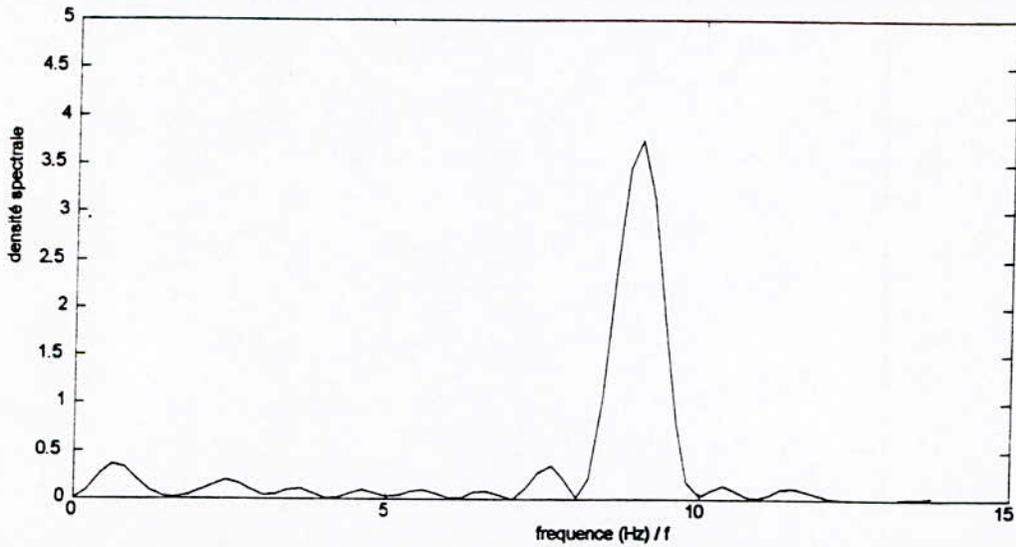


figure(4-19) : La généralisation pour $V=0.55$, $f=60\text{Hz}$

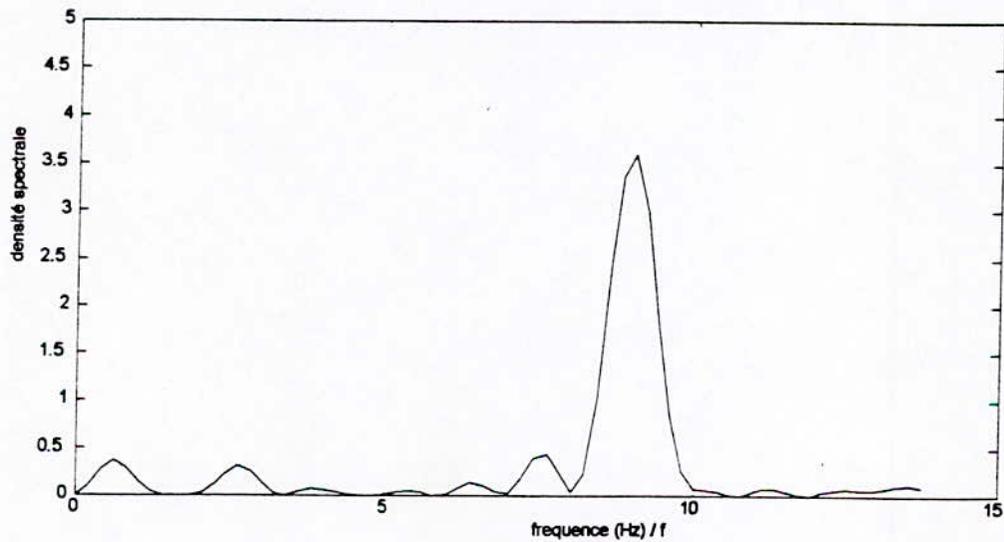
Section 4 : simulation



Figure(4-20) : Spectre de fréquence de la tension u'_{∞} pour $V=0.05$, $f=50\text{Hz}$

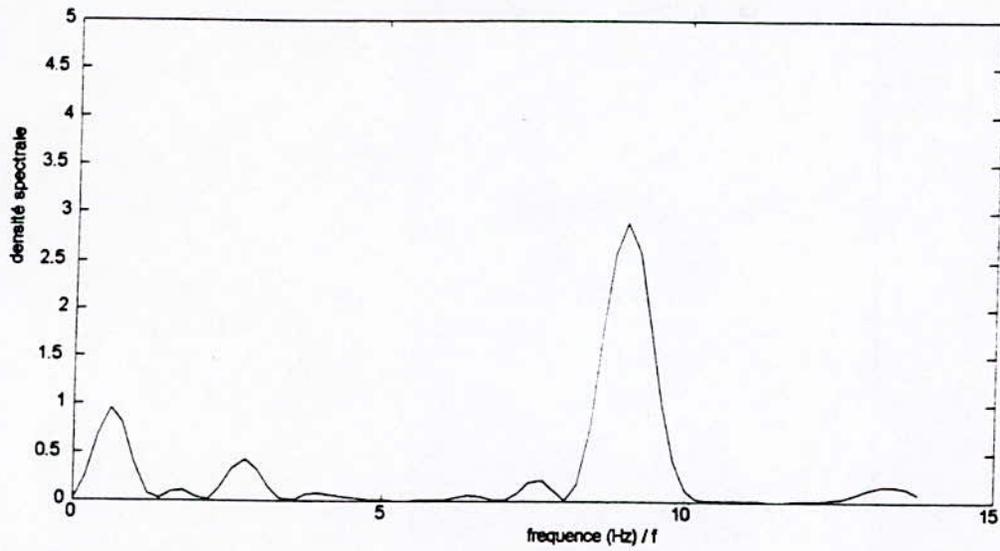


Figure(4-21) : Spectre de fréquence de la tension u'_{∞} pour $V=0.15$, $f=50\text{Hz}$

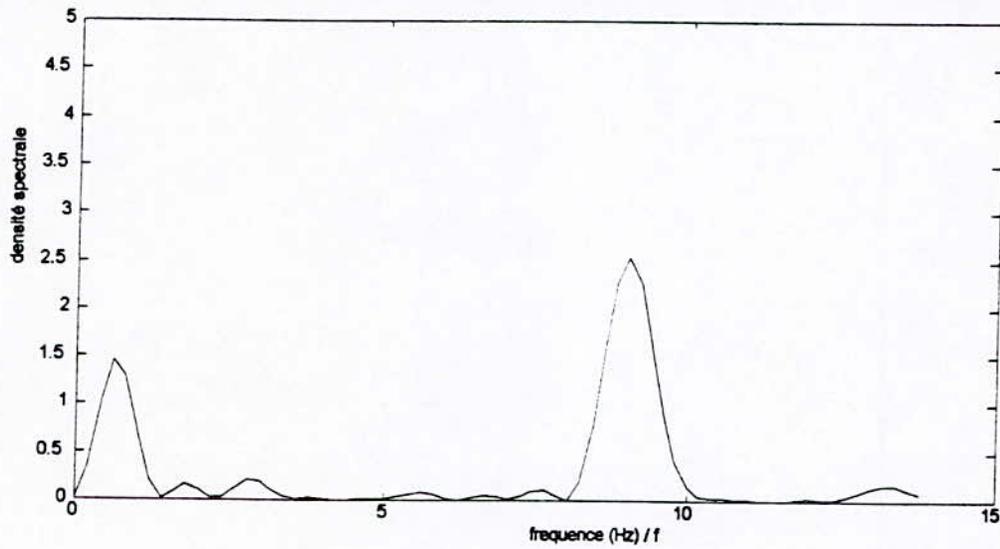


Figure(4-22) : Spectre de fréquence de la tension u'_{∞} pour $V=0.25$, $f=50\text{Hz}$

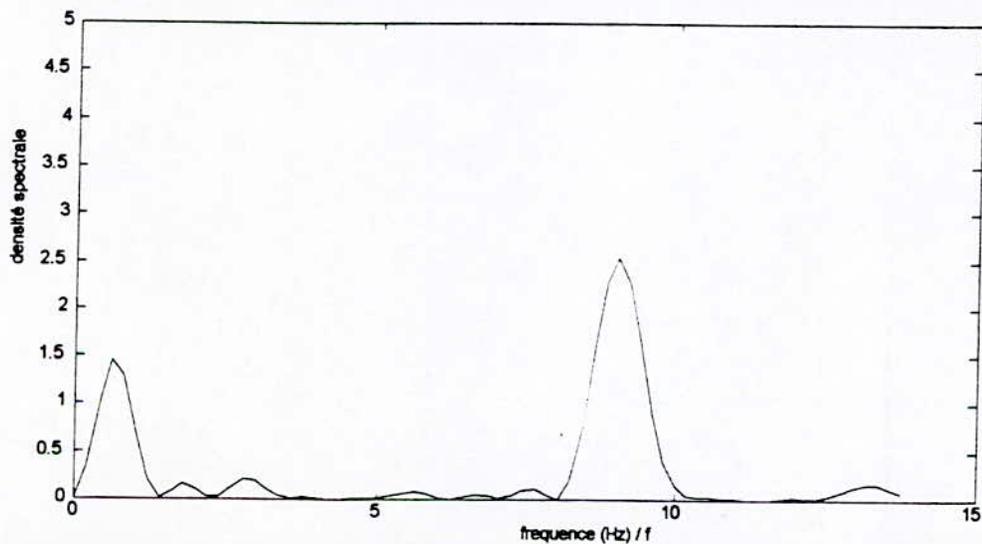
Section 4 : simulation



Figure(4-22') : Spectre de fréquence de la tension u'_{a0} pour $V=0.35$, $f=50\text{Hz}$

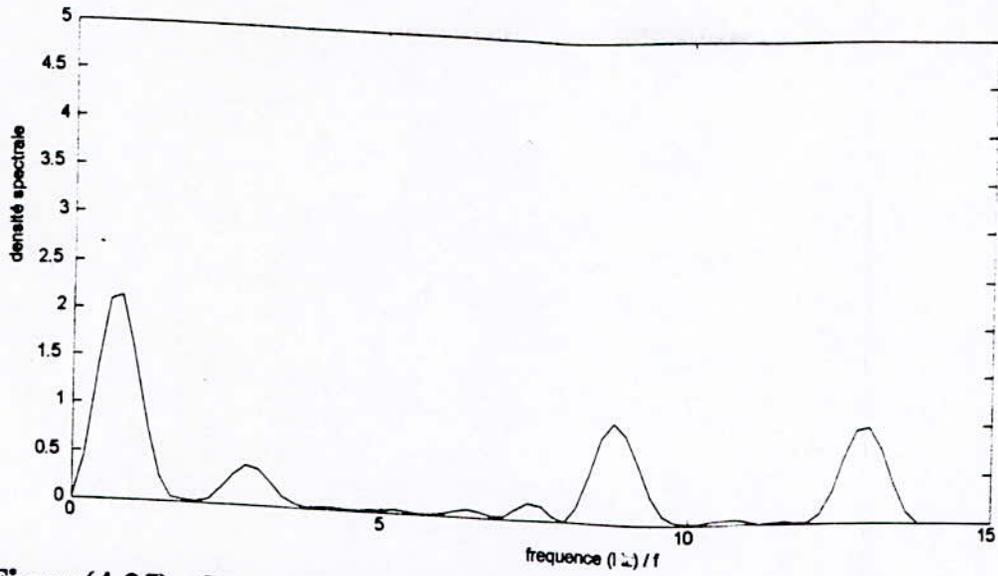


Figure(4-23) : Spectre de fréquence de la tension u'_{a0} pour $V=0.45$, $f=50\text{Hz}$

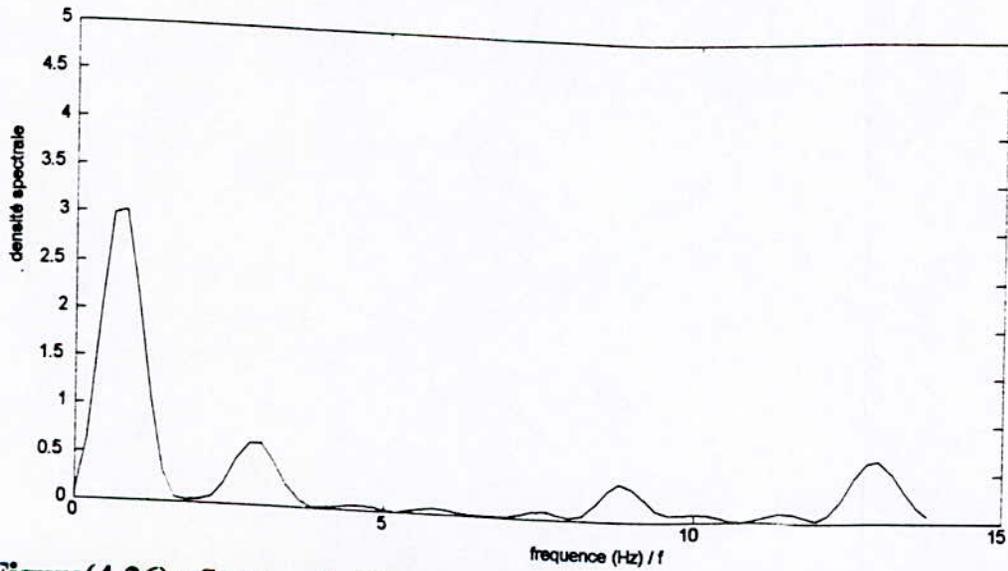


Figure(4-24) : Spectre de fréquence de la tension u'_{a0} pour $V=0.55$, $f=50\text{Hz}$

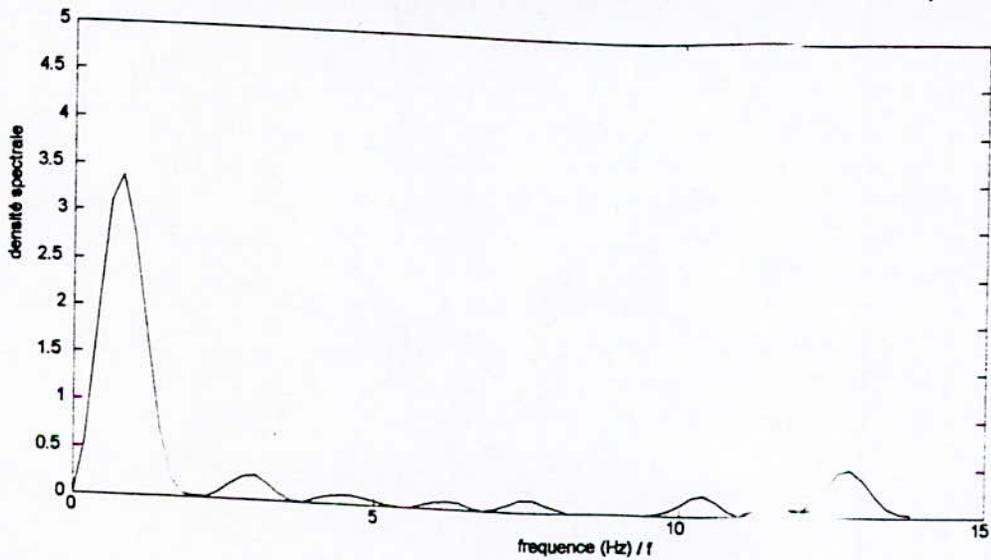
Section 4 : simulation



Figure(4-25) : Spectre de fréquence de la tension u'_{ao} pour $V=0.65$, $f=50\text{Hz}$

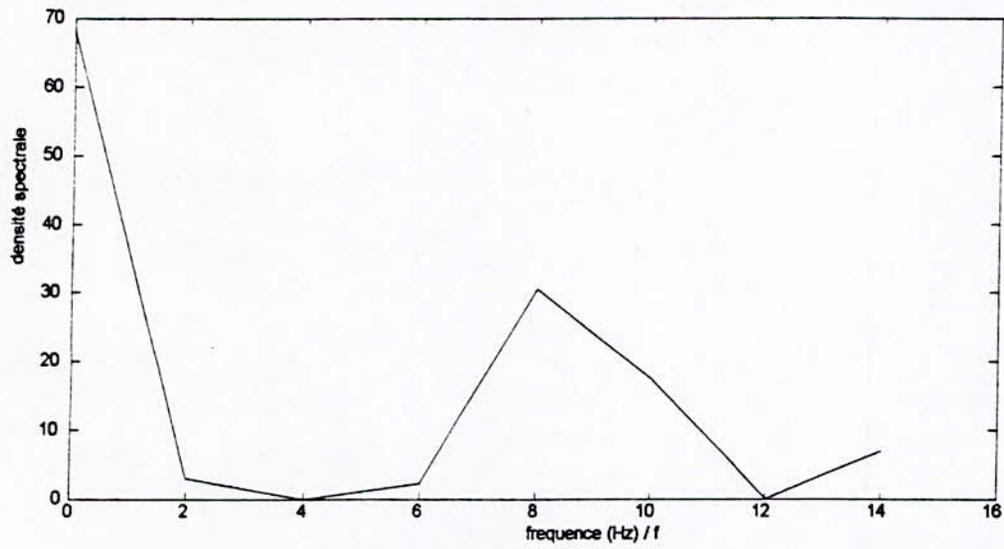


Figure(4-26) : Spectre de fréquence de la tension u'_{ao} pour $V=0.75$, $f=50\text{Hz}$

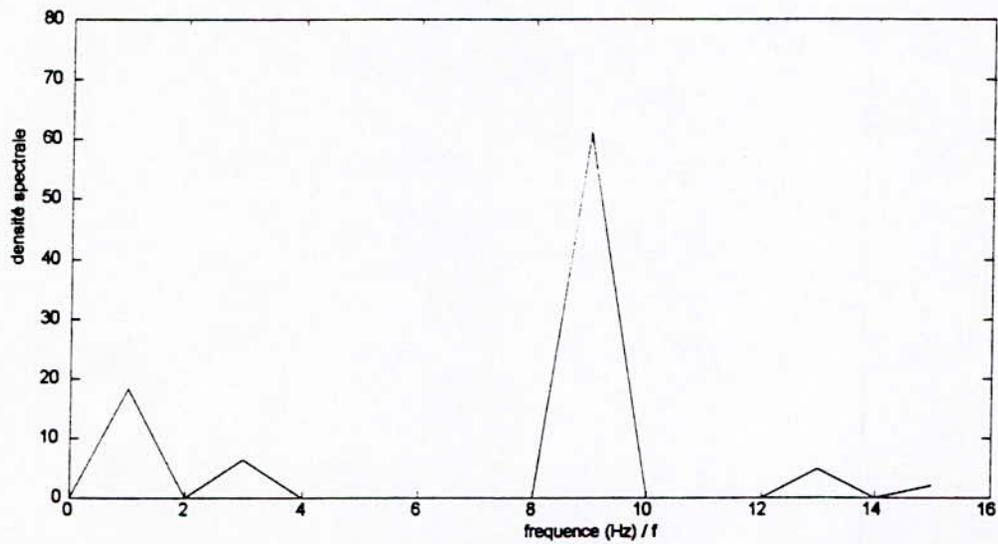


Figure(4-27) : Spectre de fréquence de la tension u'_{ao} pour $V=0.85$, $f=50\text{Hz}$

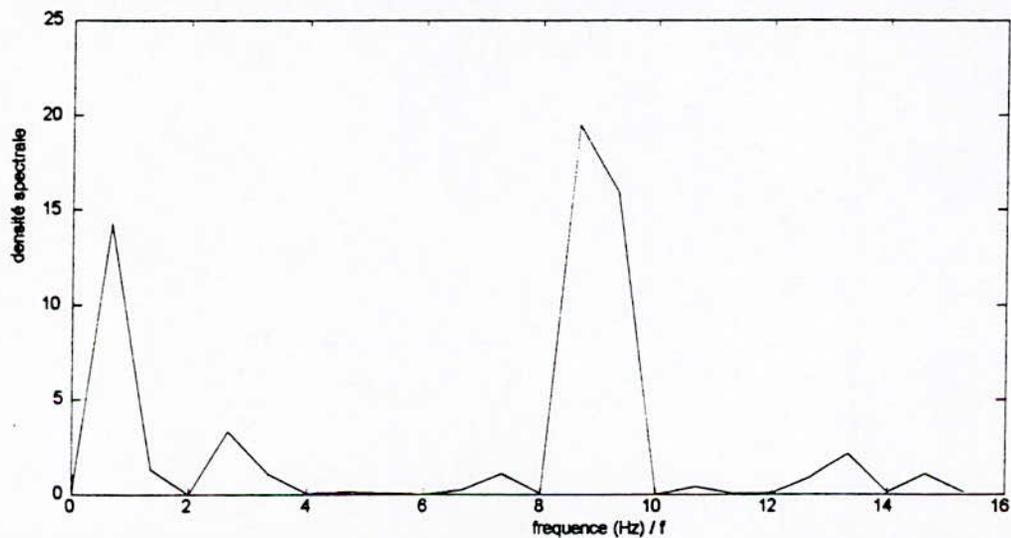
Section 4 : simulation



Figure(4-28) : Spectre de fréquence de la tension u'_{ao} pour $V=0.55$, $f=10\text{Hz}$

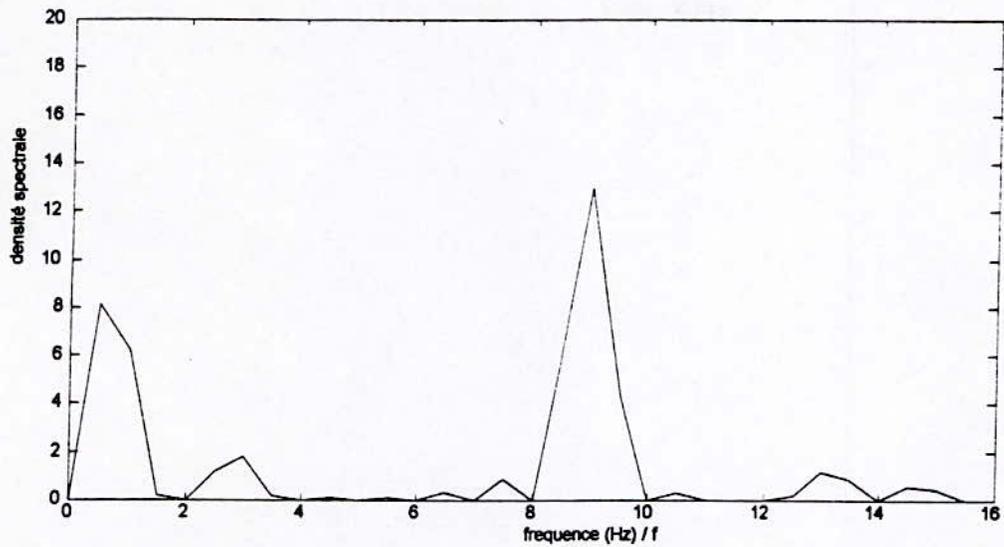


Figure(4-29) : Spectre de fréquence de la tension u'_{ao} pour $V=.55$, $f=20\text{Hz}$

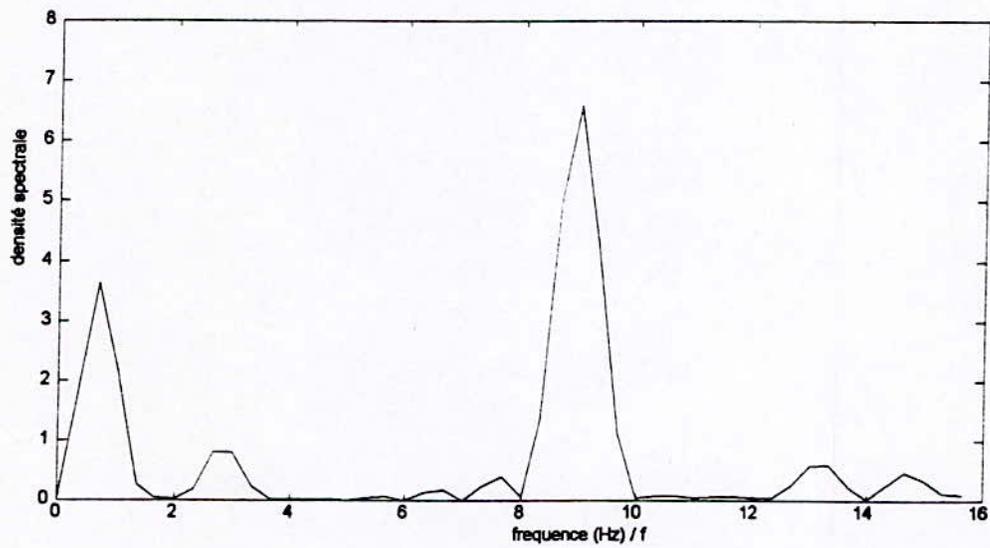


Figure(4-230) : Spectre de fréquence de la tension u'_{ao} pour $V=0.55$, $f=30\text{Hz}$

Section 4 : simulation

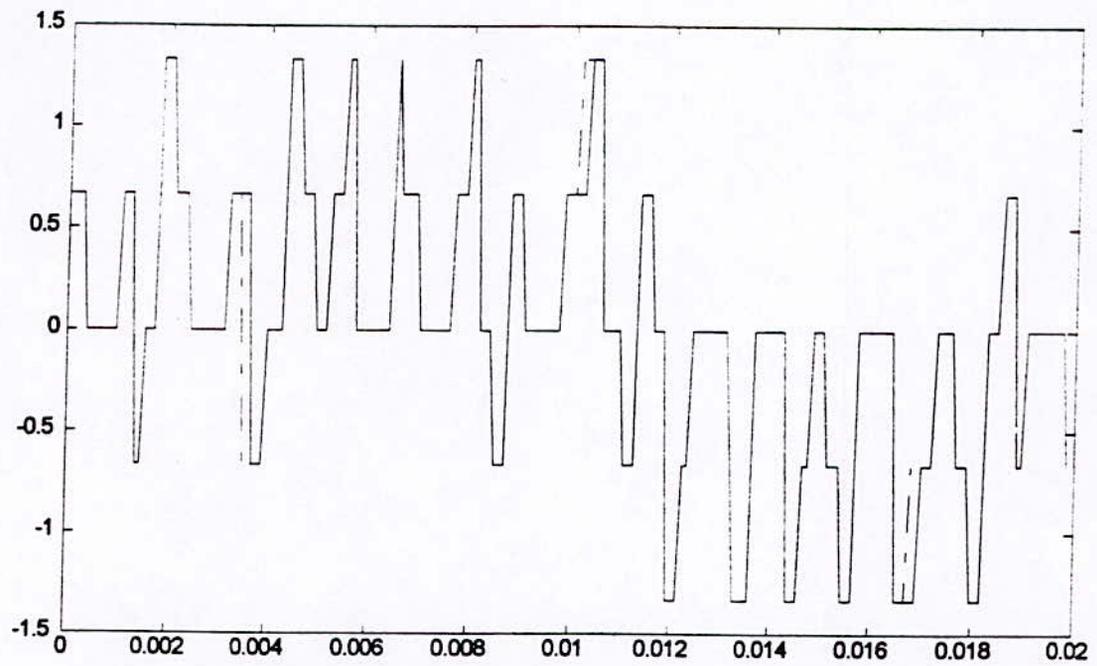


Figure(4-31) : Spectre de fréquence de la tension u'_{a0} pour $V=0.55$, $f=40\text{Hz}$

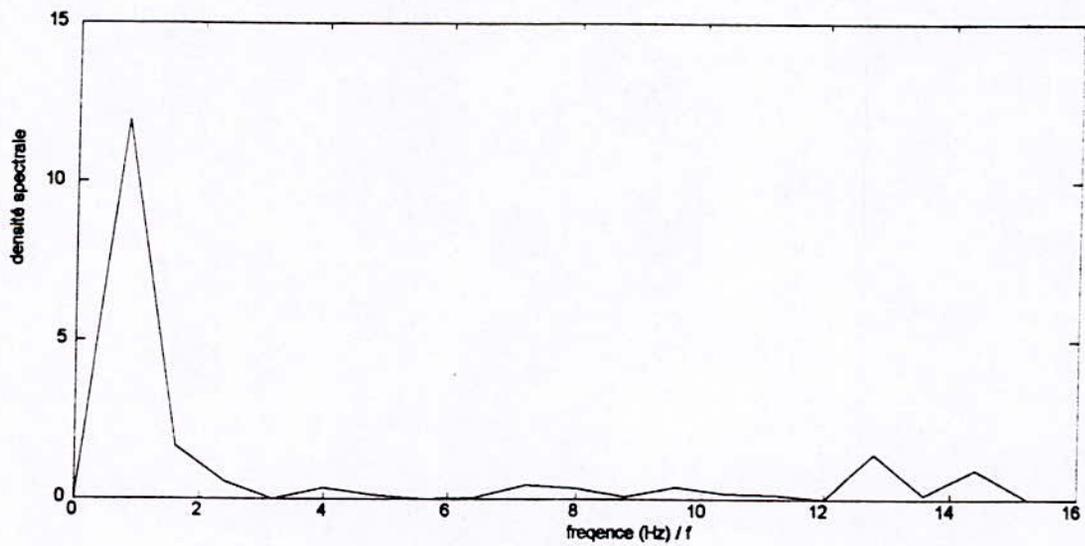


Figure(4-32) : Spectre de fréquence de la tension u'_{a0} pour $V=0.55$, $f=60\text{Hz}$

Section 4 : simulation



Figure(4-33) : Forme d'onde de la tension triphasé u'_{na} , pour $V=0.55, f=50\text{Hz}$



Figure(4-34) : Spectre de fréquence de la tension u'_{na} pour $V=0.55, f=50\text{Hz}$

on voit bien que les harmoniques d'ordre 5,7 et 11 sont presque éliminés pour les différents cas étudiés(sauf les deux cas suivants « $V=0.05, f=50\text{Hz}$ » et « $f=10\text{Hz}, V=55$ »). Il est déduit que ce réseau recopie bien la sortie désirée pour des signaux à dynamiques peu variables (signal sinusoïdal d'amplitude variable et de fréquence fixe), ce qui établit sa rapidité (la réponse obtenue instantanément).

V. Conclusion:

Notre but était de générer des signaux à MLI par un réseau de neurone. On a commencé par entraîner un réseau monocouche qui a un seule neurone dans la couche d'entrée. Cette technique exigeait beaucoup de neurones dans la couche cachée et énormément de temps de calculs (il faut noter que la convergence de tel réseau n'est pas sûr).

L'augmentation du nombre de neurones dans la couche d'entrée a permis de réduire le nombre de couches cachées et le temps de calcul par rapport aux autres approches (voir comparaison entre les différentes approches dans la parties 2).

Les étapes de validation et de tests finaux, ont montré la rapidité et la faisabilité du RN pour la génération des signaux à MLI.

SECTION 5:

Etude de la CONCEPTION

I. Introduction:

Dans cette section, nous présentons la conception de notre système. Le schéma global du système à étudier est constitué (fig 5-1) par la mise en cascade d'un pont redresseur à diodes et d'un onduleur de tension triphasé à deux interrupteurs par phase. La commande de l'onduleur est assurée par un réseau de neurone.

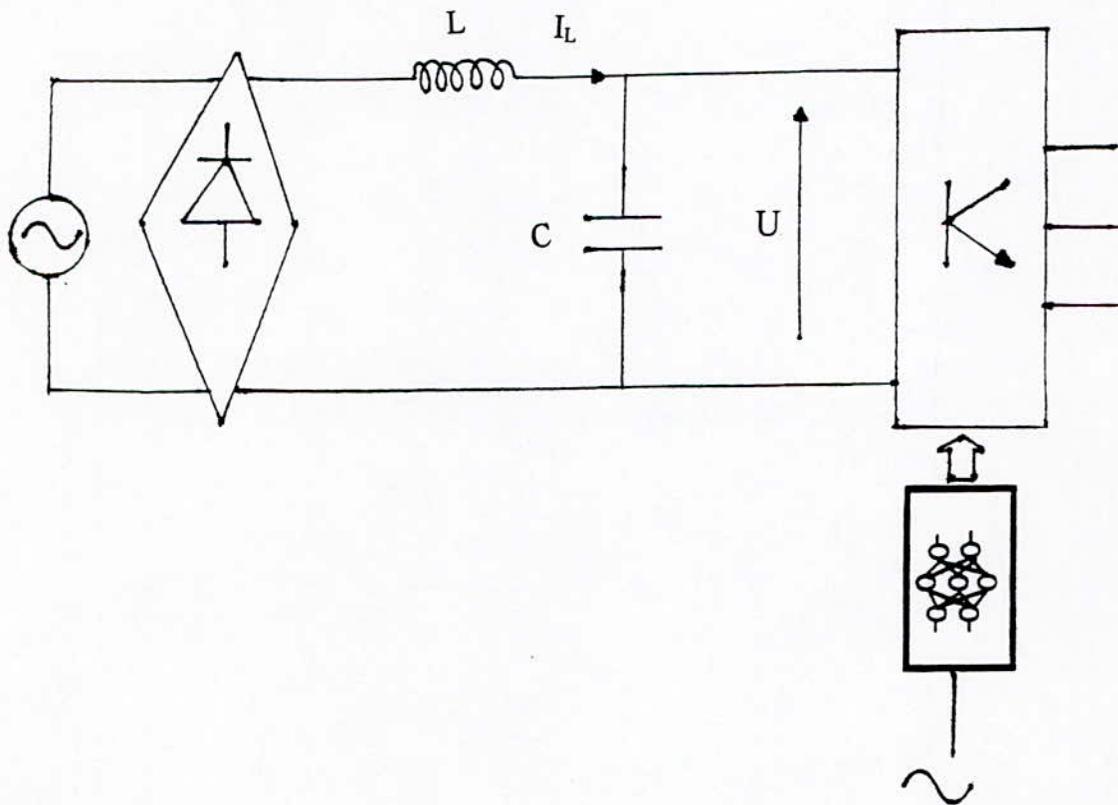


Fig (5-1) : Schéma du système global

II. La Source continue: [2]

La tension continue à l'entrée de l'onduleur est obtenue par redressement de la tension du réseau. Le redresseur est un pont de graëtz triphasé à diodes. Le filtre d'entrée constitué d'une self (L) et d'un condensateur (C) permet de réduire les ondulations des grandeurs d'entrée I_L et U . Les paramètres L et C sont choisis tels que la fréquence propre du filtre soit nettement inférieure à la fréquence d'opération de l'onduleur.

III. L'onduleur: [2]

La structure de l'onduleur est réalisée à base de transistors, la diode D_1 montée en antiparallèle autorise le retour du courant vers la source (fig 5-2).

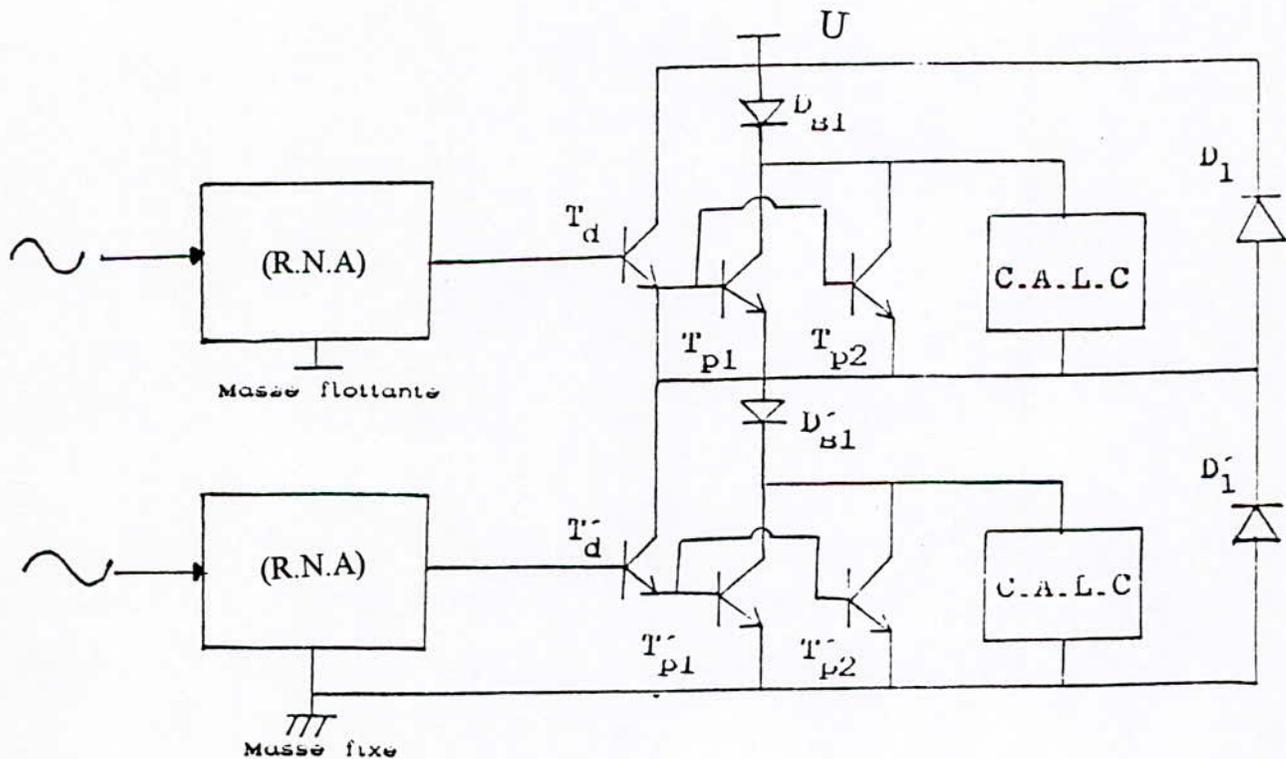


Fig (5-2) : Structure d'un bras de l'onduleur

La diode D_{S1} montée en série. Interdit la conduction inverse, ce qui permet d'éviter les surintensités dans le transistor.

Dans un onduleur de tension à MLI, toutes les commutations se font à courant non nul, et chaque transistor doit être protégé à la fois contre les gradients de courant (di/dt) à la fermeture par, respectivement, un premier circuit d'aide à la commutation (CALC) inductif et un deuxième CALC capacitif (fig 5-3)

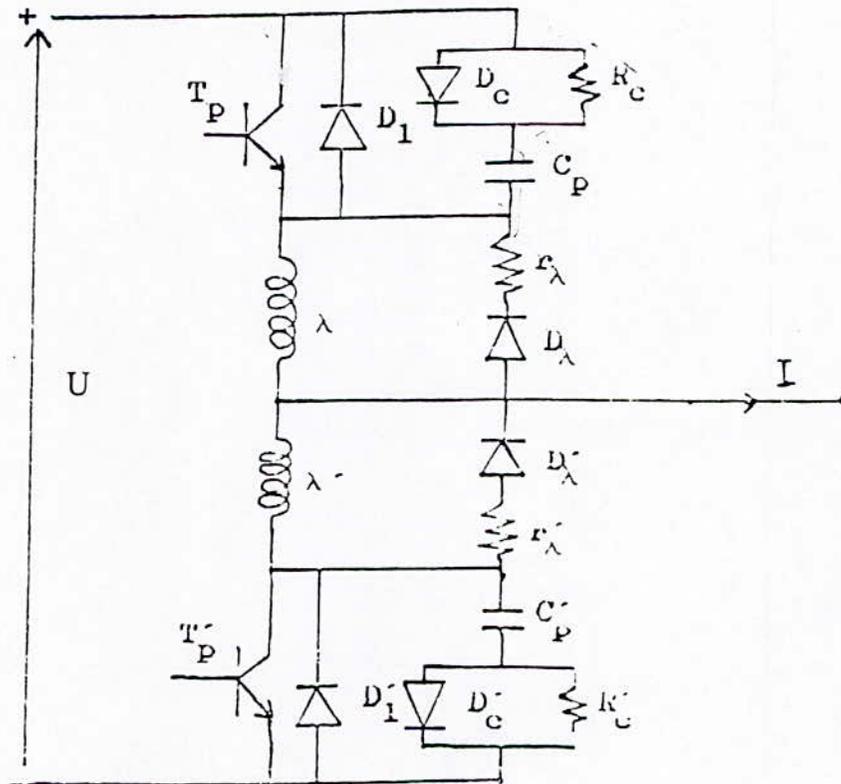


Fig (5-3) : C.A.J.C pour onduleur de tension à MLI.

• **Circuit d'aide à la conduction:**

Pour limiter
 Pour réduire la tension V_{CE} pendant la croissance du courant i_C , on branche une inductance λ . La résistance r_λ et la diode D_λ permettent la décharge de λ à l'extension suivante.

- **Circuit d'aide à l'extinction:**

réduire la tension de la source de la
 Pour ~~réduire~~ V_{CE} pendant la décroissance du i_C , on branche un condensateur C_P , il se déchargera à travers R_C à la mise en conduction suivante. On ajoute une diode D_C pour que la tension aux bornes de R_C ne s'ajoute ^{pas} à la tension aux bornes de C_P lors de la charge.

- **Choix des éléments du CALC:**

Ce choix résulte d'un compromis pendant la commutation entre la limitation de la surintensité, de la surtension et de la puissance dissipée dans les transistors.

- **Commande des deux transistors d'un même bras:**

Pour éviter le court - circuit de la source, la commande des deux transistors d'un même bras est disjointe (i.e., que le transistor passant est bloqué avant que le transistor précédemment bloqué ne soit conducteur), il faut alors prévoir sur les signaux de commande une marge de sécurité pendant laquelle les deux transistors sont bloqués.

Le circuit de la figure (5-4) réalise le complément du signal de commande du transistor de chaque bras de l'onduleur et assure un marge de sécurité β ($\beta \geq t_{of}$).

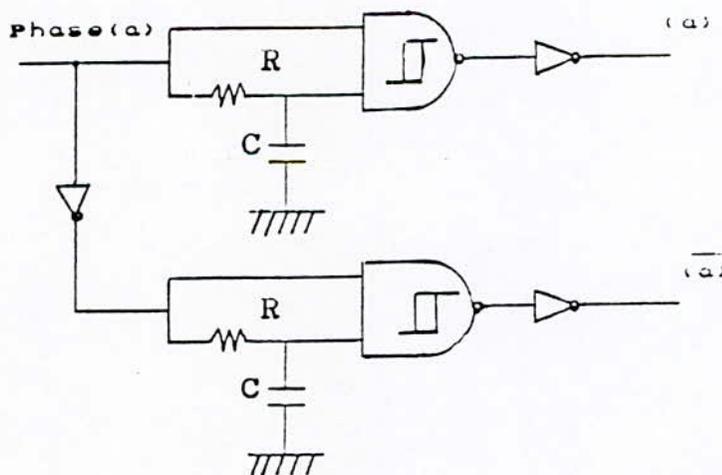


Figure 5-4: Circuit assurant la commande disjointe

IV. Le réseau de neurone: [9]

Pour édifier le RN, il faut d'abord réaliser son élément de base "le neurone". Le modèle du neurone est le même explicité dans la deuxième partie, Section2 (voir fig 2-2).

Dans cette partie on se propose de concevoir les différents éléments du neurone.

IV. 1 Les entrées / Sorties:

Elles sont des tensions électroniques.

IV. 2 Poids et sommateur pondéré:

Pour les poids on fait un choix convenable des résistances. Le sommateur est un amp. op, monté en amplificateur différentiel.

Les entrées de poids positifs sont injectées dans l'entrée positive et celles de poids négatifs sont injectées dans l'entrée négative (fig. 5-4).

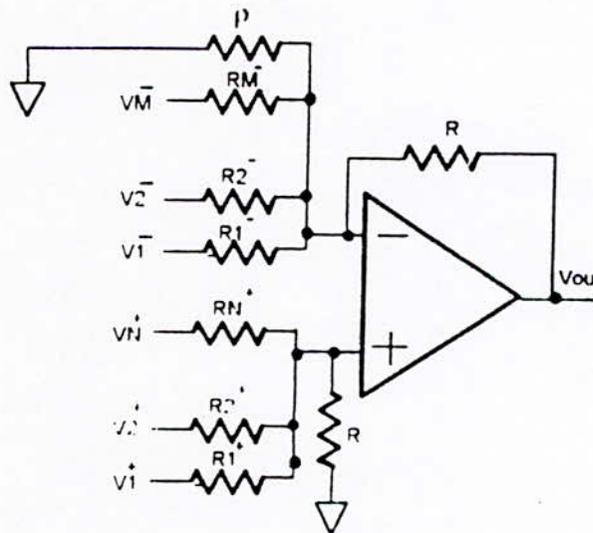


Fig.5-4 : Sommateur pondéré.

La résistance ρ est utilisée pour que ce circuit assure sa fonction, elle peut être connectée soit à la borne (+) soit à la borne (-), selon la règle suivante:

- Si $\sum_{j=1}^M \frac{1}{R_j^-} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i^+}$ alors $\rho = \infty$ « n'est pas utilisé ».
- Si $\sum_{j=1}^M \frac{1}{R_j^-} < \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i^+}$ alors ρ doit être connectée à la borne (+).
- Si $\sum_{j=1}^M \frac{1}{R_j^-} > \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i^+}$ alors ρ doit être connectée à la borne (-).

IV. 3 La dynamique :

On utilise généralement un circuit RC (R // C).

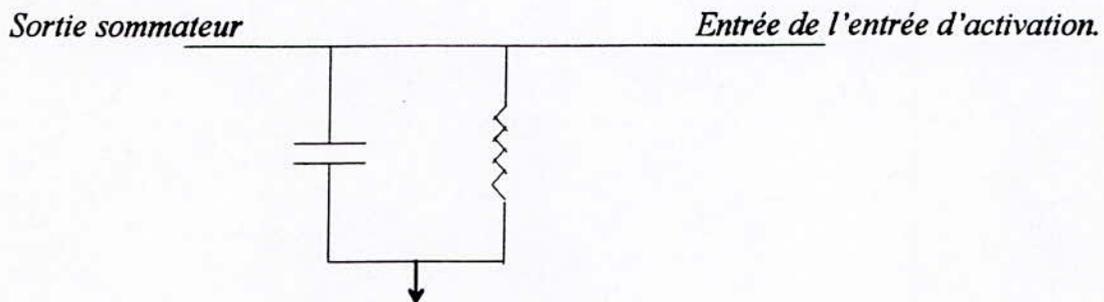


Fig.5-5 : Dynamique du neurone.

Pour les réseaux statiques, l'étalage de la dynamique est supprimé

IV. 4 La fonction d'activation :

Il existe plusieurs méthodes pour la synthèse de circuits de génération de fonction [9].

La fonction d'activation qu'on a choisi était la tangente hyperbolique, on va générer cette fonction à l'aide d'amplificateurs exponentiel et logarithmiques (fig. .5-6).

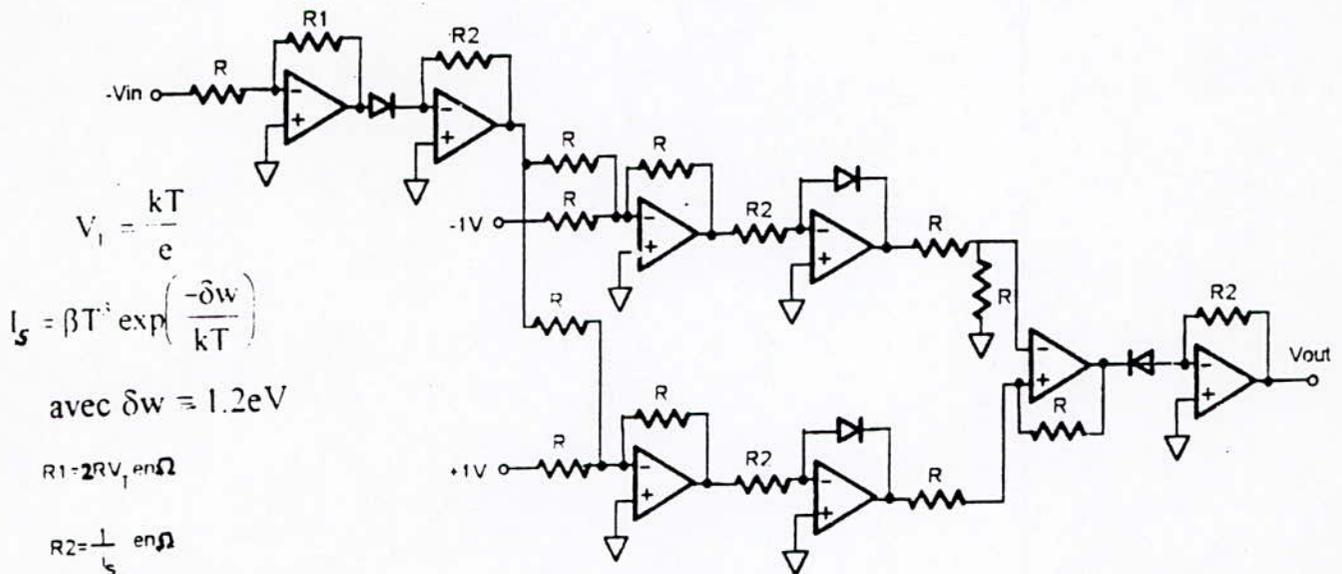


Fig.5-6 génération de la fonction tanh à l'aide d'amplificateurs logarithmiques et exponentiels.

V. Conclusion :

A l'issue de cette section, nous avons ^{proposé une étude pour} réussi à ~~mettre en œuvre~~ la conception du système global qui comprend un pont redresseur à diodes, un onduleur de tension triphasé à MLI et des réseaux de neurones.

Cependant, la réalisation proprement dite pose certains problèmes dont essentiellement celui de la précision des composants (transistors, diodes, résistances, amp.ops, ...etc.) et celui de biais entre les valeurs des résistances calculées et celles commercialisées qui suivent une certaine norme.

CONCLUSION GENERALE.

L'utilisation des réseaux de neurones ces dernières années a montré de bonnes capacités à résoudre les problèmes concernant les systèmes non linéaires. Donc l'idée de réaliser un circuit efficace, rapide et surtout intelligent pour la génération des signaux à MLI, est plausible. Il restait à le concevoir, c'est à dire trouver l'architecture satisfaisante du réseau.

Donc, dans ce travail, nous avons développé un nouveau circuit de génération des signaux à MLI qui fait appel aux réseaux de neurones à couches. L'apprentissage du réseau nécessite un fichier entrée/sortie, ce fichier est obtenu en se basant sur la technique de modulation par élimination d'harmoniques. Pour cette technique la séquence de commandes des interrupteurs est connue au préalable.

Au début, les tests préliminaires effectués sur un réseau monocouche d'un seul neurone dans la couche d'entrée, ont montré que ce réseau n'assure pas la convergence. Du fait que le signal d'entrée du réseau est très variable (signal sinusoïdale d'amplitude et de fréquence variable), d'où l'idée de saisir sa dynamique par l'introduction des valeurs passées. Et à remarquer que l'apprentissage s'améliore avec l'augmentation du nombre de points passés (le nombre d'entrées du réseau de neurone). Il faut donc trouver un bon compromis entre le nombre de neurones et la rapidité de l'apprentissage.

Ainsi, est obtenu un réseau satisfaisant vu des résultats obtenus. En effet, les validations et les tests finaux ont donné de bonnes performances pour le cas d'un signal d'entrée sinusoïdale variable en fréquence (de 15 à 80 Hz) et pour le cas de la variation d'amplitude (de 0.1 à 0.9 « en valeur relatives »).

L'analyse de l'architecture du système montre l'avantage que présente ce circuit par rapport aux circuits basés sur l'implantation par microprocesseur « conception plus simple, abaissement du coût, ... ».

Conclusion générale.

Comme perspectives, il est possible d'envisager l'optimisation du réseau obtenu (nombre d'entrées, nombre de neurones dans la couche cachée), et il est également possible d'envisager l'utilisation d'un réseau dynamique.

Annexes

Annexe A

Détermination de la valeur efficace du fondamental et des harmoniques de la tension de sortie d'un onduleur à MLI [5]

Une onde MLI avec c instants de commutation par quart de période peut être développée en série de Fourier comme suit :

$$u'(\theta) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos \theta + B_n \sin \theta \quad (\text{A.1})$$

$$\text{où : } A_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} u'(\theta) \cos n\theta d\theta \quad (\text{A.2})$$

$$B_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} u'(\theta) \sin n\theta d\theta \quad (\text{A.3})$$

Calculons les expressions de A_n et B_n :

$$A_n = \frac{1}{\pi} \left[\int_0^{\pi} u'(\theta) \sin n\theta d\theta + \int_{\pi}^{2\pi} u'(\theta) \cos n\theta d\theta \right] \quad (\text{A.4})$$

comme l'onde est symétrique par rapport à π on a :

$$u'(\theta) = -u'(2\pi - \theta) \quad (\text{A.5})$$

utilisant le changement de variable $\theta' = 2\pi - \theta$, et compte tenu de (A.5)

$$\text{on a : } \int_{\pi}^{2\pi} u'(\theta) \cos n\theta d\theta = -\int_0^{\pi} u'(2\pi - \theta') \cos n(2\pi - \theta') d\theta'$$

$$= \int_0^{\pi} u'(\theta) \cos n\theta d\theta \quad (\text{A.6})$$

d'où, (A.4) devient :

$$A_n = \frac{1}{\pi} \left[\int_0^{\pi} u'(\theta) \sin n\theta d\theta - \int_0^{\pi} u'(\theta) \cos n\theta d\theta \right] = 0$$

donc $A_n = 0$ pour $n=1,2,3,\dots$ (A.7)

d'autre part et compte tenu de (A.6), on trouve que :

$$B_n = \frac{2}{\pi} \int_0^{\pi} u'(\theta) \sin n\theta d\theta$$
 (A.8)

posons $\theta_0=0$; $\theta_{2c}=\pi$; donc :

$$B_n = \int_{\theta_0}^{\theta_{2c}} u'(\theta) \sin n\theta d\theta = \frac{2}{\pi} \sum_{i=0}^{2c} \int_{\theta_i}^{\theta_{i+1}} u'(\theta) \sin n\theta d\theta$$
 (A.9)

sachant que : $u'(\theta) = (-1)^i U/2$ (A.10)

donc :

$$\begin{aligned} B_n &= \frac{2}{\pi} \frac{U}{2} \sum_{i=0}^{2c} \int_{\theta_i}^{\theta_{i+1}} (-1)^i \sin n\theta d\theta \\ &= \frac{U}{n\pi} \sum_{i=0}^{2c} (-1)^i [\cos n\theta_i - \cos n\theta_{i+1}] \\ &= \frac{U}{n\pi} \left[(\cos n\theta_0 - \cos n\theta_{2c+1}) + 2 \sum_{i=0}^{2c} (-1)^i \cos n\theta_i \right] \end{aligned}$$
 (A.11)

on a : $\cos n\theta_0 = \cos 0 = 1$ (A.12)

et grâce à la symétrie par rapport à π on a : $\cos n\theta_{2c+1} = -\cos n\theta_{2c-1}$.

et comme : $\cos n\theta_{2c-1} = \cos 0 = 1$ « à cause de la symétrie par rapport $\pi/2$ » alors :

$$\cos n\theta_{2c+1} = -1 \quad (\text{A.13})$$

compte tenu de (A.12) et (A.13) ; l'équation (A.12) devient :

$$B_n = \frac{2U}{n\pi} \left[\left(1 + \sum_{i=1}^{2c} (-1)^i \cos n\theta_i \right) \right] \quad (\text{A.14})$$

comme l'onde est symétrique par rapport à $\pi/2$, on a :

$$u'(\theta_i) = u'(\pi - \theta_i) \Rightarrow (-i)^i = (-1)^{2c-i+1} \quad (\text{A.15})$$

on en déduit que :

$$B_n = \frac{2U}{n\pi} \left[1 + 2 \sum_{i=2}^c (-1)^i \cos n\theta_i \right] \quad (\text{A.16})$$

$$\text{puisque } U_{10} = \frac{\sqrt{2}}{\pi} U$$

alors :

$$B_n = \frac{\sqrt{2}U_{10}}{n} \left[1 + 2 \sum_{i=1}^c (-1)^i \cos n\theta_i \right] \quad (\text{A.17})$$

et cela pour $n=1, 3, 5, \dots$ « symétrie par rapport à $\pi/2$ »

de (A.7), (A.1) devient :

$$u'(\theta) = \sum_{n=1}^{\theta} B_n \sin n\theta \quad \text{pour } n=1, 3, 5, \dots \quad (\text{A.18}).$$

la valeur efficace du fondamental et les divers harmoniques est donnée par :

$$U_n = \frac{|B_n|}{\sqrt{2}} \quad (\text{A.19})$$

on en déduit que :

$$U_n = \left| U_{10} \frac{2}{n} \left(\frac{1}{2} - \cos n\theta_1 + \cos n\theta_2 - \cos n\theta_3, \dots + (-1)^c \cos n\theta_c \right) \right| \quad (\text{A.20})$$

$$n = 1, 3, 5, \dots$$

Annexe B

Méthode de Newton - Raphson [4]

On s'intéresse à la résolution du système d'équation suivant :

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ \dots\dots\dots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \end{cases} \quad (\text{B.1})$$

où les f_i sont des fonctions réelles des variables réelles $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$.

On peut noter le système (B.1) sous forme matricielle du type :

$$f(\underline{X}) = \underline{0} \quad (\text{B.2})$$

où : $\underline{X} = [x^1, x^2, \dots, x^n]^T$

f : l'opérateur non - linéaire défini par l'ensemble $(f_1, f_2, f_3, \dots, f_n)$

Notons $\underline{X}^* = [x_1^*, x_1^*, \dots, x_1^*]^T$ le vecteur solution du système (B.2).

si chaque fonction $f_i, i = 1, \dots, n$ est continue et continûment différentiable, alors, par développement en série de Taylor dans le voisinage d'un estimé $\underline{X}^{(k)}$ proche de \underline{X}^* (obtenu à la $k^{\text{ème}}$ itération), on obtient :

$$\begin{aligned} f_i(\underline{X}^*) &= f_i(\underline{X}^{(k)} + (\underline{X}^* - \underline{X}^{(k)})) \\ &= f_i \left(\underline{X}^{(k)} + \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i(\underline{X})}{\partial x_j} \Big|_{\underline{X}=\underline{X}^{(k)}} (x_j^* - x_j^{(k)}) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{r=1}^n (x_j^* - x_j^{(k)}) (x_r^* - x_r^{(k)}) \frac{\partial^2 f_i(\underline{X})}{\partial x_j \partial x_r} \Big|_{\underline{X}=\underline{X}^{(k)}} + \dots + 0 \right) \end{aligned} \quad (\text{B.3})$$

Si $\underline{X}^{(k)}$ est un estimé proche de \underline{X}^* ; les éléments $(x_i^* - x_i^{(k)})^2$ sont négligeables, ainsi que les termes de degrés supérieur.

Le système (B.3) s'écrit donc :

$$\sum_{j=1}^n \left. \frac{\partial f_i(\underline{X})}{\partial x_j} \right|_{\underline{X}=\underline{X}^{(k)}} (x_j^* - x_j^{(k)}) = -f_i(\underline{X}^{(k)}) \quad (\text{B.4})$$

Définissons la matrice $E^{(k)}$ des dérivées premières telles que :

$$E_{ij}^{(k)} = \left. \frac{\partial f_i(\underline{X})}{\partial x_j} \right|_{\underline{X}=\underline{X}^{(k)}} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, n \end{array} \quad (\text{B.5})$$

le vecteur d'erreur $\Delta \underline{X}^{(k)}$ par :

$$\Delta x_j^{(k)} = x_j^* - x_j^{(k)} \quad (\text{B.6})$$

Puis le vecteur : $\underline{F}^{(k)}$ par :

$$\underline{F}_i^{(k)} = -f_i(\underline{X}^{(k)}) \quad (\text{B.7})$$

Alors la relations matricielle (B.4) s'écrit :

$$E^{(k)} \Delta \underline{X}^{(k)} = \underline{F}^{(k)} \quad (\text{B.8})$$

Dans l'équation (B.8), toutes les quantités sont connues hormis les $\Delta \underline{X}^{(k)}$, on écrit :

$$\Delta \underline{X}^{(k)} = [E^{(k)}]^{-1} \underline{F}^{(k)} \quad (\text{B.9})$$

$\Delta \underline{X}^{(k)}$ est un estimé de l'erreur commise en approximant \underline{X}^* par $\underline{X}^{(k)}$, on peut donc obtenir un meilleur estimé $\underline{X}^{(k+1)}$ de \underline{X}^* par :

$$\underline{X}^{(k+1)} = \underline{X}^{(k)} + \Delta \underline{X}^{(k)} \quad (\text{B.10})$$

et compte tenu de (B.9) on a finalement :

$$\underline{X}^{(k+1)} = \underline{X}^k + (E^{(k)})^{-1} \underline{F}^{(k)} \quad (\text{B.11})$$

on arrête les opérations pour le test suivant :

$$\left| \underline{f}_i(\underline{X}^{(k+1)}) \right| < \varepsilon \quad (\text{B.12})$$

où ε est une borne supérieur de l'erreur fixée à priori.

ANNEXE C

Bibliographie

- [1]-G.Seguir et F.Labrique, « les convertisseurs de l'électronique de puissance :Vol 4 : la conversion continu - alternatif ~~»~~ ». Tec et Doc, 1989.
- [2]-Y. Gaugam. « Etude de stratégies de MLI pour onduleur de tension alimentant un moteur asynchrone » Alger, ENP/Département G. électronique / option électrotechnique. Thèse de Magister. février 1992.
- [3]-I.Yahiaoui. « commande d'un onduleur triphasé par micro-ordinateur ». Université de Batna / Département électronique, Juin 1995.
- [4]-M. Bonmahrat et A. Gourdin « méthodes numériques appliquées ». OPU, 1993.
- [5]-H.S. Patel et R.G. Hoft, « Generalized techniques of harmonic elimination and voltage control in thyristor inverters :Part I- Harmonic elimination. » IEEE.Trans, May /June 1973. Vol IA-9 N°3.
- [6]-J.A. Freeman et D.M. Skapura, « Ait Neutral networks », New York, Addison. Wesley. Juillet 1992.
- [7]-N.B. Karayanis et A.N. Venetsanpoules, « Artificial neural network : learning algorithms, performance, evaluation and applications. » Boston / Dordrecht/London, Klumer Academic Publisher, 1990.

- [8]-B.Hamzi et S.Labiod, « Identification et commande des systèmes dynamiques par les réseaux de neurones » Alger, ENP/Département G. électrique /option Automatique. Thèse d'ingénieur. Juin 1995.
- [9]-S.Bouallag et M.Bouhedda, « nouvelle approche pour la synthèse d'un ADC flash » Alger, ENP/Département G. électrique /option Automatique. Thèse d'ingénieur. Juin 1996.
- [10]-O.Bouhali, « Commande adaptative à structure décentralisée par RNA. » Alger. ENP/ département G. électrique /option Automatique. Thèse d'ingénieur, Juin 1996.
- [11]-M. Bounekhla. « Etude et réalisation d'un convertisseur à transistor piloté par microprocesseur en vue de la commande d'un moteur asynchrone ». Thèse de Magister, ENP Alger, 1991.
- [12]-D.A. Grant, J.A. Houldsworth et K.N. Lower « A new high-quality PWM AC drive » IEEE. Trans, March / April 1983, Vol IA-19,N° 2.
- [13]-Yoone Ho Kim and Mehrdad Ehsani « An algebraic algorithm for microcomputer-based (direct) inverter pulswidth modulation ». IEEE, Trans. Vol IA-23 N° 4, July/August 1987.
- [14]-Jordan Bicastel et R.G. Hoft « Optimum PWM wave forms of a microprocessor controlled inverter ». IEEE. Power Electronics Specialists conf. June 1978.