

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE

SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE HASSIBA BEN BOUALI DE CHLEF



*Faculté de Technologie*  
*Département de Génie Électrique*

## MEMOIRE

En vue de l'obtention du diplôme de

## MAGISTER

École Doctorale Génie Électrique

Option : Entraînement des Systèmes Électriques

Présenté par

**BENALI YUCEF Mohamed**

Ingénieur d'état en Électrotechnique

## Thème

# Commande d'un Convertisseur Matriciel Triphasé Par Réseaux de Neurones –Entraînement d'une machine Asynchrone

Soutenu le : 11/03/2012 devant le jury composé de :

|               |                          |            |              |
|---------------|--------------------------|------------|--------------|
| Président     | TAHAR ABBES Miloud       | Professeur | UHB Chlef    |
| Encadreur     | BELMADANI Bachir         | Professeur | UHB Chlef    |
| Co. Encadreur | DJAHBAR Abdelkader       | M.C.B      | UHB Chlef    |
| Examineurs    | TADJINE Mohamed          | Professeur | E.N.P. ALGER |
|               | BOUCHERIT Mohamed Seghir | Professeur | E.N.P. ALGER |

# DEDICACE

*Je dédie ce modeste travail :*

*Je remercie Allah, le tout puissant, le miséricordieux, de m'avoir appris ce que j'ignorais, de m'avoir donné la santé et tout dont je nécessitais pour l'accomplissement de ce mémoire.*

*A Mon Père pour sa Sacrificatoire de me orienté dans ma vie;*

*A Ma Mère, que Dieu la récompense pour sa patience et sa soutenance ;*

*A Ma Grande Mère ;*

*A Mes Chers Frères Et Sœurs, tous par leurs noms ;*

*A Ma Fiancée et sa famille;*

*A Tous Mes Amis en particulier Ismail, Abderahmen, Kamel, Omar et Boualem.*

*A Tous Ceux Qui Ont Contribué de près ou de loin à la réussite de mon travail.*

*A Tous ceux qui me sont chers*

*A Vous.*

*Benali youcef*

*Mohammed*

# REMERCIEMENTS

*Je tiens profondément à remercier tout d'abord DIEU l'unique qui a permis à ce travail de voir la lumière.*

*Je tiens à remercier vivement*

*Mon père, ma mère,*

*Mon Co-promoteur Monsieur A.DJAHBAR et promoteur Monsieur B.BELMADANI, pour ses orientations éclairées, ses conseils constructifs, son esprit critique et son aide précieuse.*

*Nous remercions très chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'être rapporteurs de notre mémoire.*

*Tous les enseignants qui ont contribué à notre formation pendant notre cycle de formation, et aussi nous remercions les enseignants de L'ENP pour leurs précieuses directives.*

*Que tous ce qui a contribué de près ou de loin, dans ma formation ainsi qu'à la réalisation de ce travail reçoit ici le témoignage de ma grande sympathie.*

# RESUME

## المخلص

العمل المنجز يدور حول تطوير استراتيجيات التحكم على أساس تقنيات الشبكة العصبية وتطبيقها على محول مصفوفي ثلاثي الطور، هذه التقنيات تستند على تعديلات و استراتيجيات التحكم التقليدية لهذا الأخير.

لتقييم الأداء الذي تقدمه تقنيات التعديل و استراتيجيات التحكم فنتوريني و روي (Venturini و Roy).توضع دراسة لأداء تجميع المحول المصفوفي ثلاثي الطور (MC) و الحمولة (RL) و تجميع المحول المصفوفي (MC) ثلاثي الطور و محرك لامتزامن ثلاثي الطور (MAS), عن طريق المحاكاة العددية على برنامج ماتلاب (MATLAB).

تطبيق الشبكات العصبية للتحكم في المحول المصفوفي تتطلب اختيار هندسة ونوع الشبكة المتقدمة ، فإنه يقدم النموذج العصبي المقبول في إجراءاتنا الخاصة على التحكم ، والتي هي من نوع الشبكة العصبية المتعددة الطبقات من نوع Feedforward مع خوارزمية backpropagation و أساس التدريب يكون بالاعتماد على خوارزميات فنتوريني و روي.

بعد اختبارات المحاكاة والمقارنة بين الطرق التقليدية وطريقة الشبكات العصبية، من خلال النتائج تبين مدى فعالية تحكم الشبكات العصبية في المحول المصفوفي (MC) والأداء الديناميكي لمحرك لامتزامن ثلاثي الطور (MAS) و الستاتيكي الذي تمت تغذيته من قبل المحول المصفوفي (MC) الذي يتحكم فيه الشبكات العصبية.

**كلمات المفتاح:** الشبكات العصبية ، الشبكة العصبية المتعددة الطبقات، خوارزمية backpropagation ، المحول المصفوفي ثلاثي الطور، خوارزمية فنتوريني، خوارزمية روي، محرك لامتزامن ، والأداء الديناميكي و الستاتيكي لمحرك لامتزامن ثلاثي الطور.

## Abstract

The work presented on the development of control strategies based on neural network techniques and applied to a three phase matrix converter, the technique based on modulation and classic control strategies of that (Venturini and Roy).

To evaluate the performance provided by these modulation techniques, a study of the performance of MC RL and MCAsynchronous motor association dependent by numerical simulation in Matlab environment.

The application of neural networks to control MC Requires chosen architecture and the type of the network developed, it presents the neural model adopted in our own control procedures, which is the type of neural network multilayer Feedforward with the backpropagation algorithm and the training set is developed based on algorithms Venturini and Roy.

## RESUME

---

After the simulation tests and comparisons between conventional methods and the method by neural networks results demonstrate the effectiveness of neural networks has control of the MC and dynamic performance of the Asynchronous motor and static that was supplied by the MC-controlled neural networks.

**Keywords:** Neural networks, multilayer neural network, the backpropagation algorithm, matrix converter, Venturini algorithm, Roy algorithm, Asynchronous motor, static and Dynamic performance of Asynchronous motor.

### RESUME

Le travail présenté relatif à l'élaboration de stratégies de commande basées sur les techniques des réseaux de neurones et appliquées à un convertisseur matriciel triphasé, ces technique basé sur les modulations et stratégies de commande classiques de ce dernier (Venturini et Roy).

Pour évaluer les performances apportées par ces techniques de modulation, une étude des performances de l'association MC-charge RL et MC-MAS par simulation numérique sous l'environnement Matlab.

L'application des réseaux de neurones à la commande d'un MC Nécessite le choix d'architecture et le type du réseau élaboré, on expose le modèle neuronal adopté dans nos propres démarches de commande, qui est le réseau neuronal multicouche de type Feedforward avec l'algorithme de rétropropagation, et la base d'apprentissage qui est élaborée à partir des algorithmes de Venturini et de Roy.

Après les tests de simulation et les comparaisons entre les méthodes classiques et la méthode par réseaux de neurones les résultats obtenus démontrent l'efficacité des réseaux de neurones à la commande d'un MC et des performances dynamiques et statique de la MAS qu'était alimenté par Le MC commandé par réseaux de neurones.

**Mots clés :** Réseaux de neurones, réseau neuronal multicouche, l'algorithme de rétropropagation, convertisseur matriciel, Algorithme de Venturini, Algorithme de Roy, Machine asynchrone, performances dynamiques et statique de la MAS.

# NOTATIONS

---

## Notations

|   |   |
|---|---|
| $C_{ch}$  | : Couple résistant  |
| $C_{em}$  | : Couple électromagnétique.   |
| d-q   | : Axes correspondant au référentiel lié au champ tournant.              |
| f   | : Coefficient de frottement visqueux.                                   |
| $f_i$   | : Fréquence d'entrée  |
| $f_o$   | : Fréquence de sortie   |
| I   | : Courant   |
| $i_{dr}, i_{qr}$                                | : Les composantes des courants rotoriques dans le repère (d, q)         |
| $i_{ds}, i_{qs}$                                | : Les composantes des courants statoriques dans le repère (d, q)        |
| $\bar{I}_i (i_A, i_B, i_C)$                     | : Courants d'entrée du convertisseur                                    |
| $\bar{I}_o (i_{oa}, i_{ob}, i_{oc})$            | : Courants de sortie du convertisseur                                   |
| $(i_{ra}, i_{rb}, i_{rc})$                      | : Système triphasé correspondants aux courants rotoriques               |
| $(i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})$                      | : Système triphasé correspondants aux courants statoriques              |
| J   | : Moment d'inertie.   |
| $L_s, L_r$                                      | : Inductance propre statorique et rotorique                             |
| M   | : matrice de modulation   |
| MAS   | Machine Asynchrone  |
| MC  | Convertisseur matriciel (Matrice converter)                             |
| $m_{ij}(t)$                                     | : Fonction du rapport cyclique  |
| $M_{sr}$  | : Inductance mutuelle statorique et rotorique                           |
| $[P(\theta)]$                                   | : Matrice de transformation de Park                                     |
| $[P(\theta)]^T$                                 | : Matrice transposée  |
| p   | : Nombre de paires de pôles.  |
| PWM   | Pulse width modulation (modulation de largeur d'impulsion)              |
| $(\phi_{dr}, \phi_{qr}) (\phi_{ds}, \phi_{qs})$ | : Les composantes de flux rotorique et statorique dans le repère (d, q) |
| $[\phi_r]$                                      | : Flux rotorique  |

## NOTATIONS

---

|  |   |
|--|---|
| $[\Phi_s]$                               | : Flux statorique   |
| $(r_a, r_b, r_c)$                        | : Système triphasé correspondants aux trois phases rotoriques   |
| $R_r, R_s$                               | : Résistance rotorique et statorique  |
| $(s_a, s_b, s_c)$                        | : Système triphasé correspondants aux trois phases statoriques  |
| $S_{ij} (S_{aA}, S_{aB}, \dots, S_{cC})$ | : Commutateurs bidirectionnels  |
| $t_{ij}$                                 | : Temps de conduction des interrupteurs   |
| $T_{seq}$                                | : Période de pulsation  |
| $T_s, T_r$                               | : Constantes de temps statorique et rotorique   |
| $V$                                      | : Tension.  |
| $V_{dr}, V_{qr}$                         | : Les composantes des tensions rotoriques dans le repère (d, q)   |
| $V_{ds}, V_{qs}$                         | : Les composantes des tensions statoriques dans le repère (d, q)  |
| $\vec{V}_{ec} (v_A, v_B, v_C)$           | : Tensions d'entrée du convertisseur  |
| $\vec{V}_{oc} (v_{oa}, v_{ob}, v_{oc})$  | : Tensions de sortie du convertisseur   |
| $(V_{s_a}, V_{s_b}, V_{s_c})$            | : Système triphasé correspondants aux tensions statoriques  |
| $\omega_a$                               | : Vitesse de glissement   |
| $\omega_i$                               | : Pulsation d'entrée  |
| $\omega_m$                               | : vitesse angulaire électrique du rotor.  |
| $\omega_o$                               | : Pulsation de sortie   |
| $\omega_r$                               | : pulsation Rotorique   |
| $\omega_s$                               | : Pulsation Statorique  |
| $x_d, x_q$                               | : Les composantes de la grandeur x dans le repère (d, q)  |
| $\sigma$                                 | le coefficient de dispersion magnétique   |
| $\theta$                                 | : Angle électrique entre L'axe de Phase d'enroulement Rotorique et L'axe de Phase d'enroulement statoriques |
| $\theta_s, \theta_r$                     | : Angles électriques statorique et rotorique  |
| $\Omega$                                 | : vitesse mécanique.  |

**Table des figures**

**Figure (I.1) :** Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée.....5

**Figure(I.2) :** Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de Park.....7

**Figure (I.3) :** Interrupteurs bidirectionnels .....14

**Figure (I.4) :** Interrupteur bidirectionnel à base de deux diodes et deux IGBT .....15

**Figure (I.5) :** Circuit principal du convertisseur matriciel .....16

**Figure (I.6) :** la convention adoptée pour les commutateurs.....17

**Figure. (I.7) :** Durées de conduction des interrupteurs pendant une période de  
commutation.....22

**Figure (II.1):** les formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.5$   
Avec :  $f_o = 4 f_i$  .....28

**Figure (II.2):** les formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.75$   
Sans modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$  .....29

**Figure (II.3):** les formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.75$   
Avec modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$ .....29

**Figure (II.4):** les formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.866$   
Sans modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$  .....30

**Figure (II.5):** les formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.86632$   
vec modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$ .....31

**Figure (II.6) :** PWM à trois intervalles qui commande la phase A de sortie.....35

**Figure(II.7) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions  
de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour  $f_o = 25$  Hz .....37



## Table des figures

---

|   |    |
|---|----|
| <b>Figure(II.8) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_o=50$ Hz .....  | 38 |
| <b>Figure(II.9) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour $f_o=100$ Hz ..... | 39 |
| <b>Figure(II.10) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=25$ Hz .....       | 40 |
| <b>Figure(II.11) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=50$ Hz .....       | 41 |
| <b>Figure (II.12) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour $f_o=100$ Hz .....     | 42 |
| <b>Figure (II.13) :</b> Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Venturini ( $f_o= 25$ Hz).....                       | 44 |
| <b>Figure (II.14) :</b> Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Venturini ( $f_o= 50$ Hz).....                       | 45 |
| <b>Figure (II.15)</b> Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Roy ( $f_o= 25$ Hz).....                               | 46 |
| <b>Figure (II.16) :</b> Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Roy ( $f_o= 50$ Hz) .....                            | 47 |
| <b>Figure (III.1) :</b> les composantes d'un neurone biologique.....  | 52 |
| <b>Figure (III.2) :</b> Modèle général d'un neurone.....  | 53 |
| <b>Figure (III.3) :</b> Fonctions de sortie des neurones.....   | 55 |
| <b>Figure (III.4) :</b> les fonctions les plus utilisées dans le domaine de l'ingénierie .....  | 57 |
| <b>Figure (III.5) :</b> Exemples pour les Réseaux sans couches.....   | 59 |
| <b>Figure (III.6) :</b> Exemple pour les Réseaux à couches.....   | 60 |
| <b>Figure (III.7) :</b> Exemple d'un modèle du perceptron.....  | 60 |

## Table des figures

---

|  |    |
|--|----|
| <b>Figure (III.8) :</b> Exemple d'un modèle de Hopfield.....   | 61 |
| <b>Figure (III.9) :</b> Exemple d'un modèle de Kohonen.....  | 62 |
| <b>Figure (III.10) :</b> la fonction du "chapeau mexicain".....  | 62 |
| <b>Figure (III.11) :</b> Principe de l'entraînement du réseau par<br>rétro-propagation de l'erreur.....  | 66 |
| <b>Figure (III.12) :</b> Organigramme de la retropropagation.....  | 71 |
| <b>Figure (III.13) :</b> Résultats d'un apprentissage d'un sinus.....  | 74 |
| <b>Figure (IV.1) :</b> Architecture neuronale proposée pour la commande du convertisseur<br>matriciel .....  | 78 |
| <b>Figure (IV.2) :</b> Topologie de simulation d'un convertisseur matriciel<br>avec réseaux de neurones.....   | 79 |
| <b>Figure (IV.3):</b> les variation des fonctions de commutation $m_{ij}$ obtenues par<br>les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Venturini Pour $f_0=25\text{HZ}$ .....                     | 81 |
| <b>Figure (IV.4):</b> les variation des fonctions de commutation $m_{ij}$ obtenues par<br>les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Venturini Pour $f_0=50\text{HZ}$ .....                     | 82 |
| <b>Figure (IV.5):</b> les variation des fonctions de commutation $m_{ij}$ obtenues par<br>les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Venturini Pour $f_0=100\text{HZ}$ .....                    | 84 |
| <b>Figure (IV.6):</b> les variation des fonctions de commutation $m_{ij}$ obtenues par<br>les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Roy Pour $f_0=25\text{HZ}$ .....                           | 86 |
| <b>Figure (IV.7):</b> les variation des fonctions de commutation $m_{ij}$ obtenues par<br>les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Roy Pour $f_0=50\text{HZ}$ .....                           | 88 |
| <b>Figure (IV.8):</b> les variation des fonctions de commutation $m_{ij}$ obtenues par<br>les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Roy Pour $f_0=100\text{HZ}$ .....                          | 89 |
| <b>Figure(IV.9) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$<br>et des tensions de sortie du CM commandé par RN à base de l'algorithme<br>de Venturini pour $f_0=25\text{ Hz}$ ..... | 91 |

## Table des figures

---

|  |     |
|--|-----|
| <b>Figure(IV.10) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du CM commandé par RN à base de l'algorithme de Venturini pour $f_0=50$ Hz.....  | 92  |
| <b>Figure(IV.11) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du CM commandé par RN à base de l'algorithme de Venturini pour $f_0=100$ Hz..... | 93  |
| <b>Figure(IV.12) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du CM commandé par RN à base de l'algorithme de Roy pour $f_0=25$ Hz.....        | 94  |
| <b>Figure(IV.13) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du CM commandé par RN à base de l'algorithme de Roy pour $f_0=50$ Hz.....        | 95  |
| <b>Figure(IV.14) :</b> Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant $i_{ch}$ et des tensions de sortie du CM commandé par RN à base de l'algorithme de Roy pour $f_0=100$ Hz.....       | 96  |
| <b>Figure (IV.15) :</b> Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Venturini ( $f_0= 25$ Hz).....   | 99  |
| <b>Figure (IV.16) :</b> Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Venturini ( $f_0= 50$ Hz).....   | 100 |
| <b>Figure (IV.17) :</b> Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Roy ( $f_0= 25$ Hz).....   | 101 |
| <b>Figure (IV.18) :</b> Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Roy ( $f_0= 50$ Hz).....   | 102 |

# Liste des tableaux

---

## Liste des tableaux

|   |     |
|---|-----|
| <b>Tableau (I.1) :</b> les vecteurs d'états de commutateur du convertisseur matriciel.....  | 18  |
| <b>Tableau (III.1) :</b> Applications et progresses sur les réseaux de neurones<br>pendant ces derniers années.....   | 51  |
| <b>Tableau (III.2) :</b> les types des fonctions d'activation et leurs<br>relations d'entrées/sorties.....  | 57  |
| <b>Tableau(IV.1) :</b> comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques<br>fondamentales) des signaux obtenu avec la commande par l'algorithme<br>de Venturini et la commande par réseaux de neurones .....          | 97  |
| <b>Tableau(IV.2) :</b> comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques<br>fondamentales) des signaux obtenu avec la commande par l'algorithme<br>de Roy et la commande par réseaux de neurones .....                | 98  |
| <b>Tableau(IV.3) :</b> comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques<br>fondamentales) de courant statorique obtenu avec la commande par l'algorithme<br>de Venturini et la commande par réseaux de neurones..... | 103 |
| <b>Tableau(IV.4) :</b> comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques<br>fondamentales) de courant statorique obtenu avec la commande par l'algorithme<br>de Roy et la commande par réseaux de neurones.....       | 103 |

.

# Sommaire

REMERCIEMENTS

DEDICACES

RESUME

NOTATIONS

LISTE DES FIGURES

LISTE DES TABLEAUX

Introduction générale..... 01

## CHAPITRE I:

### Modélisation d'un ensemble

#### Machine asynchrone –convertisseur matriciel triphasé

|         |  |    |
|---------|--|----|
| I.1     | Introduction.....  | 04 |
| I.2     | Modélisation de la machine asynchrone.....                       | 04 |
| I.2.1   | Modèle triphasé.....   | 05 |
| I.2.1.1 | Equations électriques.....                                       | 06 |
| I.2.1.2 | Equation magnétiques.....  | 06 |
| I.2.1.3 | Equation mécanique.....  | 06 |
| I.2.2   | Modélisation dans le repère de Park.....                         | 06 |
| I.2.3   | Le modèle en représentation d'état de la machine asynchrone..... | 09 |
| I.2.3.1 | Le choix des variables d'état.....                               | 10 |
| I.3     | Le Convertisseur matriciel triphasé.....                         | 12 |
| I.3.1   | Structure d'un convertisseur matriciel.....                      | 13 |
| I.3.2   | Interrupteurs à semi-conducteurs utilisés dans le MC.....        | 14 |
| I.3.3   | Principe de fonctionnement d'un convertisseur matriciel.....     | 16 |
| I.3.4   | Les vecteurs de commutation .....                                | 16 |
| I.3.5   | Modélisation d'un convertisseur matriciel.....                   | 19 |
| I.4     | Performance d'un convertisseur matriciel.....                    | 23 |
| I.5     | Conclusion.....  | 24 |

**CHAPITRE II:**

**Modulation et Stratégie de Commande d'un Convertisseur Matriciel**

|          |  |    |
|----------|--|----|
| II.1     | Introduction.....  | 25 |
| II.2     | Algorithme de modulation de Venturini.....                   | 25 |
| II.2.1   | Principe de la méthode .....                                 | 25 |
| II.2.1.1 | Technique de modulation du neutre .....                      | 28 |
| II.2.1.2 | Algorithme Scalaire de ROY .....                             | 32 |
| II.2.1.3 | Technique de commutation .....                               | 33 |
| II.2.2   | Résultats de simulation et interprétations .....             | 36 |
| II.2.3   | Étude des performances de l'association MC – charge RL ..... | 36 |
| II.2.3.1 | Commentaires .....   | 43 |
| II.3     | Étude des performances de l'association MC –MAS .....        | 43 |
| II.3.1   | Commentaires .....   | 48 |
| II.3.2   | Conclusion .....   | 48 |

**CHAPITRE III:**

**Les réseaux de Neurones**

|           |   |    |
|-----------|---|----|
| III.1     | Introduction.....                               | 49 |
| III.2     | Historique .....                                | 49 |
| III.2.1   | Fondement Biologiques .....                     | 51 |
| III.2.1.1 | Le cerveau .....                                | 51 |
| III.2.1.2 | Le neurone .....                                | 51 |
| III.2.1.3 | Le Neurone Artificiel.....                      | 52 |
| III.2.2   | Le neurone formel de base .....                 | 53 |
| III.2.3   | Fonction d'entrée .....                         | 54 |
| III.2.3.1 | Fonction d'activation .....                     | 54 |
| III.3     | Quelques types des fonctions d'activation ..... | 56 |

|   |    |
|---|----|
| III.3.1 Les connexions .....  | 58 |
| III.5 Architecture des réseaux de neurones .....                      | 59 |
| III.5.1 Réseaux sans couches.....                                     | 59 |
| III.5.2 Réseaux à couches.....  | 59 |
| III.6 Modèles des réseaux de neurones.....                            | 60 |
| III.6.1 Le modèle du perceptron.....                                  | 60 |
| III.6.2 Le modèle de Hopfield.....                                    | 61 |
| III.6.3 Le modèle de Kohonen.....                                     | 61 |
| III.7 Principe de fonctionnement des réseaux de neurones.....         | 63 |
| III.7.1 Phase d'apprentissage.....                                    | 63 |
| III.7.1.1 Apprentissage non supervisé.....                            | 63 |
| III.7.1.1.1 Présentation.....   | 63 |
| III.7.1.1.2 Règles d'apprentissage de Hebb.....                       | 64 |
| III.7.1.1.3 Règles d'apprentissage compétitif.....                    | 64 |
| III.7.1.2 Apprentissage supervisé.....                                | 64 |
| III.7.1.2.1 Présentation.....   | 64 |
| III.7.1.2.2 Apprentissage dans le perceptron.....                     | 64 |
| III.7.1.2.3 Apprentissage de Widrow-Hoff.....                         | 65 |
| III.7.1.2.4 Apprentissage par rétropropagation.....                   | 66 |
| III.7.1.2.5 Règle de delta généralisée pour la rétropropagation.....  | 67 |
| III.7.1.2.6 Algorithme de rétropropagation ( back-propagation ) ..... | 69 |
| III.7.2 Phase de reconnaissance .....                                 | 72 |
| III.8 Mise en œuvre des réseaux neuronaux .....                       | 72 |
| III.8.1 Qualité des données d'apprentissage.....                      | 73 |
| III.8.2 Valeurs initiales des paramètres du réseau de neurones.....   | 74 |

|   |    |
|---|----|
| III.9 Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones..... | 74 |
| III.9.1 Avantages des réseaux de neurones.....                | 74 |
| III.9.2 Inconvénients des réseaux de neurones.....            | 75 |
| III.1 Conclusion.....   | 75 |

**CHAPITRE IV**

**Commande Par Réseaux de Neurones  
D'un Convertisseur Matriciel**

|  |    |
|--|----|
| IV.1 Introduction.....   | 76 |
| IV.2 Étapes de la conception d'un réseau de neurone.....                       | 76 |
| IV.2.1 Choix et préparation des échantillons.....                              | 76 |
| IV.2.2 Élaboration de la structure du réseau de neurones.....                  | 77 |
| IV.2.3 Validation et tests de généralisation.....                              | 77 |
| IV.2.4 Apprentissage.....  | 77 |
| IV.3 Application des réseaux de neurones à la commande d'un convertisseur..... | 77 |
| IV.4 Commande d'un convertisseur matriciel par réseaux de neurones.....        | 79 |
| IV.5 Résultats de simulation des fonctions de commutations mij.....            | 79 |
| IV.5.1 Résultats d'apprentissage à base de l'algorithme de Venturini.....      | 79 |
| IV.5.1.1 Commentaires des résultats obtenus pour 25Hz.....                     | 81 |
| IV.5.1.2 Commentaires des résultats obtenus pour 50Hz.....                     | 83 |
| IV.5.1.3 Commentaires des résultats obtenus pour 100Hz.....                    | 84 |
| IV.5.2 Résultats d'apprentissage à base de l'algorithme de Roy.....            | 85 |
| IV.5.2.1 Commentaires des résultats obtenus pour 25Hz.....                     | 86 |
| IV.5.2.3 Commentaires des résultats obtenus pour 50Hz.....                     | 88 |
| IV.5.2.3 Commentaires des résultats obtenus pour 100Hz.....                    | 90 |
| IV.6 Résultats de simulation d'un Mc commandé par RN.....                      | 90 |
| IV.6.1 Etude des performances de l'association MC– charge RL.....              | 90 |
| IV.6.1.1 Commentaires est comparaisons .....                                   | 97 |



|   |     |
|---|-----|
| IV.6.2 Etude des performances de l'association MC –MAS..... | 98  |
| IV.6.2.1 Commentaires et comparaisons.....                  | 103 |
| IV.7 Conclusion.....  | 104 |
| <br>  |     |
| Conclusion générale.....                                    | 105 |
| <br>  |     |
| Annexe A.....   | 108 |
| Annexe B.....   | 109 |
| Annexe C.....   | 111 |
| Bibliographie.....  | 113 |

## Introduction générale

((L'essence des bonnes machines est de se gouverner par elle-même, autant qu'il est possible et sans le secours de l'intelligence humaine)). Cette citation de Poncelet résume bien un des défis de la science aujourd'hui. Cette idée de vouloir concevoir des systèmes qui interagissent avec l'environnement a fait naître le concept d'intelligence artificielle. Celui-ci se traduit par l'émergence de techniques avancées telles que les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, les réseaux neuraux-flous, les algorithmes génétiques, . . . etc. [Oul 05].

Ces approches dites intelligentes se sont déjà imposées dans un grand nombre de domaines (reconnaissance de forme, traitement du signal, robotique, . . .). Le secteur de l'électronique de puissance est également concerné par cette avancée. En effet, ces dernières années, l'activité scientifique liée aux applications de ces techniques dans la commande des systèmes électriques n'a cessé d'augmenter. Les solutions proposées dépassent les limitations des méthodes traditionnelles et apportent des possibilités nouvelles [Che 09].

Le convertisseur matriciel est devenu un axe de recherche important et plus attractif dans le domaine d'entraînement ou de génération à vitesse variable par exemple l'entraînement des machines électriques.

L'histoire du convertisseur matriciel a débuté en 1970 avec l'apparition de la première théorie développée par **Gyugyi L.** suivie par la présentation en 1976 de la première topologie de ce convertisseur proposée par **Gyugyi .L** et **Pelly .B** . Les travaux entrepris par **Venturini & Alessina** , en 1980-1987 ont permis d'attirer l'attention sur les performances du convertisseur matriciel. **Venturini** a proposé un arrangement qui génère un courant d'entrée sinusoïdal avec un facteur de puissance unitaire en plus de l'amélioration du rapport des amplitudes des tensions entre l'entrée et la sortie [Bou 04].

Les travaux effectués par **ROY** , en 1987-1989, ont permis de simplifier la méthode de **Venturini**, en développant une nouvelle méthode, appelée méthode "SCALAIRE" où les signaux de mise en action des commutateurs sont calculés directement à partir de la comparaison des grandeurs relatives des tensions d'entrées instantanées en se basant sur des règles bien définies [Bou 04].

Cette méthode permet d'avoir une simultanée des impulsions des commutateurs avec la méthode de **Venturini**. Cependant pour des basses fréquences de commutation.

Le travail présenté dans ce mémoire est relatif à l'élaboration de stratégies de commande basées sur les techniques des réseaux de neurones et appliquées à un convertisseur matriciel triphasé, ces technique basé sur les modulations et stratégies de commande de ce dernier.

Le premier chapitre du mémoire recense La modélisation de l'ensemble convertisseur - machine asynchrone. La première partie de ce chapitre sera consacrée à la modélisation de la machine asynchrone triphasée, en mettant l'accent sur sa représentation d'état. Dans la deuxième partie on essayera de cibler les avantages d'alimentation à travers le convertisseur matriciel triphasé en suite on va se pencher à sa modélisation.

Le deuxième chapitre verra la présentation du principe de deux méthodes de modulation , la méthode des trois intervalles utilisant la PWM appliqué à l'algorithme de Venturini et à l'algorithme de Roy, ensuit pour évaluer les performances apportées par ces techniques appliquée au convertisseur matriciel, une étude des performances de l'association convertisseur matriciel-charge RL, et les performances de l'association convertisseur- machine asynchrone par simulation numérique sous l'environnement Matlab.

Le troisième chapitre sera consacré aux différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones artificiels (architecture, fonctions d'activation, apprentissage, etc.). En suite le Principe de fonctionnement des réseaux de neurones.

Le quatrième chapitre nous essayons d'élargir le champ de notre travail, nous appliquons les techniques des réseaux de neurones à la commande du convertisseur matriciel. On montre le chois d'architecture du réseau élaboré, et nous exposons le modèle neuronal adopté dans nos propres démarches de commande, qui est le réseau neuronal multicouche de type Feedforward avec l'algorithme de rétropropagation (Backpropagation), et la base d'apprentissage qui est élaborée à partir des résultats fournis par les algorithmes de Venturini et de Roy.

Enfinement Nous concluons Ce travail par une conclusion générale à travers la quelle, on exposera les principaux résultats obtenus et on donnera les perspectives à envisager comme suite à ce travail.

## **CHAPITRE I:**

# **Modélisation d'un Ensemble Machine Asynchrone – Convertisseur Matriciel Triphasé**

### **I.1 Introduction**

La machine asynchrone, très appréciée dans les applications industrielles par sa grande robuste électromécanique son faible coût et sa très bonne standardisation, impose des structures de contrôle spécifiques et complexes, pour être utilisée dans des systèmes d'entraînements à vitesse variable performants [Kho 10].

Pour que le moteur asynchrone soit utilisable dans des régimes de vitesse variable, il doit être alimenté à travers un convertisseur matriciel triphasé assurant la conversion AC/AC (amplitude et fréquence variable), et qui commence à se frayer un chemin dans plusieurs applications industrielles du fait des nombreux avantages qu'il présente [Gha 10].

La première partie de ce chapitre sera consacrée à la modélisation de la machine asynchrone triphasée qui il est nécessaire de disposer d'un modèle représentant fidèlement son comportement au niveau de ses modes électriques, électromagnétique et mécanique, en mettant l'accent sur sa représentation d'état liée aux différentes entrées et sorties possibles du moteur. Dans la deuxième partie on essayera de cibler les avantages d'alimentation à travers les convertisseurs matriciels triphasés en suite on va se pencher à la modélisation d'un convertisseur statique à structure matricielle triphasé appelé communément Convertisseur Matriciel.

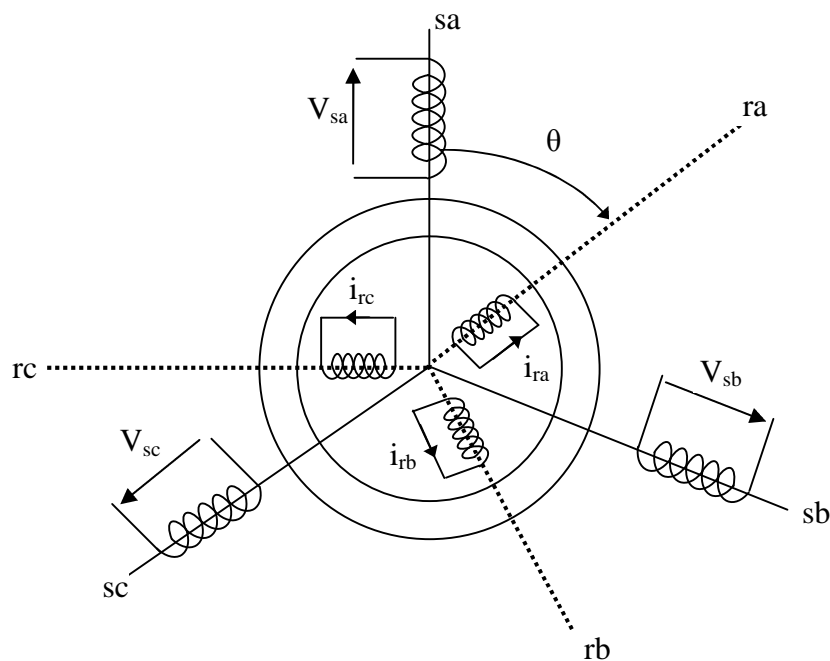
### **I.2 Modélisation de la machine asynchrone**

La modélisation des machines électriques s'avère nécessaire et primordiale pour toute étude théorique de la machine en vue de simulation ou de commande. La modélisation est la description mathématique d'un processus technique, cette description mathématique se fait normalement par des équations différentielles ou des fonctions de transfert et donne les relations entre les grandeurs d'entrée et les grandeurs de sortie d'un Système [Abr 08].

### I.2.1 Modèle triphasé

Tout d'abord, la saturation du circuit magnétique n'est pas considérée ni son pertes, son effet d'hystérésis et les courants de Foucault, ce qui entraîne un champ magnétique sinusoïdal. On suppose que la construction mécanique est parfaitement équilibrée donc l'entrefer est uniforme et la loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statorique et rotorique en fonction de l'angle de leurs axes magnétiques est constatée, la dispersion de champ magnétique aux de bouts de la machine est négligeable [Kho 10].

Les enroulements des trois phases statorique régulièrement déphasées de  $2\pi/3$  radians et des trois phases rotorique régulièrement déphasées de  $2\pi/3$  radians dans l'espace peuvent être représentés comme indiqué sur la figure I.1. Les phases rotorique sont court circuitées sur elles mêmes.  $\theta$  est l'angle électrique entre l'axe de la phase A statorique et la phase a rotorique [Cho 97].



**Figure I.1 :** Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée

Dans le cadre des hypothèses simplificatrices précédemment déclarés, et pour une machine équilibrée les équations de la machine s'écrivent comme suit :

### I.2.1.1 Equations électriques

Les équations de tension dans le repère a, b, c :

$$\text{Au stator:} \quad [V_S] = R_S [I_S] + \frac{d}{dt} [\phi_S] \quad (\text{I.1})$$

$$\text{Au rotor:} \quad [V_R] = R_R [I_R] + \frac{d}{dt} [\phi_R] \quad (\text{I.2})$$

### I.2.1.2 Equations magnétiques

Sous forme matricielle, les flux sont donnés par :

$$[\phi_S] = [L_{SS}] [I_S] + [M_{SR}] [I_R] \quad (\text{I.3})$$

$$[\phi_R] = [L_{RR}] [I_R] + [M_{RS}] [I_S] \quad (\text{I.4})$$

En remplaçant (I.3) et (4) dans (I.1) et (I.2), on obtient le système suivant :

$$[V_S] = R_S [I_S] + [L_{SS}] \times \frac{d}{dt} [I_S] + \frac{d}{dt} \{ [M_{SR}] [I_R] \} \quad (\text{I.5})$$

$$[V_R] = R_R [I_R] + [L_{RR}] \times \frac{d}{dt} [I_R] + \frac{d}{dt} \{ [M_{RS}] [I_S] \} \quad (\text{I.6})$$

### I.2.1.3 Equation mécanique

Pour simuler la machine, en plus des équations électriques il faut ajouter l'équation du mouvement du système :

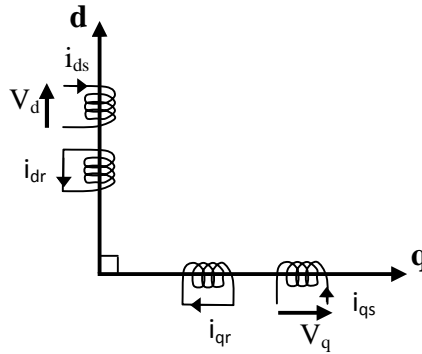
$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_{ch} - f \Omega \quad (\text{I.7})$$

## I.2.2 Modélisation dans le repère de Park

Les équations précédentes permettent la modélisation de la machine dans le plan "a b c". Par contre, vu la complexité de ces équations, il est très difficile d'en tirer des stratégies de commande. Pour cela on utilise la transformation de Park qui permettra de rendre simple à les étudier [Les 81].

Pour l'étude de l'alimentation des moteurs asynchrones à fréquence variable, nous avons classiquement le choix entre 3 repères : Le premier se situe sur le champ rotorique (Repère lié au rotor). Le second se situe sur le champ statorique (Repère lié au stator) et est communément appelé  $\alpha\beta$ , il voit des grandeurs sinusoïdales alternatives tournant à la

fréquence statorique. Et le troisième est situé sur le champ tournant il voit par contre des grandeurs continues (repère lié au champ tournant) et est appelé dq (Figure I.2).



**Figure(I.2) :** Modélisation de la machine asynchrone dans le repère de Park

Pour des contraintes de calcul, nous choisirons celle en  $dq$  situé sur le champ tournant. Cette transformation des équations de phase en un système équivalent biphasé est effectuée grâce à la matrice de transformation de Park [Kho 10].

La matrice  $P(\theta)$  de Park est donnée sous la forme suivante :

$$[P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin\theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.8)$$

La matrice de passage  $[P(\theta)]$  écrite sous cette forme est orthogonale, ce qui conduit à la conservation de la puissance instantanée. L'orthogonalité nous permet d'écrire :

$$[P(\theta)]^{-1} = [P(\theta)]^T = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (I.9)$$

L'angle  $\theta$  prend la valeur  $\theta_s$  pour les grandeurs statorique et la valeur  $(\theta_r = \theta_s - \theta)$  pour les grandeurs rotorique.

On a ainsi :

$$\begin{bmatrix} X_{dq} \end{bmatrix} = [P(\theta)] \begin{bmatrix} X_{abc} \end{bmatrix} \quad (I.10)$$

X : pouvant représenter la tension, le courant et le flux.

La transformation inverse s'écrit :

$$\begin{bmatrix} X_{abc} \end{bmatrix} = [P(\theta)]^{-1} \begin{bmatrix} X_{dq} \end{bmatrix} \quad (\text{I.11})$$

En utilisant la matrice de passage  $[P(\theta)]$ , on obtient dans le plan biphasé dq les nouvelles équations suivantes :

- Equations des tensions

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_a \phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_a \phi_{ds} \end{cases} \quad (\text{I.12})$$

$$\begin{cases} V_{dr} = 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - (\omega_a - \omega_m) \phi_{qr} \\ V_{qr} = 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + (\omega_a - \omega_m) \phi_{dr} \\ V_{os} = R_s i_{os} + \frac{d\phi_{os}}{dt} ; v_{or} = R_r i_{or} + \frac{d\phi_{or}}{dt} \end{cases} \quad (\text{I.13})$$

Remarque :

$V_{dr} = V_{qr} = 0$ , car le rotor est en court-circuit.

- Equations des flux

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M_{sr} i_{dr} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M_{sr} i_{qr} \\ \phi_{dr} = L_r i_{dr} + M_{sr} i_{ds} \\ \phi_{qr} = L_r i_{qr} + M_{sr} i_{qs} \\ \phi_{or} = L_{or} i_{or} ; \phi_{os} = L_{os} i_{os} \end{cases} \quad (\text{I.14})$$

- Equation de la vitesse

$$\text{Tel que :} \quad \omega_m = P \times \Omega \quad (\text{I.15})$$

$$\text{Et} \quad C_{em} = P \frac{M_{sr}}{L_r} (\phi_{dr} i_{qs} - \phi_{qr} i_{ds}) \quad (\text{I.16})$$



En remplaçant (I.14) et (I.15) dans (I.7), on obtient l'équation suivante:

$$\frac{d\omega_m}{dt} = \frac{P^2}{J} \frac{M_{sr}}{L_r} (\varphi_{dr} i_{qs} - \varphi_{qr} i_{ds}) - \frac{P}{J} C_{ch} - \frac{f}{J} \omega_m \quad (I.17)$$

Avec :

$P$  : Nombre de paire de pôles ;

$f$  : Coefficient de frottement visqueux ;

$J$  : Moment d'inertie total des masses tournantes ;

$\omega_m$  : Vitesse angulaire électrique du rotor;

$C_{ch}$  : Couple résistant de la charge montée sur l'arbre du rotor.

Dans le repère où d et q sont fixes par rapport au champ tournant. Dans le cas,  $\omega_a = \omega_s$ , les systèmes (I.12) et (I.13) devient [Kho 10].

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \omega_s \varphi_{qs} \\ v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \omega_s \varphi_{ds} \\ v_{dr} = 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} - (\omega_s - \omega_m) \varphi_{qr} \\ v_{qr} = 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} + (\omega_s - \omega_m) \varphi_{dr} \end{array} \right. \quad (I.18)$$

### I.2.3 Le modèle en représentation d'état de la machine asynchrone

La théorie de variable d'état constitue l'un des outils plus modernes de l'étude des systèmes, elle s'applique à des systèmes continus ou échantillonnés, linéaires ou non linéaires, invariant dans le temps ou non invariant.

Les variables d'état peuvent être considérées comme les composantes d'un vecteur que l'on appelle vecteur d'état  $[X(t)]$  [Haz 06].

Les équations d'état se mettent sous la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d[X]}{dt} = \begin{bmatrix} \dot{X} \end{bmatrix} = f([X], [U], t) \\ [Y] = g([X], [U], t) \end{array} \right. \quad (I.19)$$

$[X]$  : Vecteur d'état du système.

$[Y]$  : Vecteur de sortie du système.

$[U]$  : Vecteur d'entrée du système.

### I.2.3.1 Le choix des variables d'état

Le choix des variables d'état dépend des objectifs liés soit à la commande soit à l'observation. Pour le modèle complet, la vitesse mécanique, dont on veut contrôler l'évolution, est une variable d'état. Le cas où le système considéré est linéaire et stationnaire le système 19 devient [Mih 02] :

$$\begin{cases} \dot{X} = [A] \times X + [B] \times U \\ Y = [C] \times X + [D] \times U \end{cases} \quad (I.20)$$

- Le vecteur d'état :  $X = [i_{ds}, i_{qs}, \phi_{dr}, \phi_{qr}, \omega_m]^T$  (I.21)

- Le vecteur d'entrée :  $U = [v_{ds}, v_{qs}]^T$  (I.22)

- Le vecteur de sortie :  $Y = C^t X$  (I.23)

- Le couple résistant de la charge  $C_{ch}$  comme perturbation.

Ce choix de variables se justifie d'une part par le fait que les courants statorique sont mesurables et d'autre part parce que l'on veut réguler la norme du flux rotorique. Bien entendu, d'autres choix associant uniquement les courants ou les flux statorique et rotorique sont possibles. Les entrées du modèle de la machine asynchrone sont les tensions de commande  $V_{ds}$  et  $V_{qs}$ .

Pour mettre les équations sous forme de représentation d'état, nous devons modifier les deux premier équations des tensions statorique ( $V_{ds}$  et  $V_{qs}$ ) système d'équations (I.18) afin d'exprimer les flux  $\phi_{ds}$  et  $\phi_{qs}$  en fonction des variables d'état :  $i_{ds}$ ,  $i_{qs}$ ,  $\phi_{dr}$  et  $\phi_{qr}$ . En considérant la première et la quatrième équation des flux système d'équations (I.14) et en introduisant le coefficient de dispersion magnétique  $\sigma$ , tel que:

$$\sigma = 1 - \frac{L_{sr}^2}{L_s L_r} \quad (I.24)$$

On trouve les composantes du flux statorique :

$$\begin{cases} \varphi d_s = \sigma L_s i d_s + \frac{M_{sr}}{L_r} \varphi d_r \\ \varphi q_s = \sigma L_s i q_s + \frac{M_{sr}}{L_r} \varphi q_r \end{cases} \quad (I.25)$$

En remplaçant dans les équations des tensions rotoriques ( $Vd_r$  et  $Vq_r$ ) système d'équations (I.18) les courants rotoriques  $i d_r$  et  $i q_r$  par la première et la quatrième équation des flux système d'équations (I.14), on obtient :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \varphi d_r = -R_r \left( \frac{\varphi d_r}{L_r} - \frac{M_{sr}}{L_r} i d_s \right) + \varphi q_r \cdot (\omega_s - \omega) \\ \frac{d}{dt} \varphi q_r = -R_r \left( \frac{\varphi q_r}{L_r} - \frac{M_{sr}}{L_r} i q_s \right) + \varphi d_r \cdot (\omega_s - \omega) \end{cases} \quad (I.26)$$

La première et la deuxième équation des tensions statoriques du système d'équation (I.18) prennent donc la forme:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} i d_s = - \left( \frac{R_s L_r^2 + M_{sr}^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i d_s + \omega_s i q_s + \frac{L_m R_r}{\sigma L_s L_r^2} \varphi d_r + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega \varphi q_r + \frac{1}{\sigma L_s} V d_s \\ \frac{d}{dt} i q_s = - \left( \frac{R_s L_r^2 + M_{sr}^2 R_r}{\sigma L_s L_r^2} \right) i q_s - \omega_s i d_s + \frac{L_m R_r}{\sigma L_s L_r^2} \varphi q_r + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega \varphi d_r + \frac{1}{\sigma L_s} V q_s \end{cases} \quad (I.27)$$

En introduisant les définitions suivantes :

$$T_r = \frac{L_r}{R_r}, \alpha = \frac{R_s}{\sigma L_s}, \beta = \frac{R_r}{\sigma L_r}, k = \frac{L_{sr}}{\sigma L_s L_r} \text{ et } \gamma = \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{R_r L_{sr}^2}{\sigma L_s L_r^2} \quad (I.28)$$

Ces deux dernières systèmes équations (I.26) et (I.27) avec les définitions (I.28) permettent d'obtenir le modèle mathématique de la machine asynchrone triphasée :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i d_s \\ i q_s \\ \varphi d_r \\ \varphi q_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma & \omega_s & \frac{k}{T_r} & \omega k \\ -\omega_s & -\gamma & -\omega k & \frac{k}{T_r} \\ \frac{L_{sr}}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & (\omega_s - \omega) \\ 0 & \frac{L_{sr}}{T_r} & -(\omega_s - \omega) & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i d_s \\ i q_s \\ \varphi d_r \\ \varphi q_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V d_s \\ V q_s \end{bmatrix} \quad (I.29)$$

A ces équations électriques, nous devons associer le vecteur de sorties  $y$  ainsi que l'équation mécanique (I.17) pour obtenir le modèle complet.

En utilisant les notations (I.28), le modèle non linéaire complet de la machine asynchrone est donné par :

$$\dot{X} = f(x) + gu \quad (\text{I.30})$$

$$y = \begin{bmatrix} \omega_m \\ p\sqrt{\varphi_{dr}^2 + \varphi_{qr}^2} \end{bmatrix} \quad (\text{I.31})$$

Avec:

$$f(x) \in \mathbb{R}^5, g \text{ et } y \in \mathbb{R}^2$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} -\gamma i_{ds} + \omega_s i_{qs} + \frac{k}{T_r} \varphi_{dr} + \omega_m k \varphi_{dr} \\ -\omega_s i_{ds} - \gamma i_{qs} - \omega_m k \varphi_{dr} + \frac{k}{T_r} \varphi_{qr} \\ \frac{M_{sr}}{T_r} i_{ds} - \frac{1}{T_r} \varphi_{dr} + (\omega_s - \omega_m) \varphi_{qr} \\ \frac{M_{sr}}{T_r} i_{qs} - (\omega_s - \omega_m) \varphi_{dr} - \frac{1}{T_r} \varphi_{qr} \\ \frac{P^2}{J} \frac{M_{sr}}{L_r} (\varphi_{dr} i_{qs} - \varphi_{qr} i_{ds}) - \frac{P}{J} C_{ch} - \frac{f}{J} \omega_m \end{bmatrix} \text{ et } g = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{I.32})$$

### I.3 Le Convertisseur matriciel triphasé

Un convertisseur est à l'intersection d'un axe de puissance et d'un axe de commande. Son rôle est de régler le transit de puissance électrique de la source vers le récepteur [Bru 96].

Le convertisseur matriciel est une nouvelle génération du convertisseur direct de puissance alternatif/alternatif. Il permet d'assurer un écoulement bidirectionnel de puissance entre le réseau et le récepteur, ainsi qu'il permet de contrôler la tension de sortie en amplitude et en fréquence grâce à une matrice des interrupteurs de puissance bidirectionnels en courant et en tension reliant  $n$  phases d'entrée à  $m$  phases de sortie; cela conduit à avoir  $n \times m$  interrupteurs bidirectionnels. Par conséquent, le convertisseur matriciel triphasé/triphasé nécessite neuf interrupteurs bidirectionnels [Den 10].

Aujourd'hui, le convertisseur matriciel est devenu un axe de recherche important et plus attractif par beaucoup de chercheurs dans le domaine des entraînements à vitesse variable grâce aux avantages présentés par celui-ci par rapport aux convertisseurs classiques comme le cyclo-convertisseur et le cascade redresseur/lien continu/onduleur notamment [Del 07]:

- la commande découplée de l'amplitude et la fréquence de la tension de sortie ;
- un courant sinusoïdal à l'entrée avec un déphasage ajustable, donc la possibilité de fonctionner à un facteur de puissance unitaire pour n'importe quelle charge ;
- le rapport entre la tension de sortie et celle de l'entrée est maximisé au possible ;
- la possibilité d'avoir un écoulement de puissance bidirectionnel et par conséquent d'obtenir un fonctionnement dans les quatre quadrants ;
- un taux d'harmoniques réduit aussi bien pour les courants d'entrée que pour les courants de sortie ;
- une large gamme de fréquence opérationnelle pour la tension de sortie ;
- l'absence d'un grand condensateur pour le stockage de l'énergie comme dans le cas d'une cascade redresseur/lien continu/onduleur, ce qui permet de réduire le coût et le dimensionnement du convertisseur.

### **I.3.1 Structure d'un convertisseur matriciel**

Le convertisseur matriciel est un convertisseur statique de fréquence, il permet la conversion directe c'est à dire sans avoir recours à un circuit intermédiaire continu. Ce dernier est la caractéristique principale des convertisseurs conventionnels redresseur - onduleur.

Il permet d'avoir en sortie un système triphasé de tensions variables en amplitude et en fréquence à partir d'une entrée d'un système triphasé de tensions fixe du réseau d'alimentation.

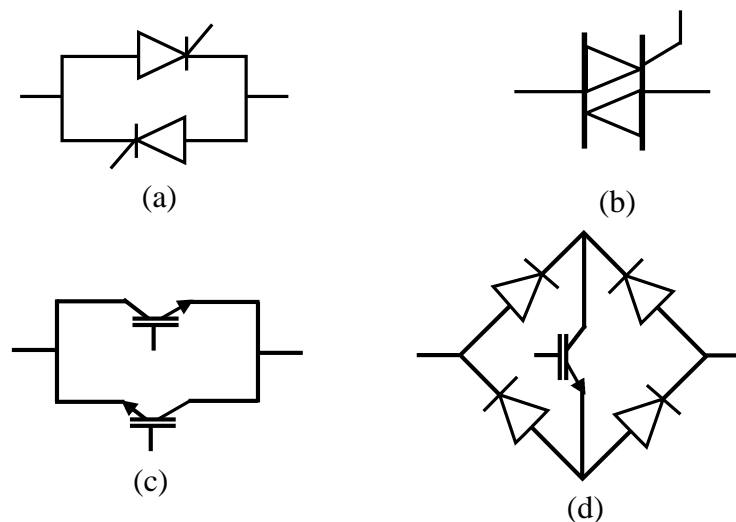
Ce convertisseur est caractérisé par une topologie matricielle de neuf interrupteurs (matrice  $[3 \times 3]$ ), tel que les trois phases d'entrées du réseau sont interconnectées aux trois phases de sortie du convertisseur par le biais de commutateurs de puissance bidirectionnels (conduisant le courant dans les deux sens et bloquant les tensions des deux polarités)

[Abr 08].

### I.3.2 Interrupteurs à semi-conducteurs utilisés dans le convertisseur matriciel

L'utilisation d'interrupteurs réversibles en tension et en courant à blocage et amorçage commandés dans le premier et le troisième quadrant est indispensable pour permettre au convertisseur de connecter à tout instant chacune des bornes d'entrée du récepteur à n'importe quelle borne de sortie du générateur et ceci indépendamment de l'évolution des tensions et des courants aux niveaux du réseau et du récepteur. De tels interrupteurs statiques ne sont pas disponibles sur le marché ; il faut associer des composants élémentaires (diodes, thyristors, IGBT,...) pour obtenir un interrupteur bidirectionnel en tension et en courant. La figure (I.3) montre les diverses possibilités d'association des composants à partir d'éléments disponibles actuellement sur le marché [Are 08].

L'interrupteur de puissance (d) de la figure (I.3) consiste à insérer un IGBT au centre d'un pont de diode. Ce type, présente les avantages de la rapidité à la commutation ainsi que de l'aptitude au blocage inverse de même qu'il présente une commande simple qui nécessite un seul signal de commande (la présence d'une seule gâchette). Cependant, il présente des pertes par conduction sont relativement importantes [Ghe 08],



**Figure (I.3) :** Interrupteurs bidirectionnels à base de :

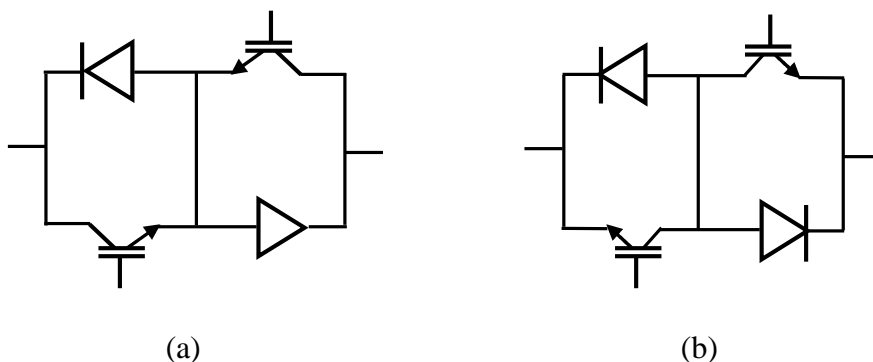
- (a) : deux thyristors montés en antiparallèle      (b) : le triac  
(c) : deux IGBT montés en antiparallèle      (d) : pont de diodes avec IGBT

Vu que le courant dans les deux sens passe par trois composants (2 diodes et 1 IGBT), ainsi qu'il ne permet pas une gestion convenable des commutations entre les composants.

Bien que la solution (d) ne nécessite qu'une seule interface de commande, elle n'est jamais utilisée car elle conduit à des pertes importantes et ne permet pas une gestion convenable des commutations. Dans la littérature, il y a deux variantes d'interrupteur à commutation rapide à base de deux diodes et deux IGBT qui ont été typiquement utilisées pour composer l'interrupteur bidirectionnel (figure I.4) [Del 07]:

- L'interrupteur bidirectionnel avec émetteur commun (figure I.4.a) : consiste à utiliser deux diodes et deux IGBT connectées en antiparallèle. De telle sorte que, les diodes sont introduites dont l'objectif d'assurer un blocage inverse. Le contrôle indépendant de la direction du courant et les pertes de conduction réduites causées par le courant qui passe seulement par deux composants (1 diode et 1 IGBT) pour chaque direction, constituent les principaux avantages de cet interrupteur.
- L'interrupteur bidirectionnel avec collecteur commun (figure I.4.b) : cet interrupteur est identique à celui de la figure (I.4.a), sauf qu'il n'est pas faisable dans la pratique et ceci dû à la présence de l'inductance parasite entre les cellules de commutation qui pose des problèmes gênants.

Par conséquent, la configuration avec émetteur commun est généralement préférable pour créer les interrupteurs bidirectionnels constituant le convertisseur matriciel.



**Figure (I.4) :** Interrupteur bidirectionnel à base de deux diodes et deux IGBT avec :

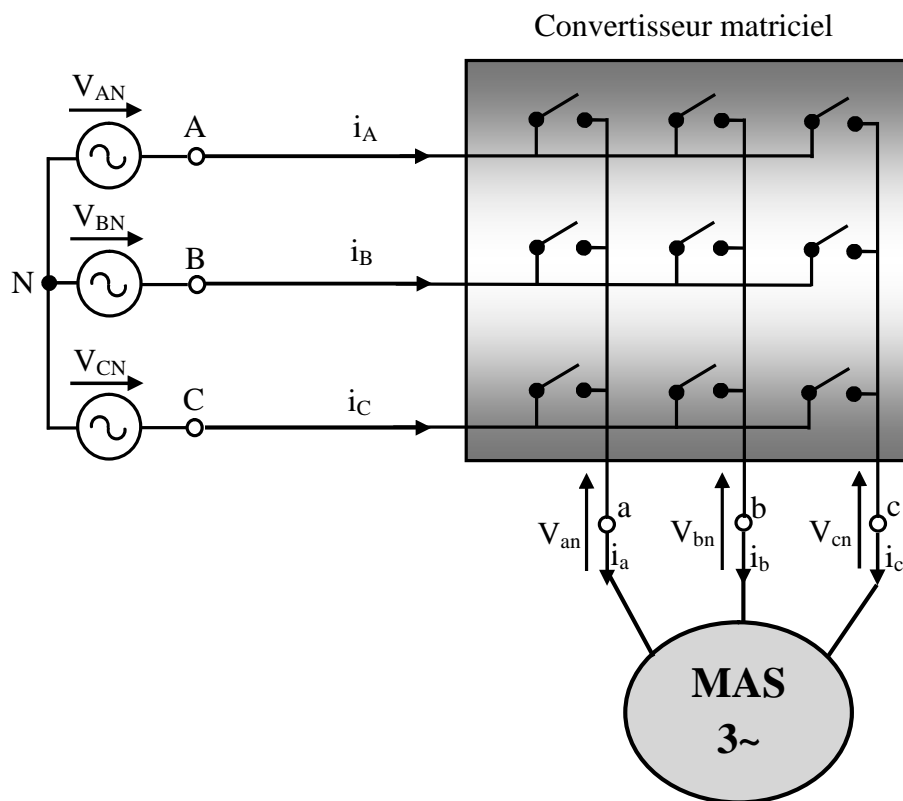
**(a) :** émetteur commun

**(b) :** collecteur commun

### I.3.3 Principe de fonctionnement d'un convertisseur matriciel

Le schéma de principe d'un convertisseur matriciel triphasé/triphasé illustré par la figure (I.5), consiste à utiliser 9 interrupteurs bidirectionnels en courant et en tension reliant les trois phases d'entrée à celles de la charge.

Pour que l'échange d'énergie entre la source et la charge soit possible, il faut que la source présente un comportement différent de celui de la charge. Pour cette raison, la source présente un comportement d'une source de tension, alors que la charge présente celui d'une source de courant [Bru 96].



**Figure (I.5) :** Circuit principal d'un convertisseur matriciel

### I.3.4 Les vecteurs de commutation :

Dans le convertisseur matriciel les (3\*3) commutateurs bidirectionnels permettent de connecter n'importe quelle phase de sortie à n'importe quelle phase d'entrée, on a

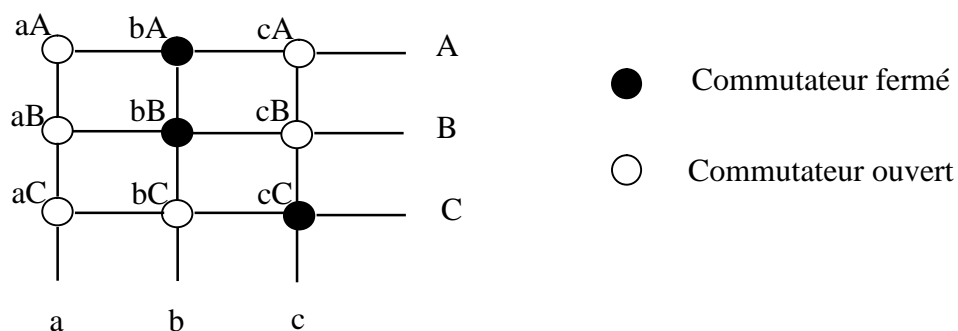
Donc ( $2^9=512$ ) différentes combinaisons possible d'états de commutateurs de la matrice à disposition.



Conformément à la règle «il ne faut jamais fermer une source de tension ni ouvrir une source de courant », il en découle deux règles pratiques ou contraintes pratiques fondamentales concernant notre convertisseur.

- Il ne faut jamais fermer plus d'un seul commutateur par d'une phase de sortie, dans ce cas, deux tensions d'alimentations seraient court-circuitées et les courants y circulants détruiraient les commutateurs.
- Il n'est pas admissible non plus d'ouvrir à la fois tous les commutateurs d'un groupe d'une phase de sortie parce que dans ce cas là le courant serait interrompu dans cette phase à cause de la charge inductive, cependant la continuité du courant de sortie doit être assurée à chaque instant.

Par conséquent, le nombre de combinaison admissible se réduit alors à 27 combinaisons dans ce cas, un vecteur d'ordre 3 est suffisant pour décrire l'état de commutateur de la matrice complète. La figure (I.6) montre la convention adoptée dans notre travail [Bou 04].

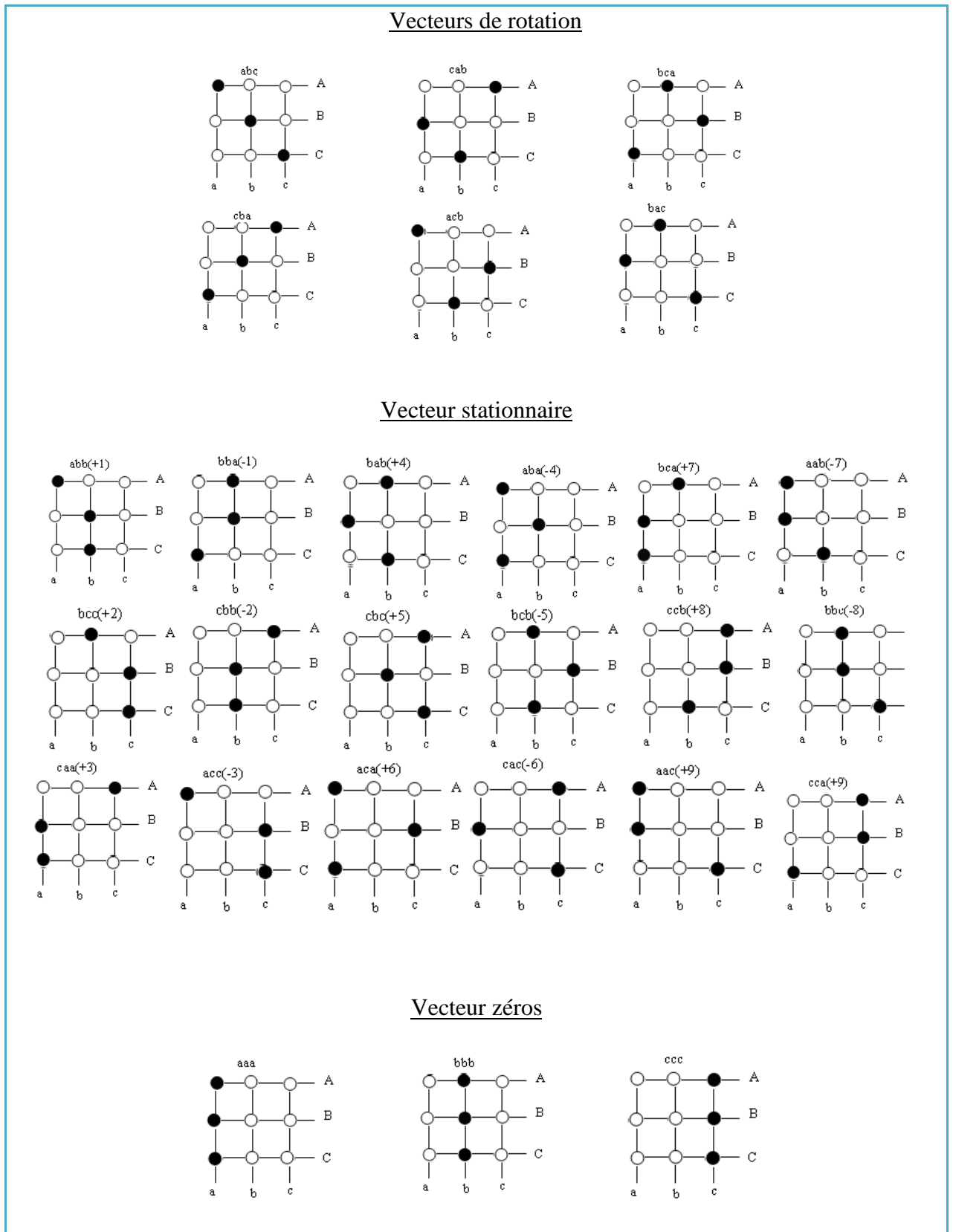


**Figure (I.6) :** la convention adoptée pour les commutateurs

On représente les 27 vecteurs d'états de commutateur admissible du convertisseur matriciel classés en trois groupes, tel que (Tableau I.1):

### Groupe I : Vecteurs de rotation

- Chaque sortie est liée à une entrée.
- Le vecteur spatial résultant avec son amplitude constante et de phase variable tourne dans l'une des directions avec la vitesse angulaire de la source.



**Tableau (I.1) :** les vecteurs d'états de commutateur d'un convertisseur matriciel

**Group II: vecteurs stationnaire :**

- Chacune des deux sorties est liée à une seule entrée et la troisième est liée à l'une de deux entrées non connecté.
- Le vecteur spatial résultant à une amplitude variable avec une phase constante et direction fixe.

**Groupe III: vecteurs zéros :**

- Les trois phases de sorties sont liées à une seule d'entrée.
- Le vecteur spatial résultant à une amplitude nulle de situant à l'origine.

**I.3.5 Modélisation d'un convertisseur matriciel**

Pour déterminer les relations liant les grandeurs d'entrée et de sortie d'un convertisseur matriciel, on idéalise le réseau d'alimentation en considérant qu'à l'entrée on a une pure source de tension triphasée, ainsi qu'à la sortie on a une source de courant idéale. De même on considère que les interrupteurs sont idéaux : on néglige leurs courants de fuite à l'état bloqué et leurs chutes de tension à l'état de conduction et on suppose que les commutations sont instantanées. Par conséquent, le convertisseur apparaît comme un multiport de connexion non énergétique [Gus 05].

Dans ce cas, on peut caractériser l'état de chaque interrupteur par une variable logique égale à : 1 si l'interrupteur est conducteur et 0 s'il est bloqué. Par exemple, pour l'interrupteur  $S_{ij}$  qui permet de connecter la borne d'entrée  $i$  à la borne de sortie  $j$  on a :

$$S_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si l'interrupteur } S_{ij} \text{ est fermé} \\ 0 & \text{si l'interrupteur } S_{ij} \text{ est ouvert} \end{cases} \quad (\text{I.33})$$

Avec :  $i = \{A,B,C\}$  et  $j = \{a,b,c\}$ .

Les tensions triphasées instantanées d'entrée et de sortie peuvent être représentées sous la forme matricielle par :

$$V_{ic} = \begin{bmatrix} V_{AN} \\ V_{BN} \\ V_{CN} \end{bmatrix} \quad (\text{I.34})$$

$$V_{oc} = \begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} \quad (I.35)$$

D'après la figure (I.6), on déduit la relation entre les tensions instantanées de sortie et celles d'entrée suivante :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{Aa} & S_{Ba} & S_{Ca} \\ S_{Ab} & S_{Bb} & S_{Cb} \\ S_{Ac} & S_{Bc} & S_{Cc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{AN} \\ V_{BN} \\ V_{CN} \end{bmatrix} \quad (I.36)$$

On peut également exprimer la relation (I.36) par :

$$V_{oc} = T \cdot V_{ic} \quad (I.37)$$

Avec T la fonction matricielle de transfert instantanée.

De même qu'on peut exprimer les tensions composées à la sortie du convertisseur matriciel comme suit :

$$\begin{cases} V_{ab} = V_{an} - V_{bn} = S_{Aa} V_{AN} + S_{Ba} V_{BN} + S_{Ca} V_{CN} - S_{Ab} V_{AN} - S_{Bb} V_{BN} - S_{Cb} V_{CN} \\ V_{bc} = V_{bn} - V_{cn} = S_{Ab} V_{AN} + S_{Bb} V_{BN} + S_{Cb} V_{CN} - S_{Ac} V_{AN} - S_{Bc} V_{BN} - S_{Cc} V_{CN} \\ V_{ca} = V_{cn} - V_{an} = S_{Ac} V_{AN} + S_{Bc} V_{BN} + S_{Cc} V_{CN} - S_{Aa} V_{AN} - S_{Ba} V_{BN} - S_{Ca} V_{CN} \end{cases} \quad (I.38)$$

On peut écrire le système d'équation (I.38) sous la forme matricielle comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_{ab} \\ V_{bc} \\ V_{ca} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (S_{Aa} - S_{Ab}) & (S_{Ba} - S_{Bb}) & (S_{Ca} - S_{Cb}) \\ (S_{Ab} - S_{Ac}) & (S_{Bb} - S_{Bc}) & (S_{Cb} - S_{Cc}) \\ (S_{Ac} - S_{Aa}) & (S_{Bc} - S_{Ba}) & (S_{Cc} - S_{Ca}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{AN} \\ V_{BN} \\ V_{CN} \end{bmatrix} \quad (I.39)$$

La relation entre les courants instantanés d'entrée et ceux de sortie est donnée par:

$$\begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{Aa} & S_{Ab} & S_{Ac} \\ S_{Ba} & S_{Bb} & S_{Bc} \\ S_{Ca} & S_{Cb} & S_{Cc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (I.40)$$

On peut écrire aussi:

$$i_{ic} = T^t \cdot i_{oc} \quad (I.41)$$

Avec  $T^t$  la matrice transposée de  $T$ .

$$i_{ic} = \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix} \quad (I.42)$$

$$i_{oc} = \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (I.43)$$

Si on tient compte de l'équation (I.33), le convertisseur matriciel triphasé/triphasé de la figure (I.5) possède théoriquement 512 (29) combinaisons possibles. Sachant que l'entrée du convertisseur se comporte comme une source de tension, alors que la charge se comporte comme une source de courant (figure I.5). En outre, les interrupteurs d'une même colonne doivent être complémentaires pour que la source de tension ne soit jamais en court-circuit et pour que la charge ne soit jamais en circuit-ouvert [Whe 02].

Dans ce cas on a :

$$S_{Aj} + S_{Bj} + S_{Cj} = 1 \quad (I.44)$$

Avec :  $j = \{a, b, c\}$

Par conséquent, le convertisseur matriciel triphasé/triphasé présenté par la figure(I.5) possède 27 combinaisons possibles de commutation.

Si on suppose  $t_{ij}(t)$  la durée de conduction de l'interrupteur  $S_{ij}$ , définie par :

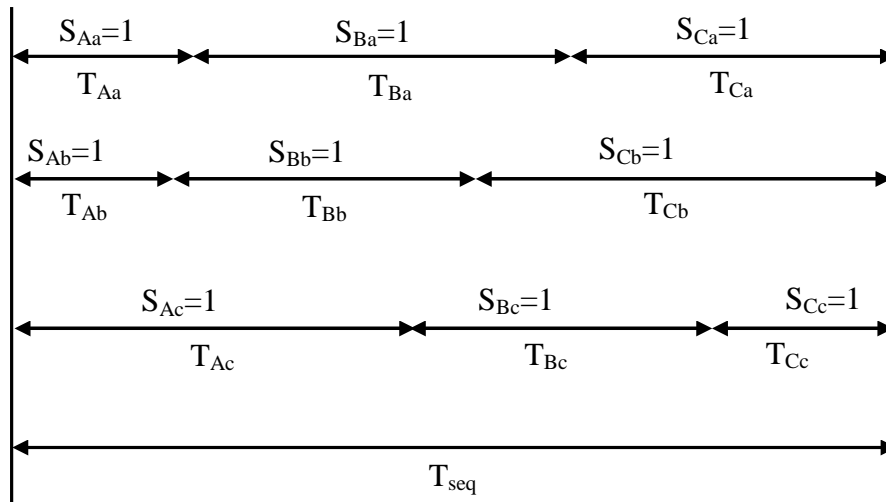
$$T_{Aj} + T_{Bj} + T_{Cj} = T_{seq} \quad (I.45)$$

Avec  $T_{seq}$  la période ou la séquence de commutation du convertisseur matriciel.

Dans ce cas :

$$0 < T_{ij} < T_{seq} \quad (I.46)$$

La figure (I.7) donne un exemple de la durée de conduction des interrupteurs pendant une période ou séquence de commutation  $T_{seq}$  du convertisseur matriciel.



**Figure. (I.7) :** Durées de conduction des interrupteurs pendant une période de commutation.

Si on suppose que  $m_{ij}(t)$  est le rapport cyclique de conduction de l'interrupteur  $S_{ij}$ , définie par :

$$m_{ij}(t) = \frac{t_{ij}}{T_{seq}} \quad (I.47)$$

Tel que :

$$0 < m_{ij} < 1 \quad (I.48)$$

D'autre part et d'après l'expression (I.44), on peut écrire :

$$m_{Aj} + m_{Bj} + m_{Cj} = 1 \quad (I.49)$$

En tenant compte (I.47) et (I.49), les expressions (I.38) et (I.41) peuvent s'écrire comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{Aa} & m_{Ba} & m_{Ca} \\ m_{Ab} & m_{Bb} & m_{Cb} \\ m_{Ac} & m_{Bc} & m_{Cc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{AN} \\ V_{BN} \\ V_{CN} \end{bmatrix} \quad (I.50)$$

Avec:

$$M = \begin{bmatrix} m_{Aa} & m_{Ba} & m_{Ca} \\ m_{Ab} & m_{Bb} & m_{Cb} \\ m_{Ac} & m_{Bc} & m_{Cc} \end{bmatrix} \quad (I.51)$$

M représente la matrice de modulation.

Ainsi que :

$$\begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{Aa} & m_{Ba} & m_{Ca} \\ m_{Ab} & m_{Bb} & m_{Cb} \\ m_{Ac} & m_{Bc} & m_{Cc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix} \quad (I.52)$$

#### I.4 Performance d'un convertisseur matriciel :

Dans un système d'entraînement, le convertisseur est soumis à certaines exigences de performance. Les performances électriques sont évidemment déterminées d'abord par le circuit de puissance et par les semi-conducteurs utilisés. Les performances dépendent aussi d'une manière fondamentale d'une optimisation de la stratégie de commande car le prix à payer par l'élimination du circuit intermédiaire continu se traduira par la complexité de la commande [Bou 04].

Parmi ces performances :

- La fourniture d'une haute qualité d'onde d'entrée / sortie ; cela veut dire que les valeurs moyennes des tensions de phase de la charge ainsi que les courants d'entrée de l'onduleur matriciel sont de forme sinusoïdale en fonctionnement stationnaire. Bien qu'il s'agisse de grandeurs pulsées, leur spectre des harmoniques ne contient pratiquement que l'onde fondamentale et des composantes de haute fréquence dues à la pulsation.
- Le nombre de commutations total maximal peut être limité à 6 par période de pulsation.
- Il est possible d'imposer la fréquence de sortie à partir d'un régime continu jusqu'à une valeur maximale qui est limitée uniquement par la fréquence de pulsation maximale admissible.
- Le facteur de puissance à la sortie  $\cos(\varphi_0)$  peut varier librement en fonctionnement de la charge
- Le rapport d'amplitude de la tension fondamentale de phase de la charge et la tension fondamentale d'entrée est variable de 0 à une valeur maximale égale  $\sqrt{3}/2 = 0.866$  pour une modulation sinusoïdale de tension. En régime de sur-modulation

le rapport peut-être augmenté approximativement jusqu'à 0.95 sans qu'on subisse une perte de qualité de modulation inacceptable

- Le facteur de puissance à l'entrée est unitaire et peut être imposé par une commande de l'angle de déphasage ( $V / I$ ) dans l'intervalle de  $-\pi/6$  à  $\pi/6$ . Ceci est lié cependant à une diminution de la tension maximale de sortie. Elle diminue avec le cosinus du déphasage.
- Le convertisseur matriciel fonctionne sans restriction dans les quatre quadrants du plan tension-courant.
- La taille du convertisseur est réduite en comparaison avec la technologie conventionnelle et peuvent travailler à la température de  $300^\circ$  (composants à base de silicium de carbone).

### **I.5 Conclusion :**

On a présenté dans ce chapitre, la modélisation de l'ensemble machine asynchrone convertisseur matriciel triphasé, on a passé premièrement par la présentation du modèle de la machine asynchrone triphasé alimenté en tension et le modèle de Park (biphasé) équivalent en tenant compte le modèle en représentation d'état. Le processus de démarrage du moteur, suivi de l'application d'une charge entraînée a été modélisé et simulé par le logiciel MATLAB. Les résultats obtenus (voire ANNEX B) démontrent la justesse du modèle présenté.

Ensuite, on a décrit la structure et le principe de fonctionnement du convertisseur matriciel, en donnant le modèle de l'interrupteur du convertisseur matriciel avec émetteur commun qu'il réduit largement le nombre de configurations possibles du convertisseur matriciel ainsi que les fonctions de connexion et de conversion (modulation).



## CHAPITRE II:

# Modulation et Stratégie de commande D'Un Convertisseur Matriciel

### II.1 Introduction

Le problème de la commande de convertisseur matriciel idéalisé consiste à trouver les séquences de pulsation pour que la moyenne glissante des tensions de phase à la sortie soit modulée sinusoïdalement, l'amplitude et la fréquence de l'onde fondamentale de la tension doivent être variables.

Dans ce chapitre, on étudiera deux méthodes de modulation qui permettront de réaliser la commande par pulsation des commutateurs du convertisseur matriciel. La première portera sur l'algorithme de Venturini et la deuxième sur l'algorithme de contrôle scalaire Roy.

La première méthode, algorithme de Venturini, est très répandue parce qu'elle est la première méthode conçue spécialement pour la commande du convertisseur matriciel. Elle est caractérisée par sa formulation mathématique ardue et elle suppose que les tensions d'entrée du convertisseur équilibrées et parfaitement sinusoïdales [Ven 80-1].

Dans la méthode directe, **Roy** propose une technique basée sur un algorithme qui calcule les temps de commutation spécifique de façon simple par rapport à **Venturini** mais cette dernière donne des meilleurs résultats pour des basses fréquences [Bou 08].

### II.2 Algorithme de modulation de Venturini

#### II.2.1 Principe de la méthode

Venturini a proposé une stratégie de commutation à haute fréquence généralisée pour les convertisseurs matriciels. Cette méthode a été modifiée par la suite dont l'objectif d'augmenter le rapport de transformation entre la tension de sortie et celle de l'entrée de 0.5 à 0.866. De même elle permet produire des courants sinusoïdaux à l'entrée du convertisseur avec un facteur de puissance unitaire indépendant de la charge [Ven 80-2].

La sélection de chaque phase d'entrée durant une séquence forme les signaux (tension de sortie et courant d'entrée) de sortie du convertisseur pour des périodes bien

Définies dans le temps. La tension de sortie est formée à partir de segments des trois tensions d'entrée. Le courant de sortie est formé de segments des trois courants d'entrée. Dans le but de déterminer le comportement du convertisseur matriciel à des fréquences de sortie inférieures à la fréquence de commutation ( $\frac{1}{T_{seq}}$ ) un cycle de commutation peut être défini pour chaque interrupteur (exemple :  $F_{au}(t) = \frac{t_{au}}{T_{seq}}$  tel que  $t_{au}$  se réfère à l'interrupteur qui lie la ligne d'entrée A et la ligne de sortie a) [Bou 08].

Les tensions triphasées équilibrées à l'entrée du convertisseur sont exprimées par la formule suivante :

$$v_i(t) = \begin{bmatrix} v_A(t) \\ v_B(t) \\ v_C(t) \end{bmatrix} = V_{im} \begin{bmatrix} \cos(\omega_1 t) \\ \cos(\omega_1 t + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\omega_1 t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.1})$$

D'autre part, les courants triphasés équilibrés à la sortie du convertisseur sont exprimés par l'expression suivante :

$$i_o(t) = \begin{bmatrix} i_a(t) \\ i_b(t) \\ i_c(t) \end{bmatrix} = I_{om} \begin{bmatrix} \cos(\omega_o t + \varphi_o) \\ \cos(\omega_o t + \varphi_o + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\omega_o t + \varphi_o + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.2})$$

Avec:  $V_{im}$ ,  $I_{om}$ ,  $\omega_i$  et  $\omega_o$  sont les valeurs maximales et les pulsations, de la tension d'entrée du convertisseur et du courant à la sortie de celui-ci respectivement, ainsi que  $\varphi_s$  est le déphasage entre le courant et la tension à la sortie du convertisseur.

En tenant compte du rapport entre la tension de sortie et celle d'entrée du convertisseur matriciel :

$$q = \frac{v_o}{v_i} = \frac{i_i}{i_o} \quad (\text{II.3})$$

On obtient :

$$v_o(t) = \begin{bmatrix} v_a(t) \\ v_b(t) \\ v_c(t) \end{bmatrix} = qV_{om} \begin{bmatrix} \cos(\omega_o t) \\ \cos(\omega_o t + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\omega_o t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

Et

$$i_i(t) = \begin{bmatrix} i_A(t) \\ i_B(t) \\ i_C(t) \end{bmatrix} = q\cos(\varphi_o)I_{om} \begin{bmatrix} \cos(\omega_i t + \varphi_i) \\ \cos(\omega_i t + \varphi_i + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\omega_i t + \varphi_i + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.5})$$

Si on remplace  $v_i$ ,  $v_o$ ,  $i_i$  et  $i_o$  dans les expressions (I.36) et (I.40), la matrice de modulation admet les deux solutions suivantes [Whe 02].

- Pour  $\varphi_i = \varphi_o$  on obtient :

$$M_1(t) = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{4\pi}{3}) \\ 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{2\pi}{3}) \\ 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t) \end{bmatrix} \quad (\text{II.6})$$

Avec:  $\omega_{oi} = \omega_o - \omega_i$

- Pour  $\varphi_i = -\varphi_o$  on obtient :

$$M_2(t) = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{4\pi}{3}) \\ 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{2\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t) \\ 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{4\pi}{3}) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t) & 1 + 2q\cos(\omega_{oi}t - \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.7})$$

Avec:  $\omega_{oi} = -(\omega_o + \omega_i)$

La solution (II.6) est obtenue pour un déphasage d'entrée égale à celui de sortie ( $\varphi_i = \varphi_o$ ) de même que la solution (II.7) est obtenue pour un déphasage d'entrée en opposition avec celui de sortie ( $\varphi_i = -\varphi_o$ ).

La méthode de modulation de Venturini basée sur les expressions (II.6) et (II.7) permet d'obtenir un rapport maximal entre la tension de sortie et celle d'entrée du convertisseur matriciel de 0.5 (ou 50 %) [Den 10].

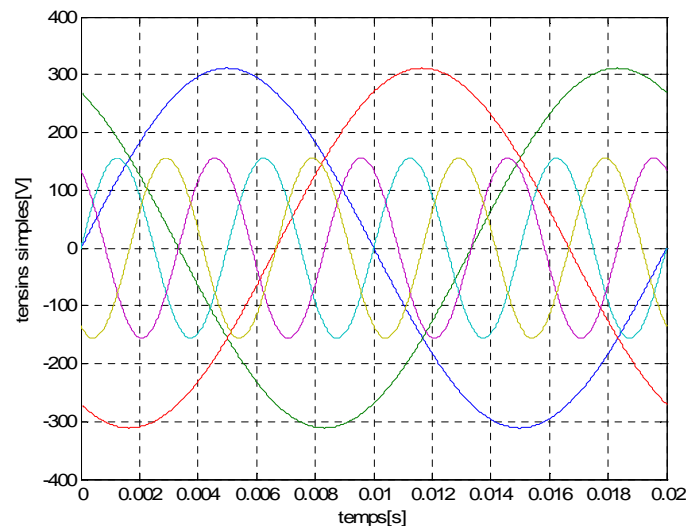
### II.2.2 Technique de modulation du neutre

Afin d'améliorer le rapport d'amplitude de tension  $q$ , VENTURINI a proposé une autre technique qui permet l'amélioration du rapport, Afin de l'améliorer MAYTUM a proposé une technique qui permet d'augmenter le rapport des amplitudes, appelée "la modulation du neutre". Cette technique consiste à moduler l'enveloppe pour que les trois tensions de sortie soient entièrement contenues dans celle des tensions d'entrée [Gha 03]. Cela est réalisable par l'injection de deux harmoniques d'ordre trois d'entrée et de sortie de la manière suivante :

Pour un rapport  $Q=0.5$ , les trois tensions de sortie  $v_{oa}$ ,  $v_{ob}$ ,  $v_{oc}$ , sont entièrement contenues dans l'enveloppe.

$$v_o = qV_{im} \begin{bmatrix} \cos(\omega_o.t) \\ \cos(\omega_o.t + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\omega_o.t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{II.8})$$

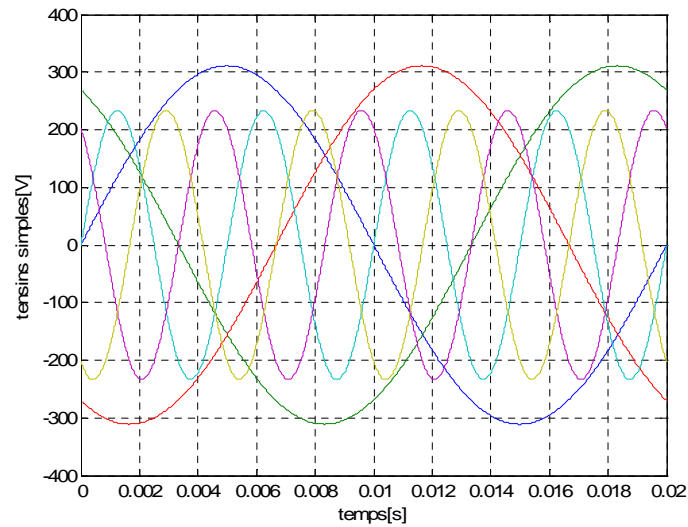
Comme la montre figure (II.1)



**Figure (II.1):** formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q=0.5$

Avec :  $f_o = 4 f_i$

Mais avec l'augmentation du rapport jusqu'à  $q=0.75$ , les tensions de sortie ne sont plus contenues dans l'enveloppe des trois tensions d'entrée Figure (II.2):

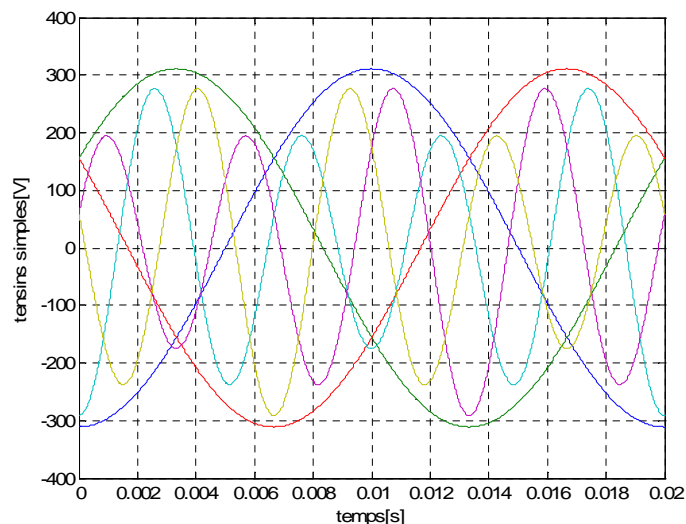


**Figure (II.2):** formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q=0.75$

Sans modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$

L'addition de la 3<sup>ème</sup> harmonique de la tension d'entrée (II.9) avec une amplitude égale à  $V_{im}/4$  à la tension de sortie désirée module l'enveloppe des tensions de sortie jusqu'à  $q=0.75$ .

Comme la montre figure (II.3):

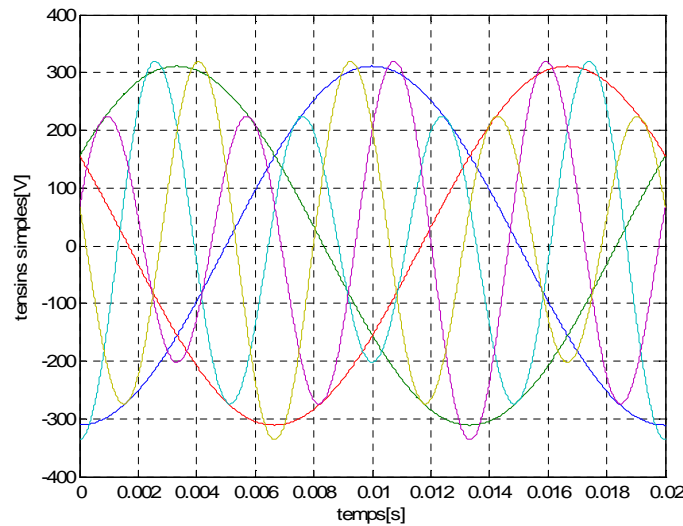


**Figure (II.3):** formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.75$

Avec modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$

$$v_o = qV_{im} \begin{bmatrix} \cos(\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_i \cdot t) \\ \cos(\omega_o t + \frac{2\pi}{3}) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_i \cdot t) \\ \cos(\omega_o t + \frac{4\pi}{3}) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_i \cdot t) \end{bmatrix} \quad (II.9)$$

Même avec l'addition de la troisième harmonique d'entrée, lorsque le rapport des amplitudes est augmenté jusqu'à  $q=0.866$  l'enveloppe des tensions d'entrée ne peut plus contenir les tensions de sortie : **(Figure II.4):**



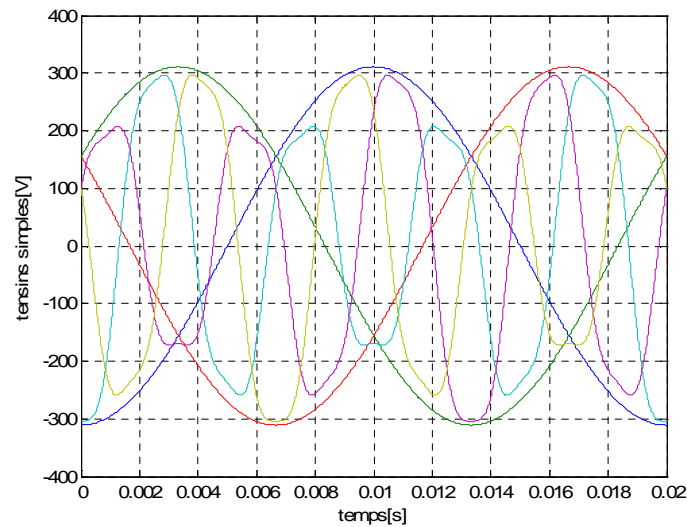
**Figure (II.4):** formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q = 0.866$   
 Sans modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$

Le rapport d'amplitude peut s'améliorer d'avantage par la soustraction de la 3<sup>ème</sup> harmonique de la tension de sortie (II.10) pour atteindre  $q=0,866$ .

L'expression de sortie devient : (relation II-10)

$$v_o = qV_{im} \begin{bmatrix} \cos(\omega_o t) - \frac{1}{6} \cos(3\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_i \cdot t) \\ \cos(\omega_o t + \frac{2\pi}{3}) - \frac{1}{6} \cos(3\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_i \cdot t) \\ \cos(\omega_o t + \frac{4\pi}{3}) - \frac{1}{6} \cos(3\omega_o t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_i \cdot t) \end{bmatrix} \quad (II.10)$$

La (figure II.5) montre que le rapport peut s'améliorer jusqu'à  $q=0.866$



**Figure (II.5):** formes d'ondes des tensions d'entrée et de sortie pour  $q=0.866$

Avec modulation du neutre avec :  $f_o = 4 f_i$

Cependant, cette méthode peut être optimisée afin d'atteindre un rapport maximal de  $\frac{\sqrt{3}}{2}$  (ou 87 %) grâce à une modification de la tension de sortie désirée, en ajoutant l'harmonique de l'ordre 3 de la tension d'entrée et de celle de sortie [Whe 02].

Cette technique "la modulation du neutre" sera utilisée pour augmenter le rapport des amplitudes  $q$  dans la méthode scalaire de ROY qui va suivre

L'encombrement de la méthode primitive de Venturini basée sur le calcul des durées de conduction des interrupteurs directement à l'aide des équations (II.6) et (II.7) constitue une contrainte gênante à l'implémentation de celle-ci dans la pratique. Par conséquent, Il est recommandé d'exprimer directement les tensions d'entrée et celles de sortie dans les équations (I.50) et (I.52) de telle sorte que le facteur de puissance à l'entrée du convertisseur soit unitaire [Den 10].

Si on tient compte de ces recommandations, on obtient :

$$m_{ij} = \frac{t_{ij}}{T_{seq}} = \frac{1}{3} \left[ 1 + \frac{2v_{ii}v_{oj}}{V_{im}^2} \right] \quad (II.11)$$

Pour :  $i = \{A, B, C\}$  et  $j = \{a, b, c\}$ .

La méthode définie par l'équation (II.11) a un rapport significatif de transformation limité à 50%. Si on tient compte de la méthode optimisée de Venturini basée sur (II.10), l'équation (II.11) devient :

$$m_{ij} = \frac{1}{3} \left[ 1 + \frac{2v_{ii}v_{oj}}{V_{im}^2} + \frac{4q}{3\sqrt{3}} \sin(\omega_1 t + \beta_i) \sin(3\omega_1 t) \right] \quad (\text{II.12})$$

Avec  $\beta_i = \{0, \frac{2\pi}{3}, \frac{4\pi}{3}\}$ ,  $i = \{A, B, C\}$  et  $j = \{a, b, c\}$ .

L'implémentation pratique en temps réel de la méthode de Venturini optimisée est fondée sur l'équation (II.12), et ceci nécessite l'utilisation des processeurs fonctionnant à des fréquences de l'ordre de dizaines de kilohertz.

### II.3 Algorithme Scalaire de ROY

La méthode "scalaire" de modulation de Roy est une méthode typique parmi les méthodes de modulation développées de sorte que les signaux de mise en action de commutateur sont calculés directement à partir des mesures des tensions d'entrée [Roy 87]. La motivation derrière leur développement est habituellement donnée comme complexité perçue de la méthode de Venturini.

Cette méthode scalaire est basée sur la mesure des tensions d'entrées instantanées suivies d'une comparaison de ces grandeurs relatives suivant l'algorithme ci-dessous :

1. Assignez l'indice **M** à l'une des tensions triphasé d'entrée possédant une polarité différente aux autres ;
2. Assignez l'indice **L** à la plus petite tension (en valeur absolue) des deux autres tensions d'entrées ;
3. Assignez l'indice **K** à la troisième tension.

$$\begin{cases} m_{LJ} = \frac{(v_{oj} - v_M)v_L}{1.5V_{im}^2} \\ m_{KJ} = \frac{(v_{oj} - v_M)v_K}{1.5V_{im}^2} \\ m_{MJ} = 1 - (m_{LJ} - m_{KJ}) \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

Pour :  $J = \{1, 2, 3\}$ .



Les coefficients d'utilisation de modulation pour la méthode scalaire avec la valeur max de  $q = \frac{\sqrt{3}}{2}$  sont indiqués dans l'équation (II.14) :

$$m_{ij} = \frac{1}{3} \left[ 1 - \frac{2v_{ii} v_{oj}}{V_{im}^2} + \frac{2}{3} \sin(\omega_1 t - \beta_1) \sin(3\omega_1 t) \right] \quad (\text{II.14})$$

Les relations (II.12) et (II.14) sont pratiquement identiques et la différence réside dans l'identification des tensions en plus du fait que l'équation (II.14) est formulé pour la valeur max de  $q = \sqrt{3}/2$ . La répercutions de ces considérations sur la qualité des ondes est négligeable, à l'exception des basses fréquences de commutation où la méthode de Venturini est plus performante.

#### II.4 Technique de commutation

Durant chaque séquence  $k$  (période de pulsation), la valeur moyenne des tensions de sortie est donnée par :

$$\begin{cases} v_{Oa}^k = v_{Aa}^k m_{Aa}^k + v_{Ba}^k m_{Ba}^k + v_{Ca}^k m_{Ca}^k \\ v_{Ob}^k = v_{Ab}^k m_{Ab}^k + v_{Bb}^k m_{Bb}^k + v_{Cb}^k m_{Cb}^k \\ v_{Oc}^k = v_{Ac}^k m_{Ac}^k + v_{Bc}^k m_{Bc}^k + v_{Cc}^k m_{Cc}^k \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

Où :

- la première tension de phase de sortie est donné par :

$$V_{Oa} = \begin{cases} v_{iA} & 0 \leq t - (K-1)T_P < m_{Aa}^k T_P \\ v_{iB} & (m_{Aa}^k)T_P \leq t - (K-1)T_P < (m_{Aa}^k + m_{Ba}^k)T_P \\ v_{iC} & (m_{Aa}^k + m_{Ba}^k)T_P \leq t - (K-1)T_P < (m_{Aa}^k + m_{Ba}^k + m_{Ca}^k)T_P \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

- la deuxième tension de phase de sortie est donné par :

$$V_{ob} = \begin{cases} v_{iA} & 0 \leq t - (K-1)T_P < m_{Ab}^k T_P \\ v_{iB} & (m_{Ab}^k)T_P \leq t - (K-1)T_P < (m_{Ab}^k + m_{Bb}^k)T_P \\ v_{iC} & (m_{Ab}^k + m_{Bb}^k)T_P \leq t - (K-1)T_P < (m_{Ab}^k + m_{Bb}^k + m_{Cb}^k)T_P \end{cases} \quad (II.17)$$

- la troisième tension de phase de sortie est donné par :

$$V_{oc} = \begin{cases} v_{iA} & 0 \leq t - (K-1)T_P < m_{Ac}^k T_P \\ v_{iB} & (m_{Ac}^k)T_P \leq t - (K-1)T_P < (m_{Ac}^k + m_{Bc}^k)T_P \\ v_{iC} & (m_{Ac}^k + m_{Bc}^k)T_P \leq t - (K-1)T_P < (m_{Ac}^k + m_{Bc}^k + m_{Cc}^k)T_P \end{cases} \quad (II.18)$$

Avec  $K = 1, 2, 3, 4, \dots, \infty$ .

$$\sum_{i=1}^3 m_{ij}^k = m_{1j}^k + m_{2j}^k + m_{3j}^k \quad \text{et} \quad 0 < m_{ij}^k < 1 \quad (II.19)$$

Tel que  $m$  est le rapport cyclique définie par :

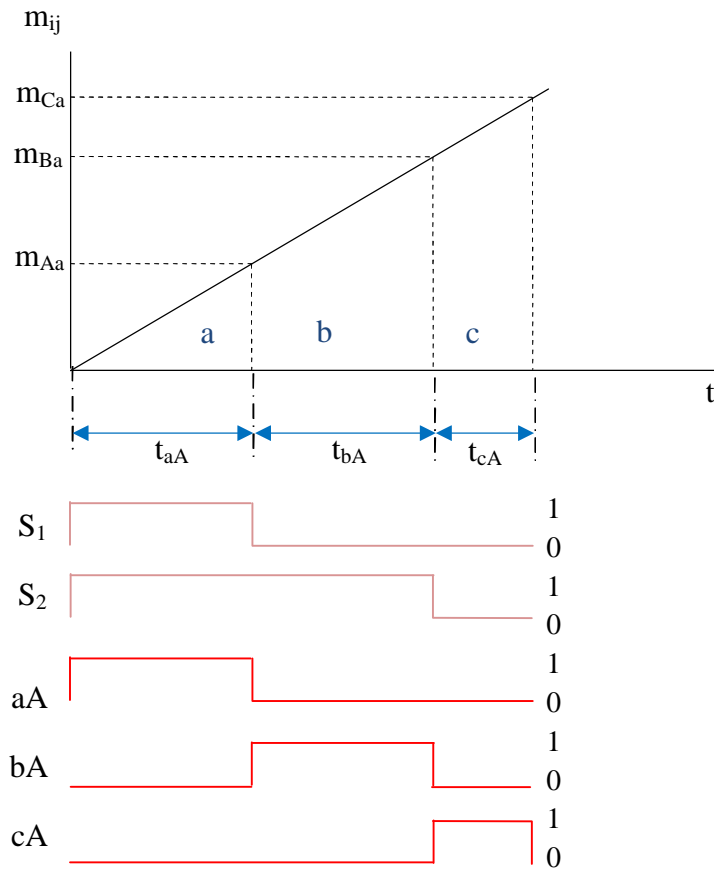
$$m_{ij}^k = \frac{\text{le temps de conduction lorsque } S_{ij} \text{ est en état "ON" à la } k^{\text{ieme}} \text{ séquence}}{T_P} \quad (II.20)$$

On s'aperçoit que pour la commande du convertisseur matriciel, chaque phase de sortie doit pouvoir être commutée à chaque phase d'entrée pendant un intervalle déterminé de la période de pulsation. Ceci est également valable si l'on considère le transfert dans le sens inverse pour la commutation des phases d'entrée vers les phases de sortie.

Il faut donc diviser la période de pulsation en trois intervalles, pour cela, il est judicieux d'employer une technique similaire à celle des modulateurs PWM conventionnels [Bou 04].

Le signal triangulaire de référence sera comparé à deux signaux de commande. On obtiendra deux signaux binaires de sortie par phase, indiquant les états des commutateurs de puissance, la figure (II.6) montre la succession temporelle dans une période de pulsation.

En plus de ce qui a été signalé au sujet de cette stratégie de modulation à trois intervalles, Elle permet de repoussé les harmoniques des tensions de sortie, vers des fréquences élevées afin de faciliter leur filtrage.



**Figure (II.6) :** PWM à trois intervalles qui commande la phase A de sortie. La période de pulsation est divisée en trois intervalles correspondant aux trois intervalles d'enclenchement des commutateurs aA, bA et cA.

$$\begin{cases} aA=S_1 \\ bA=\overline{S_1} \& S_2 \\ cA=\overline{S_2} \end{cases} \quad (II.21)$$

Dans ce cas, les signaux de commande (  $m_{Aa}$ ,  $m_{Ba}$ ,  $m_{Ca}$  ) représentant les rapports cycliques de consigne devant être calculés à partir des tensions de consigne comme présenté dans la relations (II.22).

$$m_{ij} = \frac{1}{3} \left\{ 1 + 2q \cos(\omega_1 t - 2(j-1) \frac{\pi}{3}) * \left[ \cos(\omega_0 t - 2(j-1) \frac{\pi}{3}) - \frac{1}{6} \cos(3\omega_0 t) + \frac{1}{2\sqrt{3}} \cos(3\omega_1 t) \right] - \frac{2q}{3\sqrt{3}} \left[ \cos(4\omega_1 t - 2(j-1) \frac{\pi}{3}) - \cos(2\omega_1 t - 2(j-1) \frac{\pi}{3}) \right] \right\} \quad (\text{II.22})$$

Dans la pratique, cela se manifestera à travers le système de commande à microprocesseur selon la relation précédente (II.21).

## II.5 Résultats de simulation et interprétations

### II.5.1 Étude des performances de l'association convertisseur matriciel – charge RL

Pour évaluer les performances apportées par la technique de commande de Venturini (Méthode optimisée) et la technique de commande de ROY appliquée au convertisseur matriciel triphasé, une étude par simulation numérique sous l'environnement Matlab a été réalisée avec les paramètres suivants:

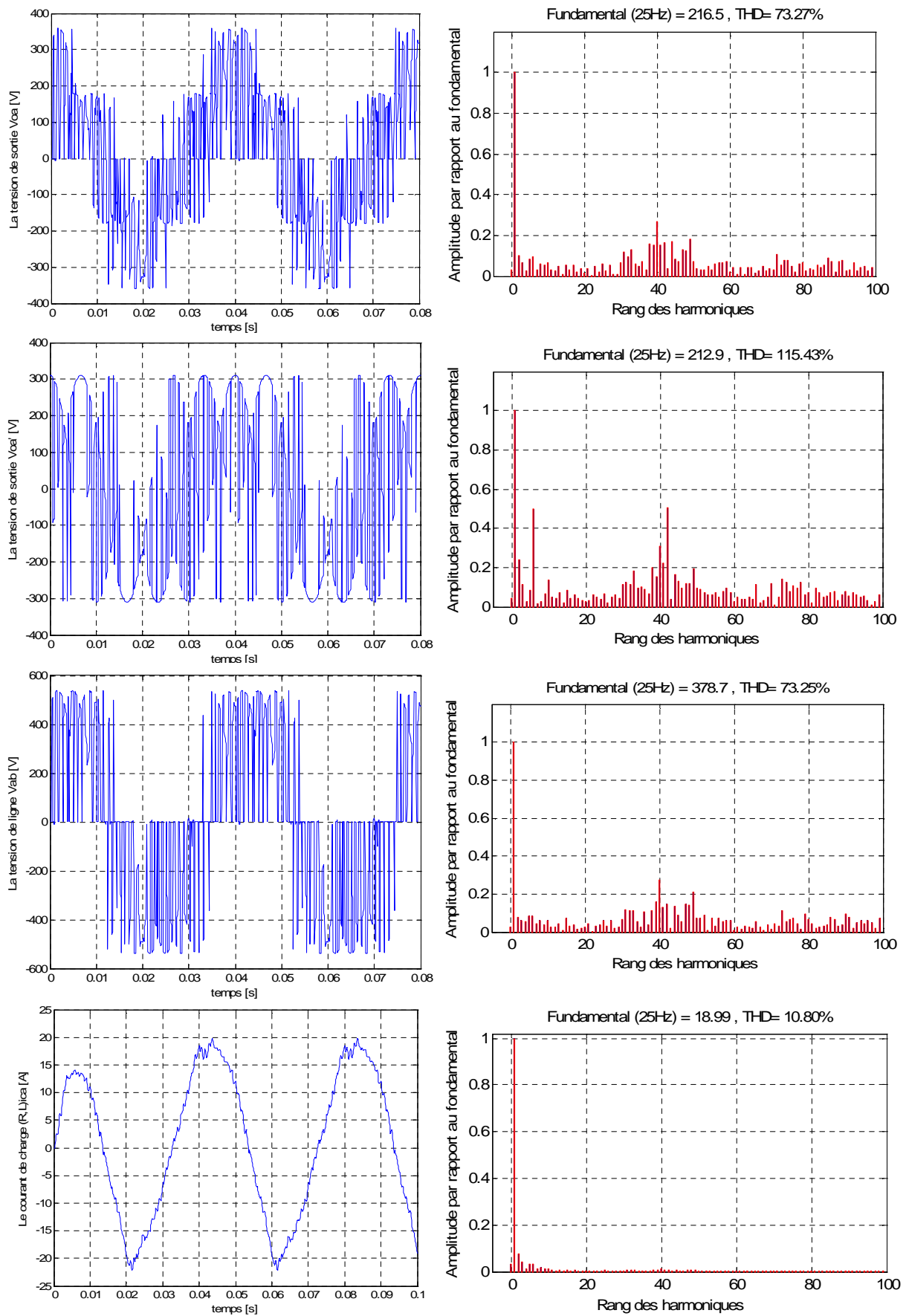
- Source de tension triphasée de 220 V et 50 Hz;
- Résistance et inductance valent respectivement 10  $\Omega$ , 35 mH ;
- Fréquence de commutation  $f_c=1$  kHz ; pas de simulation de 0.01 ms.

Cette étude a été effectuée avec un rapport de transformation ( $q=0.866$ ) entre la tension d'entrée et celle de sortie.

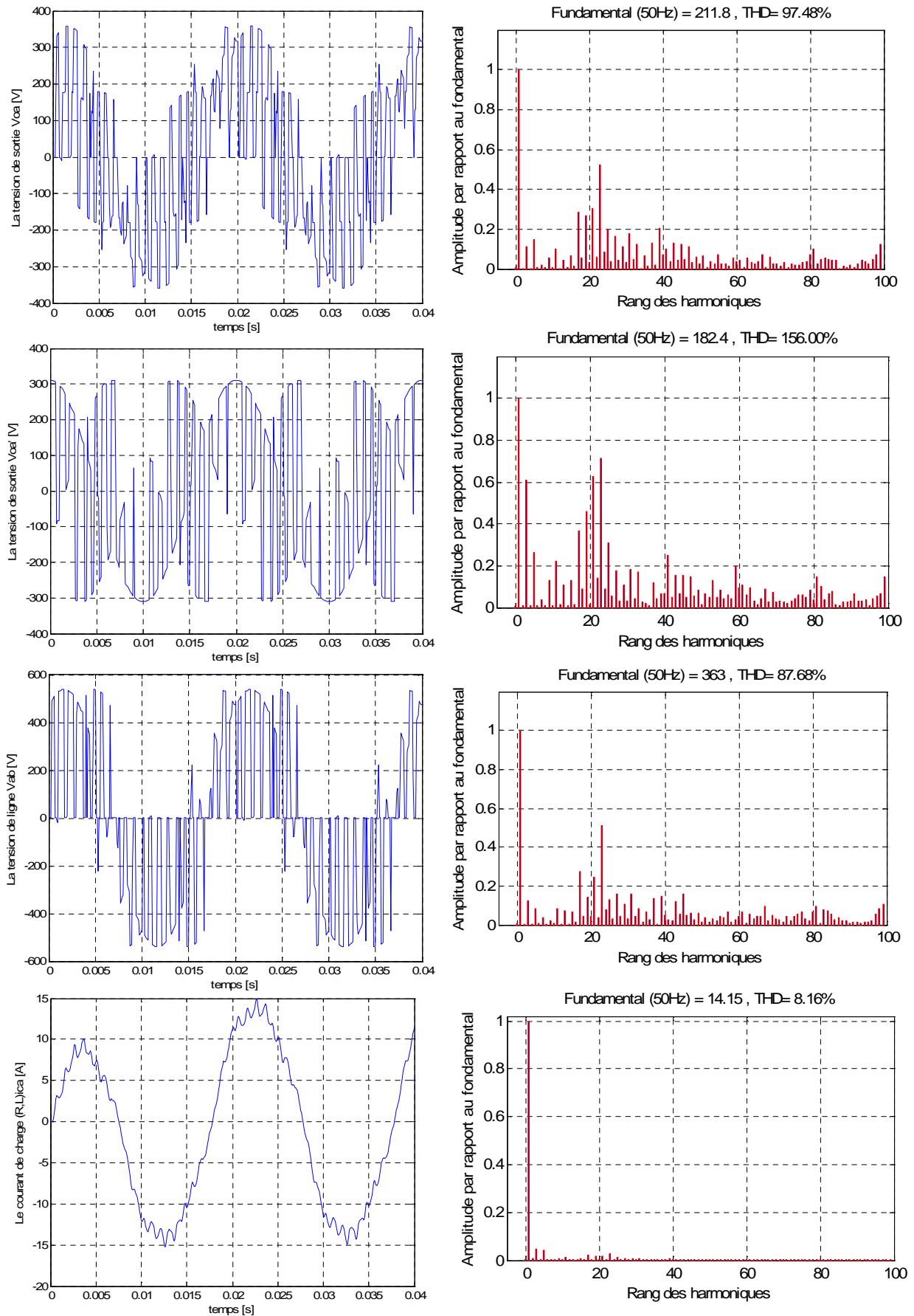
Nous avons simulé pour différentes valeurs de la fréquence de sortie du convertisseur matriciel ( $f_o=25\text{Hz}$ ,  $f_o=50\text{Hz}$  et  $f_o=100\text{Hz}$ ) les grandeurs suivantes :

- La tension de sortie du convertisseur de mode commun référencée au point neutre de la première phase  $V_{oa}$  [V].
- La tension de sortie du convertisseur référencée par rapport au point neutre de la première phase  $V_{oa}'$  [V].
- La tension de ligne de la première phase  $V_{ab}$  [V].
- Le courant de charge de la première phase  $i_{cha}$  [A].

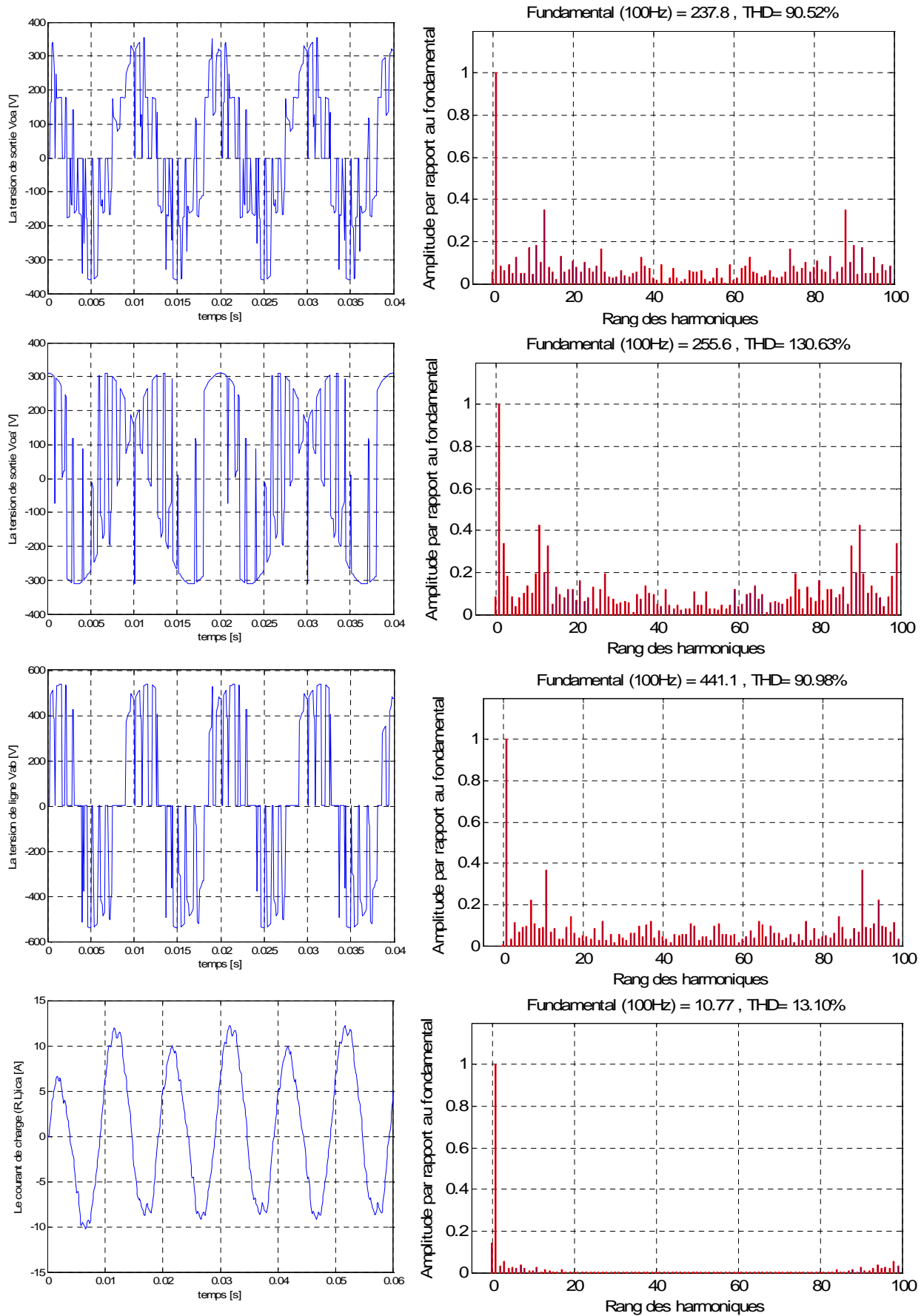
Et les spectres des harmoniques de courant et des tensions du convertisseur matriciel Les résultats de simulation obtenus par les Méthodes de Venturini et Roy présentés dans les figures suivantes :



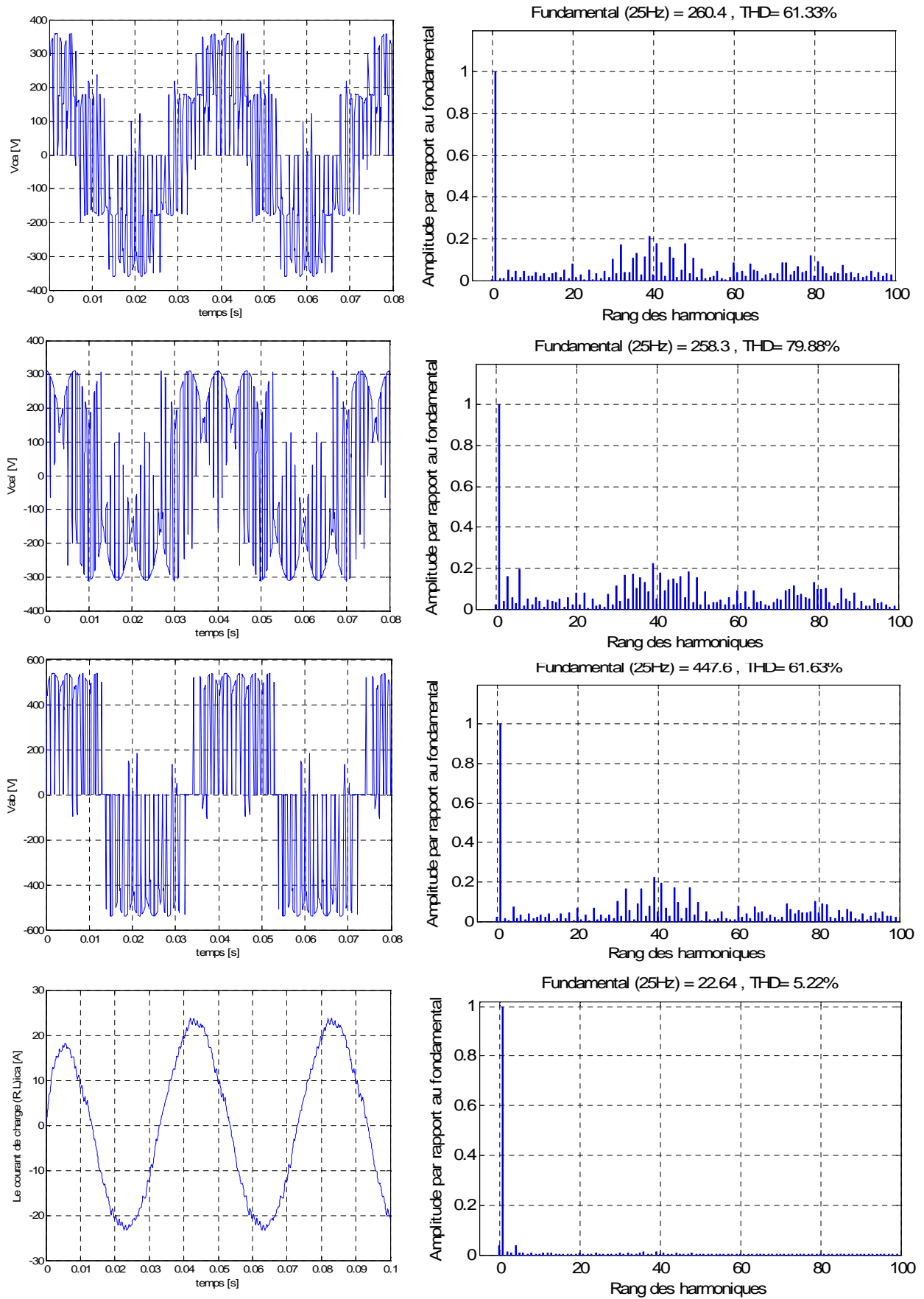
**Figure(II.7) :** formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour  $f_o=25$  Hz



**Figure(II.8) :** formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour  $f_o=50$  Hz

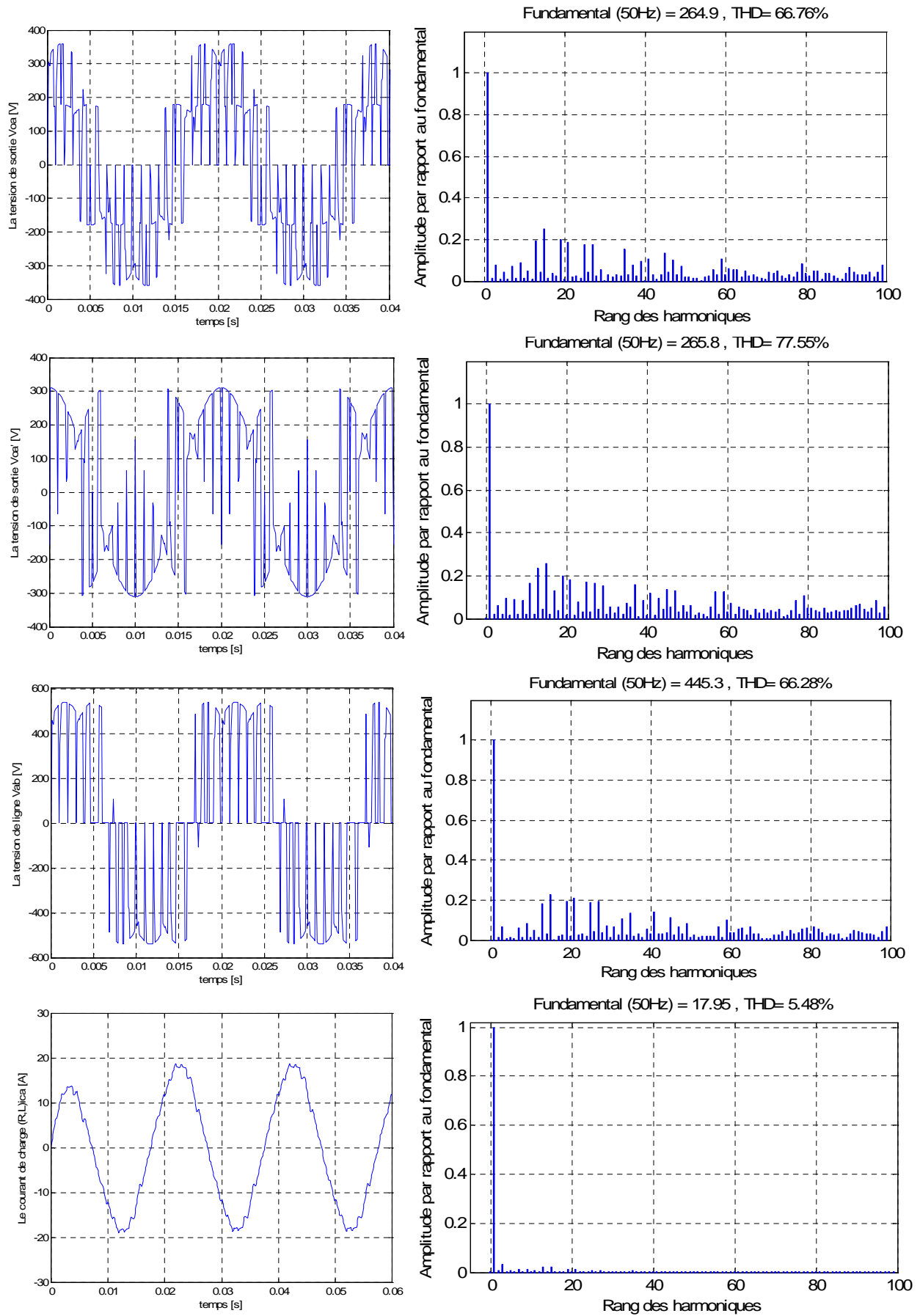


**Figure(II.9) :** formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Venturini pour  $f_o=100$  Hz

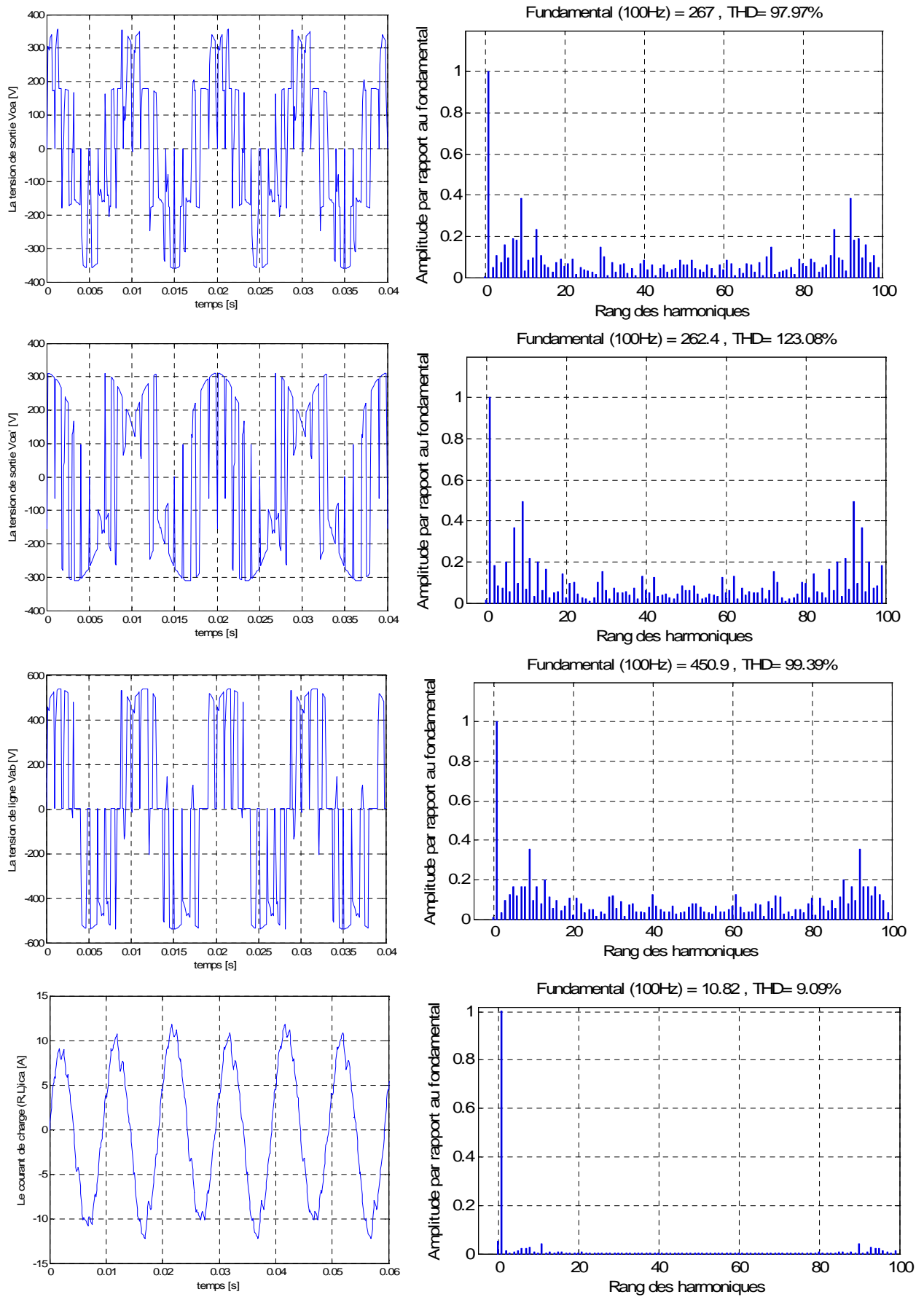


**Figure(II.10) :** formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour  $f_o=25$  Hz





**Figure(II.11) :** Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour  $f_o=50\text{Hz}$



**Figure (II.12) :** Formes d'ondes et spectres des harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel obtenus par Roy pour  $f_o=100\text{Hz}$

### II.5.1.1 Commentaires

On constate d'après les résultats de simulation obtenus par les deux méthodes que pour :

$q=0.866$  et  $f_0=25, 50, 100$  Hz respectivement

- la tension de chaque phase à la sortie du convertisseur matriciel est formée par une succession de créneaux de largeurs inversement proportionnelles à la fréquence de la tension de référence  $f_0$ , vue que l'augmentation de la fréquence de référence provoque une diminution de largeurs de ces créneaux ;
- A partir des résultats de simulation des spectres d'harmonique, constaté qu'il n'y a aucune symétrie et donc il existe des harmoniques pairs et impairs.
- Les harmoniques sont repoussées et regroupées autour de la fréquence de pulsation et ces multiples.
- La qualité d'onde (sinusoïdale) augmente avec l'augmentation de fréquence de commutation des interrupteurs mais cette dernière est limitée par les pertes ohmiques est le coût économique.
- On remarque que le rapport d'amplitude a augmenté de 0.866 son perd la qualité des signaux sinusoïdaux.

On a constaté d'après ces figures que on a l'avantage d'augmenter la tension de sortie par la méthode de modulation du neutre jusqu'à 0.866 de la tension d'entrée. Donc l'injection de la troisième harmonique d'entrée et de la troisième harmonique de sortie influe positivement sur les formes d'ondes ainsi que sur la valeur de la fondamentale (elle se rapproche plus de la valeur de la tension désirée).

### II.5.2 Etude des performances de l'association convertisseur matriciel –MAS

Dans ce paragraphe, les performances de l'association du convertisseur matriciel à la machine asynchrone sont présentées. Nous avons imposé  $q=0.866$ , et avons simulé pour différentes valeurs de la fréquence de sortie du convertisseur matriciel ( $f_0=25\text{Hz}$ ,  $f_0=50\text{Hz}$ ) les grandeurs suivantes :

- Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]
- Le courant statorique  $i_{sa}$  [A] d'une phase de la machine asynchrone.
- La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn] de la machine asynchrone.

Et les spectres d'harmoniques des courants statorique

Les résultats de simulation obtenus par les Méthodes de Venturini et Roy pour l'association CM –MAS présentés dans les figures suivantes :

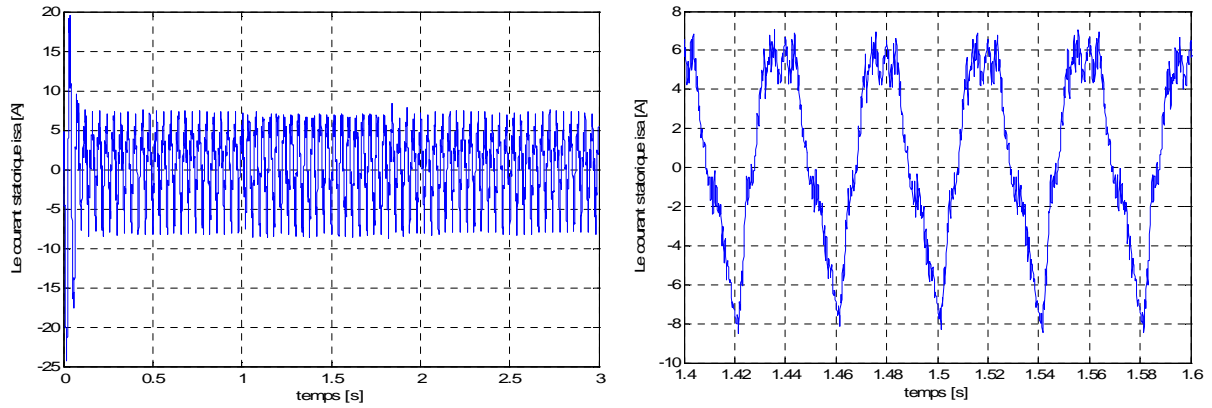


Figure (II.13.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

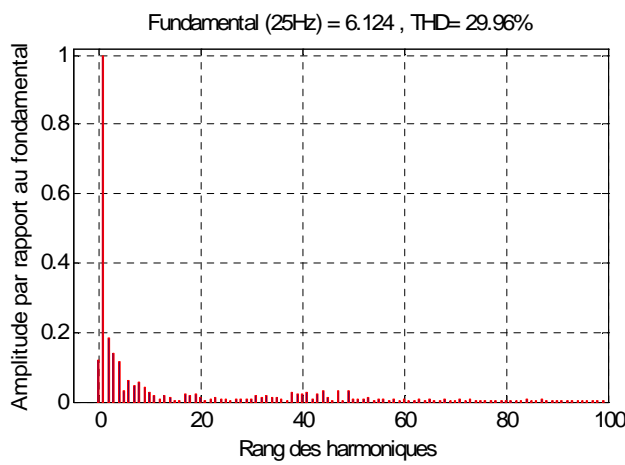


Figure (II.13.b) : spectres d'harmonique du courant statorique

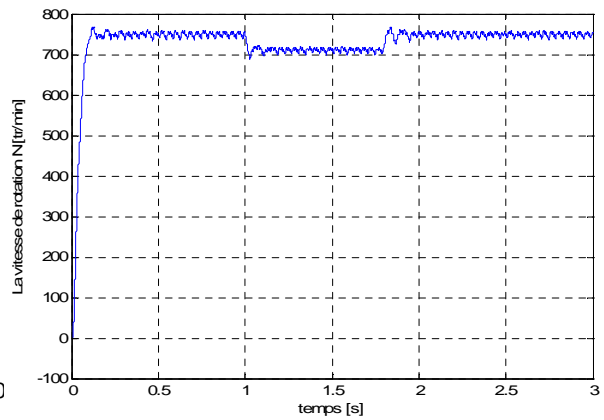


Figure (II.13.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

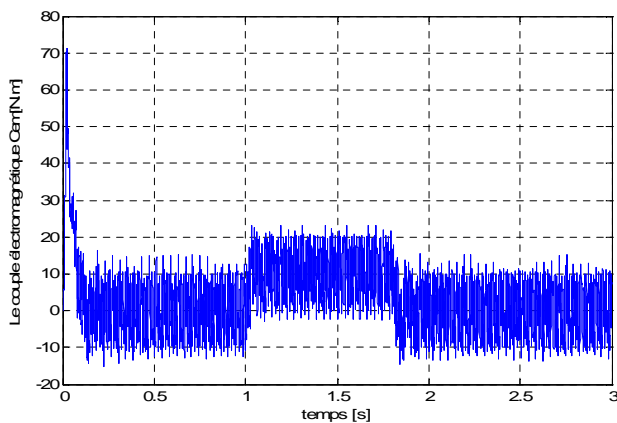


Figure (II.13.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

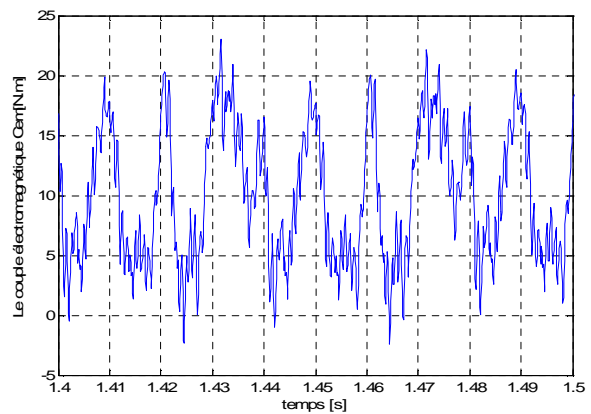


Figure (II.13) : Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Venturini ( $f_0= 25\text{Hz}$ ).

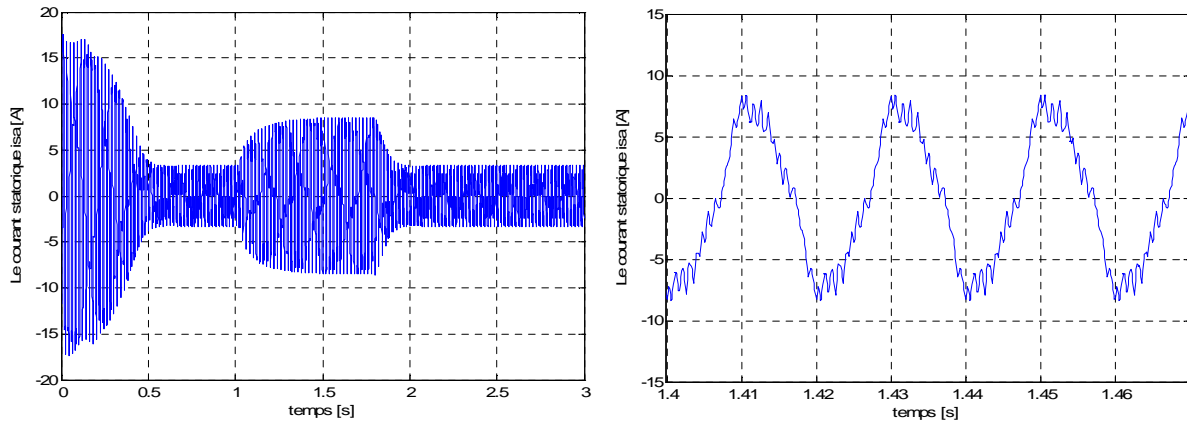


Figure (II.14.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

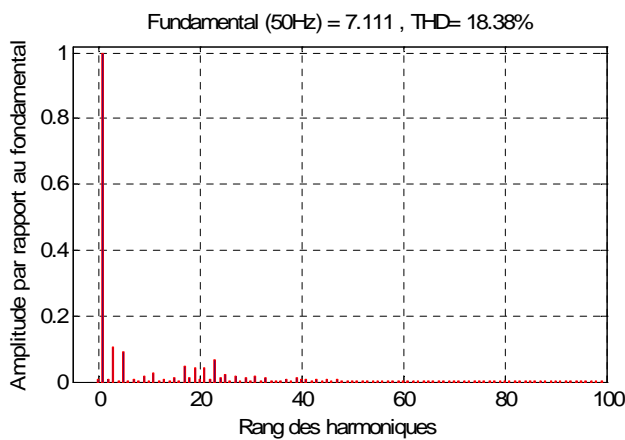


Figure (II.14.b) : spectres d'harmonique du courant statorique

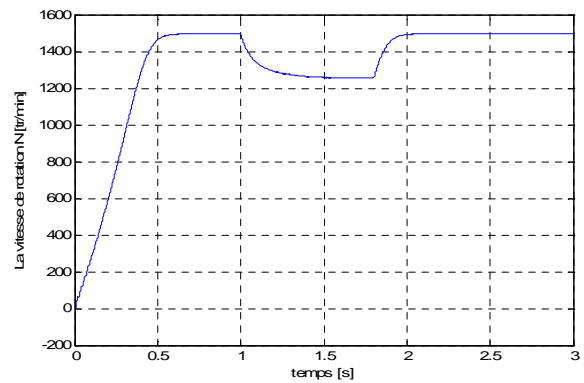


Figure (II.14.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

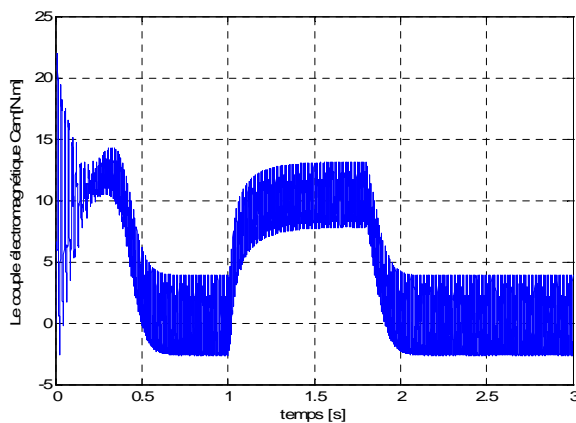


Figure (II.14.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

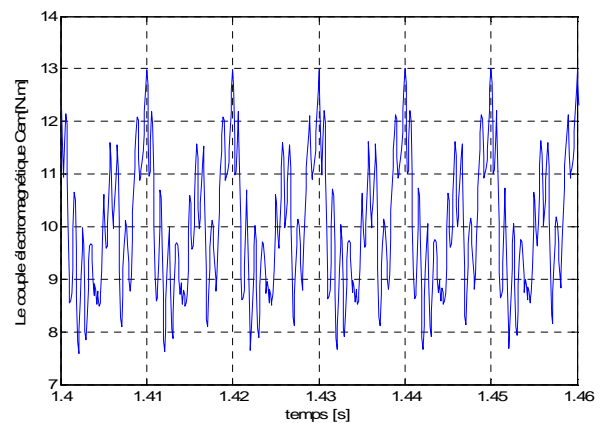


Figure (II.14) : Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Venturini ( $f_0= 50\text{Hz}$ ).

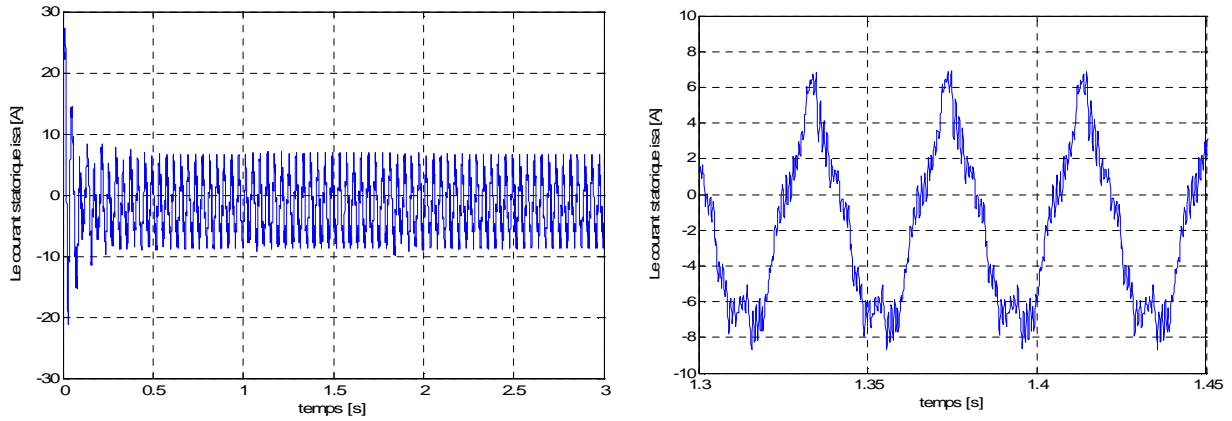


Figure (II.15.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

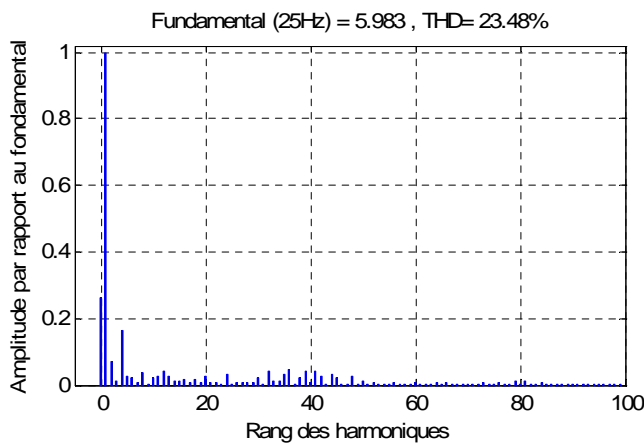


Figure (II.15.b) : spectres d'harmonique du courant statorique

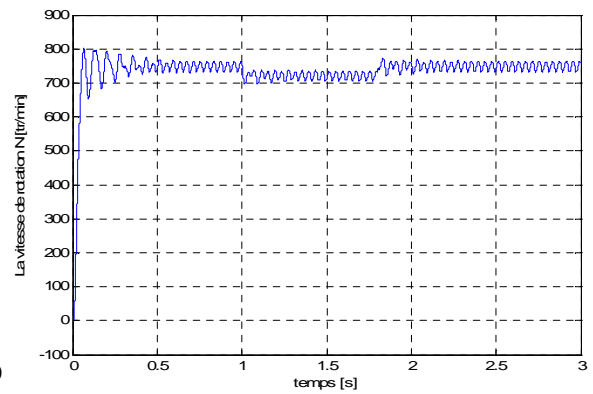


Figure (II.15.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

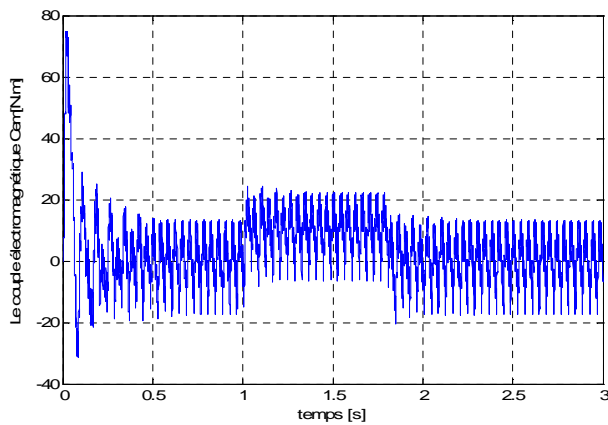


Figure (II.15.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

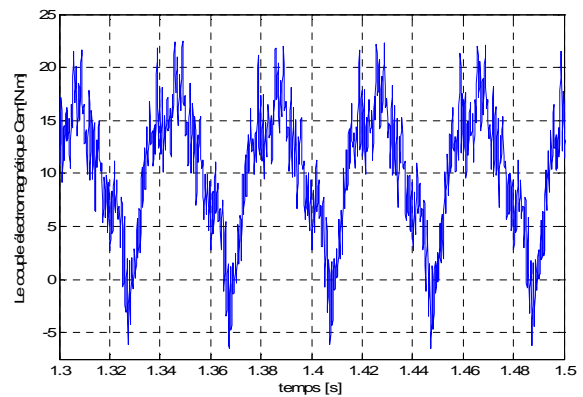


Figure (II.15) : Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Roy ( $f_o = 25\text{Hz}$ ).

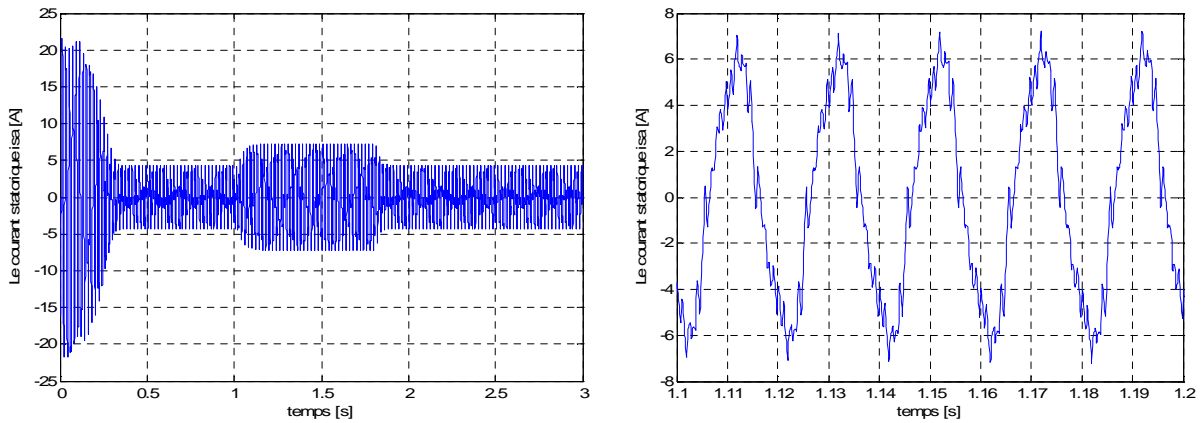


Figure (II.16.a) : Le courant statorique isa [A]

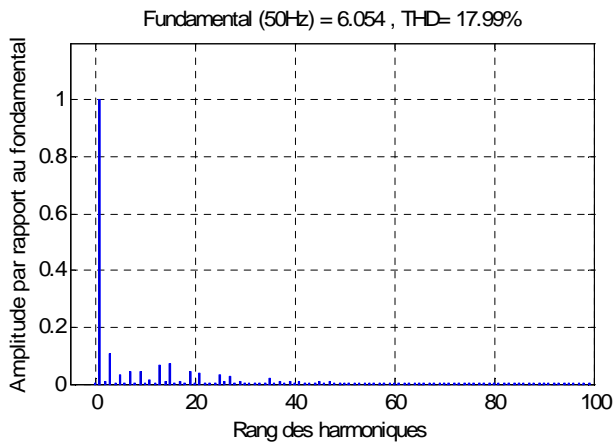


Figure (II.16.b) : spectres d'harmonique du courant statorique

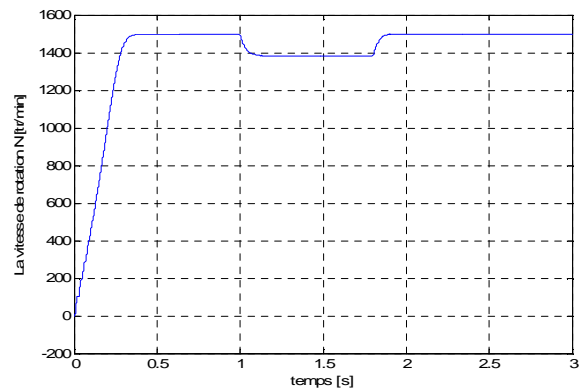


Figure (II.16.c) : La vitesse de rotation N [tr / mn]

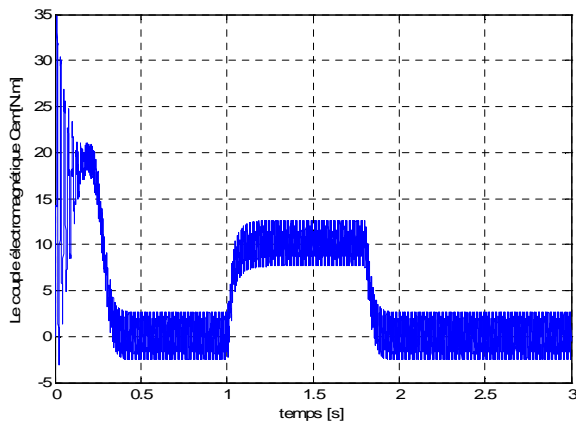


Figure (II.16.d) : Le couple électromagnétique Cem [N.m]

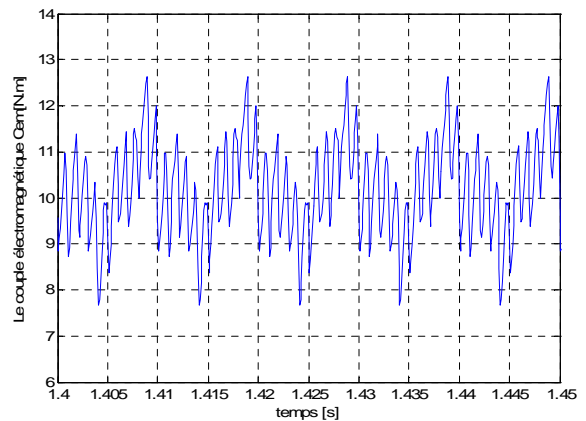


Figure (II.16) : Performance de l'association convertisseur matriciel – machine asynchrone triphasée avec la stratégie de Roy ( $f_o= 50$  Hz).

### II.5.2.1 Commentaires

Les figures (II.13), (II.14), (II.16) et (II.17) montre les résultats de simulation pour :

- Application brusque d'un couple de charge  $C_{ch}=10$  N.m entre les instants  $t=1s$  et  $t=1.8s$ .

D'après les résultats de simulation association convertisseur-machine asynchrone, il est constaté que :

- les performances dynamiques de la machine alimentée par le convertisseur matriciel avec la modulation de Venturini présente presque les mêmes performances que pour le cas avec la modulation de Roy.
- En régime permanent, la fréquence du couple électromagnétique est égale à la fréquence de la tension  $V_{oa}$  délivrée par le convertisseur matriciel.
- Lorsque la fréquence de la tension  $V_{oa}$  augmente, la durée du régime transitoire de la machine asynchrone augmente.
- Le courant absorbé par la machine est presque sinusoïdal.
- il existe des harmoniques de rang pair et impair dans le courant statorique.
- On voit des oscillations au niveau du couple électromagnétique qui sont dus aux harmoniques générées par le convertisseur.

## II.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié deux stratégies de modulation :

- La modulation de Venturini
- La modulation Roy

D'après cette étude, on constate que les techniques de modulation de Venturini et de Roy permettent de moduler d'une manière très précise les performances du convertisseur matriciel.

D'après les résultats présentés dans ce chapitre. Comme conclusion, on peut dire que le convertisseur matriciel répond bien à toute variation de fréquence pour l'association de ce ci avec des charges statiques (RL) et dynamiques (machines asynchrones).

Cet avantage permet au convertisseur matriciel de trouver un large domaine d'application notamment dans les systèmes d'entraînement et de génération à vitesse variable.



# CHAPITRE III

## Les Réseaux De Neurones

### III.1 Introduction

De puis la nuit des temps, la nature a toujours été une source d'inspiration pour l'homme, il a toujours essayé de tirer profit de ce qui l'entourait. Sans doute, sa plus grande entreprise a été de tenter de recopier le cerveau humain afin de créer une intelligence artificielle à l'image de celle rencontrée dans la nature.

Le cerveau est cette machine extraordinaire qui est la source de tout développement et avancement. En effet, ce complexe biologique est composé de 100 à 1000 milliards de neurones, chaque neurone étant relié aux autres neurones par des synapses. Un seul ne peut rien faire, c'est l'interconnexion des neurones qui permet au cerveau de réaliser des prouesses (réflexion, ...etc). L'interconnexion de ces neurones est appelée un réseau de neurones [Cha 10].

Face aux développements récents de la biologie moderne, Les neurosciences et les sciences cognitives nous proposent de nombreux modèles, notamment pour représenter les systèmes perceptifs et les systèmes reflexes. Mais, il reste encore beaucoup de travail de recherche en neurosciences et en sciences cognitives pour pouvoir modéliser les systèmes cognitifs, et enfin passer du "reflexe a la réflexion". Si un tel intérêt se porte sur les réseaux de neurones c'est grâce à leurs propriétés : parallélisme, capacité de généralisation, capacité d'adaptation et mémoire distribuée [Lar 05].

Dans ce chapitre on va présenter un résumé d'historique de réseaux de neurones et nous introduisons les principales notions de base relatives aux réseaux de neurones, telles que leurs modèles et architectures, les fonctions d'activation et les types d'apprentissage.

### III.2 Historique

Le champ des réseaux neuronaux va démarrera par la présentation en 1943 par W. MC Culloch et W. Pitts du neurone formel qui est une abstraction du neurone physiologique. Le retentissement va être énorme. Par cette présentation, ils veulent démontrer que le cerveau est équivalent a une machine de Turing, la pensée devient alors purement des mécanismes matériels et logiques. Il déclara en 1955 "Plus nous apprenons

de choses au sujet des organismes, plus nous sommes amènes conclure qu'ils ne sont pas simplement analogues aux machines, mais qu'ils sont machine." [Mysterium Iniquitatis of Sinful Man Aspiring into the Place of God, reprise in Embodiments of mind] [LAR 05].

La démonstration de McCulloch et Pitts sera un des facteurs importants de la création de la cybernétique. En 1949, D. Hebb présente dans son ouvrage "The Organization of Behavior" une règle d'apprentissage. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb. En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones inspire du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception et une couche liée a la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience. Dans la même période, Le modèle de L'Adaline (Adaptive Linar Elément) a été présenté par B. Widrow, chercheur américain à Stanford. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches. En 1969, M. Minsky et S. Papert publient une critique des propriétés du Perceptron. Cela va avoir une grande incidence sur la recherche dans ce domaine. Elle va fortement diminuer jusqu'en 1972, ou T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives. Et propose des applications à la reconnaissance de formes. C'est en 1982 que J. Hopfield présente son étude d'un réseau complètement reboucle, dont il analyse la dynamique. Aujourd'hui, les réseaux neuronaux sont utilisés dans des nombreux domaines (entre autres, vie artificielle et intelligence artificielle) a cause de leur propriété en particulier, leur capacités d'apprentissage, et qu'ils soient des systèmes dynamiques [LAR 05].

Depuis, les recherches et les applications ont encore progresse :

|      |                 |   |
|------|-----------------|---|
| 1943 | Mc Clloch&Pitts | Définition du neurone formel                    |
| 1949 | Hebb            | Règle d'apprentissage pour les neurones         |
| 1957 | Rosenblatt      | Modèle de réseau de neurones :<br>Le perceptron |
| 1969 | Mnsky& Papert   | Optimisations sur les perceptrons               |

|      |          |   |
|------|----------|---|
| 1982 | Hopfield | Modèle en relation avec les systèmes physiques              |
| 1989 | Kohonen  | Auto-organisation et mémoires associatives                  |
| 1992 | Bouhanem | Réseaux de neurones appliqués à la recherche d'informations |

**Tableau (III.1) :** Applications et progrès sur les réseaux de neurones pendant ces dernières années

### III.3 Fondement Biologiques

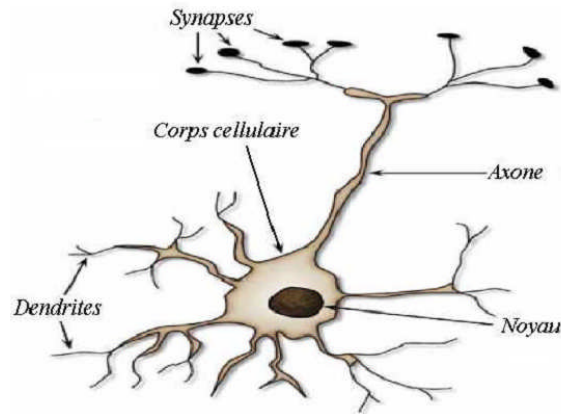
Les chercheurs en intelligence artificielle sur les réseaux de neurones se sont inspirés des modèles biologiques (cerveau et neurones).

#### III.3.1 Le cerveau

Le cerveau est le centre de contrôle de la perception, de la décision, et de l'action. Le système nerveux traite l'information via des unités interconnectées entre elles : les neurones. Le cerveau en possède 1013 neurones et chacun d'entre eux est connecté en moyenne à mille autres.

#### III.3.2 Le neurone

Nous pouvons faire un parallèle entre ce modèle mathématique et certaines informations que nous connaissons (ou que nous croyons connaître) à propos du neurone biologique. Ce dernier possède trois principales composantes Figure (III.1) : les dendrites, le corps cellulaire, Synapse et l'axone [Che 09]:



**Figure (III.1) :** les composantes d'un neurone biologique.

- **Corps cellulaire:** Noyau du neurone.
- **Dendrites:** Récepteurs principaux du neurone.
- **Axone:** Fibre nerveuse de transport pour les signaux émis par le neurone.
- **Synapse:** Connexion entre la dendrite et l'axone de deux neurones..

Les dendrites forment un maillage de récepteurs nerveux qui permettent d'acheminer vers le corps du neurone des signaux électriques en provenance d'autres neurones. Celui-ci agit comme une espèce d'intégrateur en accumulant des charges électriques. Lorsque le neurone devient suffisamment excité (lorsque la charge accumulée dépasse un certain seuil), par un processus électrochimique, il engendre un potentiel électrique qui se propage à travers son axone pour éventuellement venir exciter d'autres neurones. Le point de contact entre l'axone d'un neurone et la dendrite d'un autre neurone s'appelle le "synapse". Il semble que c'est l'arrangement spatial des neurones et leur axone, ainsi que la qualité des connexions synaptiques individuelles qui déterminent la fonction précise d'un réseau de neurones biologique. C'est en se basant sur ces connaissances que le modèle mathématique décrit ci-dessus a été défini.

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce titre ils peuvent être décrit par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants. [Kho 08].

### III.4 Le Neurone Artificiel

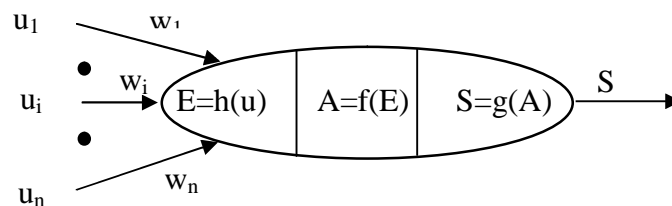
Les structures biologiques et les mécanismes physiologiques des neurones sont extrêmement compliqués. Aussi, pour essayer d'en comprendre le fonctionnement, il a

fallu introduire une forme simplifiée du neurone : le neurone formel. Nous allons donc étudier le neurone formel de base, puis un neurone formel plus détaillé et plus général, le neurone formel étendu [Lar 05].

### III.4.1 Le neurone formel de base

Le neurone formel a été présenté par Mc Culloch & Pitts en 1943, il se présente comme un opérateur de sommation dont les entrées sont pondérées donc nous pouvons définir un neurone par les trois éléments suivants [Lar 05]:

- La fonction d'entrée totale qui définit le prétraitement effectué sur les entrées.
- La fonction d'activation (ou d'état) du neurone qui définit son état interne en fonction de son entrée totale.
- La fonction de sortie qui calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation.



**Figure (III.2) :** Modèle général d'un neurone

La figure (III.2) montre la représentation graphique du modèle général d'un neurone.

Nous adopterons les notations suivantes [Ena 02]:

- $u_i$  : Entrées de neurone ( $i=1, \dots, n$ ).
- $w_i$  : Coefficient de pondération de l'entrée  $i$
- $h(u)$  : Fonction d'entrée totale.
- $f(E)$  : Fonction d'activation.
- $g(A)$  : Fonction de sortie.
- $E=h(u_1, \dots, u_n)$  : Entrée totale ou degré d'activation.
- $A=f(E)$  : Etat du neurone
- $S=g(A)$  : Sortie.

La sortie  $g(A)$  est souvent traitée par une fonction d'activation pour produire un signal de sortie.

### III.4.1.1 Fonction d'entrée

Les entrées et les sorties peuvent être des grandeurs réelles ou binaires. La nature des différentes entrées, sorties et fonctions est explicitées ci-dessous [Ena 02].

La fonction d'entrée totale  $h(u)$  peut être:

- Une combinaison booléenne des entrées.
- Une combinaison linéaire des entrées.

$$h(u_1, \dots, u_n) = b + \sum_{i=1}^n w_i u_i \quad (\text{III.1})$$

La distance entre les vecteurs formés par les valeurs d'entrée et les coefficients de pondération. Cette fonction est utilisée avec la fonction d'activation à base radiale. Dans ce cas, les  $W_i$  représentent plutôt des points de l'espace d'entrée ou des coefficients de pondération.

$$h(u_1, \dots, u_n) = b \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_i - u_i)^2} \quad \text{III.4.1.2} \quad (\text{III.2})$$

### III.4.1.2 Fonction d'activation

La fonction d'activation, ou fonction de transfert, est une fonction qui doit renvoyer un réel proche de 1 quand les "bonnes" informations d'entrée sont données et un réel proche de 0 quand elles sont "mauvaises". On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réel  $[0,1]$ . Quand le réel est proche de 1, on dit que l'unité (le neurone) est active alors que quand le réel est proche de 0, on dit que l'unité est inactive. Le réel en question est appelé la sortie du neurone et sera noté  $S$ . Si la fonction d'activation est linéaire, le réseau de neurones se réduirait à une simple fonction linéaire.

En effet, si les fonctions d'activations sont linéaires, alors le réseau est l'équivalent d'une régression multilinéaire (méthode utilisée en statistiques) [Ena 02].

L'utilisation du réseau de neurone est toutefois bien plus intéressante lorsque l'on utilise des fonctions d'activations non linéaires. En notant  $g$  la fonction d'activation, on obtient donc la formule donnant la sortie d'un neurone :

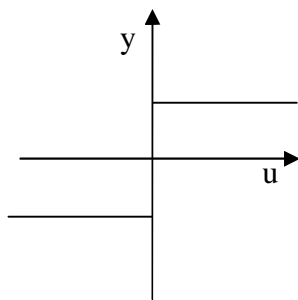
$$a=g(A)=g\left(\sum_{i=0}^k w_i \times u_i\right) \quad (\text{III.3})$$

Remarquez que le coefficient de biais est inclus dans la somme, d'où la formule plus explicite :

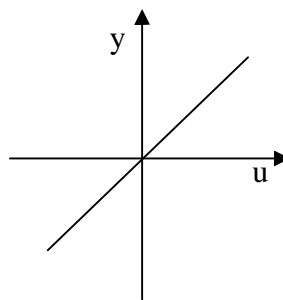
$$a=g(A)=g\left(\left(\sum_{i=1}^k w_i \times u_i\right)-w_0\right) \quad (\text{III.4})$$

Il y a bien sûr beaucoup de fonctions d'activations possibles [Ena 02]:

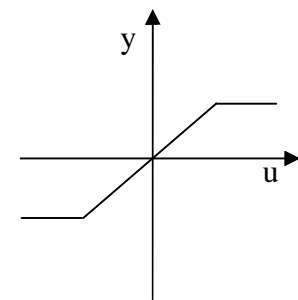
- Une fonction binaire à seuil (figure III.3a).
- Une fonction linéaire à seuil ou seuils multiples (figure III.3b, figure III.3c et figure III.3d).
- Une fonction sigmoïde (figure III.3e).
- Une fonction à base radiale (figure III.3f)



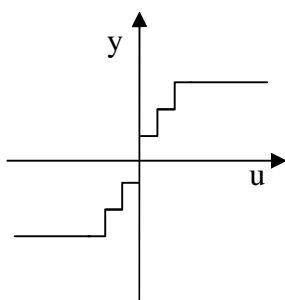
(a) : Binaire



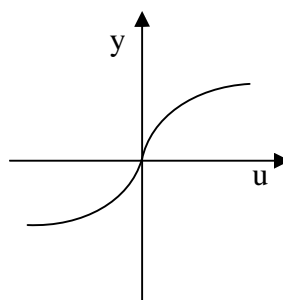
(b) : Linéaire



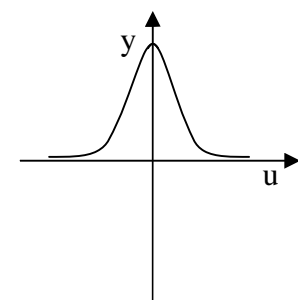
(c) : Saturation



(d) : Multiples niveaux



(e) : Sigmoïde



(f) : Base radiale

**Figure (III.3) : Fonctions de sortie des neurones**

- Une fonction stochastique :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{avec probabilité } (1+e^{-kx})^{-1} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

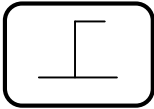
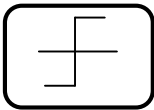
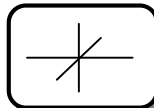
- Une fonction compétitive :

Avec cette fonction, seule la sortie du neurone dont l'entrée totale est la plus grande est activée (mise à 1) et les autres sont forcées à zéro, d'où le terme de compétition ou concurrence entre plusieurs neurones.

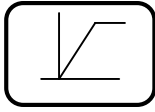
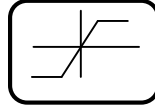
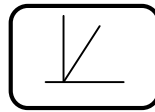
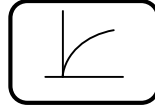
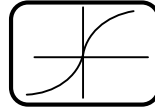
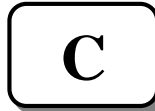
Chacune des fonctions d'activation est adaptée à certaines applications. Par exemple, la fonction binaire ou les fonctions de type «compétitive» sont bien adaptées pour l'organisation et la distribution classification des entrées (par exemple, le maillage automatique). Les fonctions linéaires, sigmoïdes, à base radiale et plus généralement [ENA 02].

### III.4.1.3 Quelques types des fonctions d'activation

Pour spécifier la nature de la fonction d'activation  $\mathbf{A}=\mathbf{f}(\mathbf{E})$  de tel modèle. Il se trouve que plusieurs possibilités existent et celles-ci sont quasiment empiriques et a adapter en fonction des situations. Les plus courantes et les plus citées dans la littérature sont énumérées dans le tableau (III.1) ci-dessous [Par 04]:

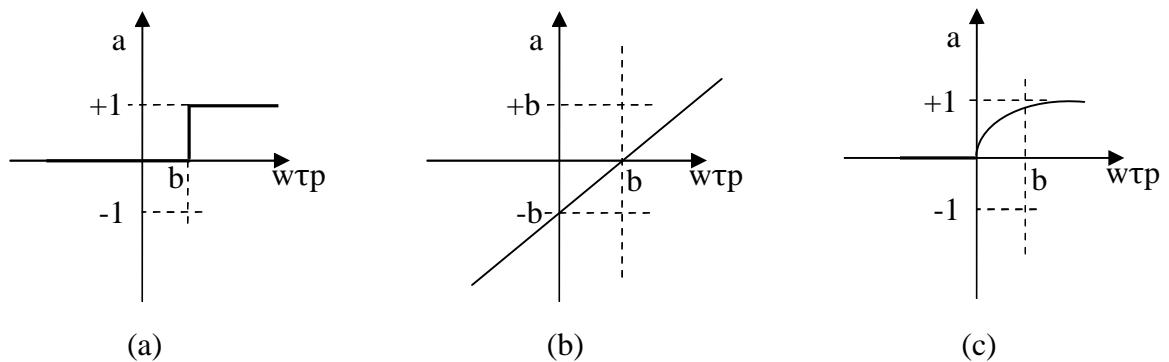
| Nom de la fonction | Relation d'entrée<br>sortie                | Icône  | Nom Matlab |
|--------------------|--|--|------------|
| Seuil              | $a=0$ si $n < 0$<br>$a=1$ si $n \geq 0$    |  | hardlim    |
| Seuil symétrique   | $a= -1$ si $n < 0$<br>$a= 1$ si $n \geq 0$ |  | hardlims   |
| Linéaire           | $a=n$                                      |  | purelin    |



|                             |   |  |         |
|-----------------------------|---|--|---------|
| Linéaire saturée            | $a=0$ si $n < 0$<br>$a=1$ si $0 \leq n \leq 1$<br>$a=1$ si $n \geq 0$ |    | satlin  |
| Linéaire saturée symétrique | $a=-1$ si $n < -1$<br>$a=n$ si $-1 \leq n \leq 1$<br>$a=1$ si $n > 1$ |    | satlins |
| Linéaire positive           | $a=0$ si $n < 0$<br>$a=n$ si $n \geq 0$                               |    | poslin  |
| Sigmoïde                    | $a = \frac{1}{1 + \exp(-n)}$  |    | logsig  |
| Tangente hyperbolique       | $a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$                               |    | tansig  |
| Compétitive                 | $a=1$ si $n$ maximum<br>$a=0$ autrement                               |  | compet  |

**Tableau (III.2) :** les types des fonctions d'activation et leurs relations d'entrées/sorties

Les trois les plus utilisées dans le domaine de l'ingénierie sont les fonctions :



**Figure (III.4) :** les fonctions les plus utilisées dans le domaine de l'ingénierie

Comme représentées la figure (III.4) :

- (a) : "seuil" en anglais «hard limit »,
- (b) : "linéaire"
- (c) : "sigmoïde"

Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne la valeur 0 (faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai). Il est évident que ce genre de fonction permet de prendre des décisions binaires (cette fonction peut aussi être assimilée à la "fonction de Heaviside" pour ceux qui connaissent).

La fonction linéaire est quant à elle très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie selon la relation  $A=f(E)=n$ . Il est évident que la sortie du neurone correspond alors à son niveau d'activation dont le passage à zéro (l'ordonnée à l'origine) se produit lorsque  $w \cdot \bar{p}=b$ . La fonction de transfert sigmoïde est quant à définir par la relation mathématique :

$$a = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (\text{III.6})$$

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que nous sommes loin ou près de  $b$  respectivement. La fonction seuil est très non linéaire car il y a une discontinuité lorsque  $w \cdot \bar{p}=b$ . De son côté, la fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes. Notons finalement que la fonction "tangente hyperbolique" est une version symétrique de la sigmoïde [Par 04].

### III.4.2 Les connexions

Les connexions vont relier les neurones entre eux. La structure des connexions peut aller de la connectivité partielle à la connectivité totale. On associe à une connexion entre deux neurones, un poids qui rend compte de l'influence d'un des neurones sur l'autre. La dynamique des états correspond à l'évolution des états des différents neurones d'un réseau. Elle dépend à la fois des fonctions d'activation, de la structure et des poids des connexions. La dynamique des connexions représente le fait que les poids des connexions peuvent être

modifiés par une phase appelée l'apprentissage. On peut assimiler cette dynamique à la plasticité synaptique [Lar 05].

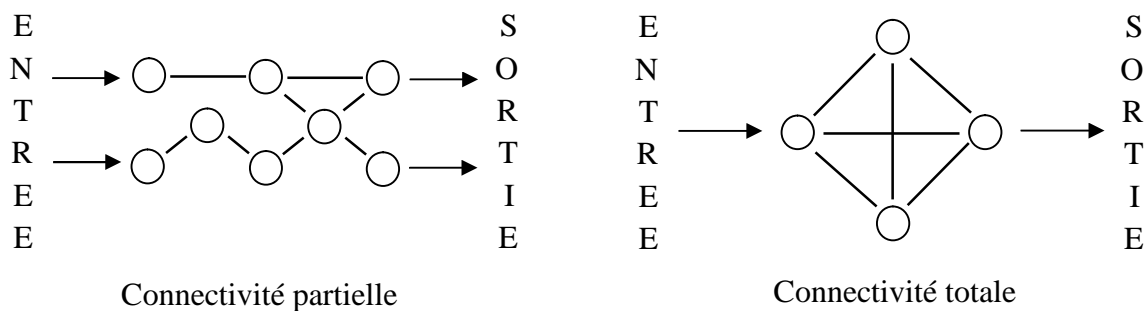
### III.5 Architecture des réseaux de neurones

L'organisation des réseaux de neurones peut se faire à partir de deux grandes catégories d'architecture [Lar 05] :

- Les réseaux sans couches
- les réseaux à couches

#### III.5.1 Réseaux sans couches

Le réseau possède des neurones connectés entre eux, certains sont des neurones d'entrée et d'autres sont des neurones de sortie figure (III.5).



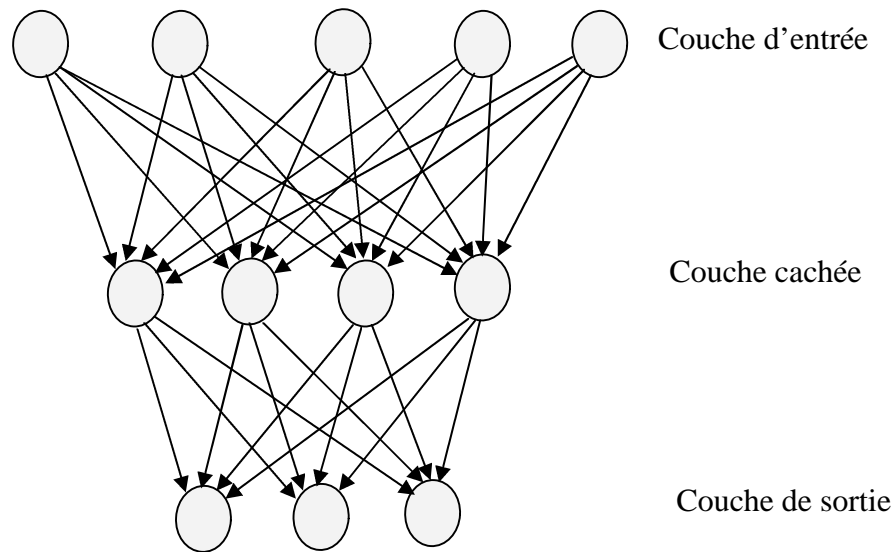
**Figure (III.5) :** Exemples pour les Réseaux sans couches

#### III.5.2 Réseaux à couches

La particularité de ce type de réseau est de posséder des couches de neurones indépendantes.

Chaque couche a sa propre organisation, mais la connexion entre les couches est particulière. En effet, les neurones d'une couche  $C_i$  peuvent être connectés avec les neurones de la couche  $C_{i-1}$  et avec ceux de la couche  $C_{i+1}$ .

On distingue trois types de couches : couche d'entrée, couches cachées et couche de sortie [Kho 08].



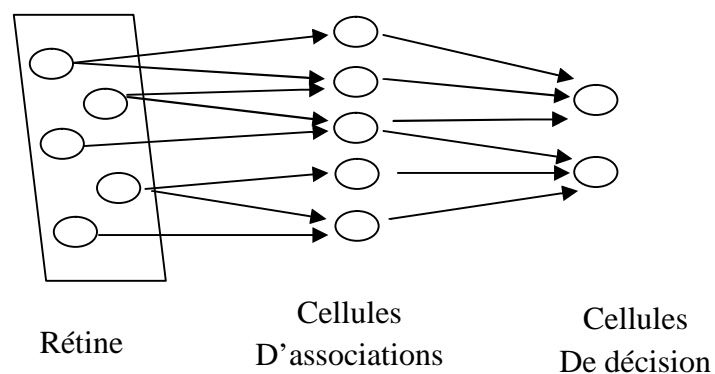
**Figure (III.6) :** Exemple pour les Réseaux à couches

### III.6 Modèles des réseaux de neurones

De nombreux chercheurs ont développé des topologies des réseaux de neurones, dont ils ont démontré les propriétés. Par la suite, ces topologies sont devenues des modèles de base dont on s'inspire pour créer de nouvelles architectures de réseau de neurones.

#### III.6.1 Le modèle du perceptron

Le modèle du Perceptron ou le Perceptron de Rosenblatt est le premier modèle à couches opérationnel, mettant en œuvre les idées de Hebb et de McCulloch & Pitts. Le perceptron est une machine de vision élémentaire composée de trois couches interconnectées figure (III.7) [Par 04].



**Figure (III.7) :** Exemple d'un modèle du perceptron

### III.6.2 Le modèle de Hopfield

D'après Hopfield, le système nerveux recherche des états stables ou attracteurs dans son Espace d'états. Les états voisins tendent à se rapprocher d'un état stable, ce qui autorise la correction d'erreurs et la capacité à compléter les informations manquantes. Un réseau de Hopfield est composé de neurones binaires tous reliés entre eux, ce qui donne une connectivité totale figure (III.8).

Lorsque la matrice des poids des connexions est symétrique, la stabilité du réseau est déterminée par le minimum d'une fonction d'énergie appelé Attracteur.

Si l'on peut démontrer la stabilité du réseau, le rappel des exemples appris n'est pas toujours réalisé. De plus, le nombre d'exemples mémorisables n'est pas très élevé [Lar 05] .

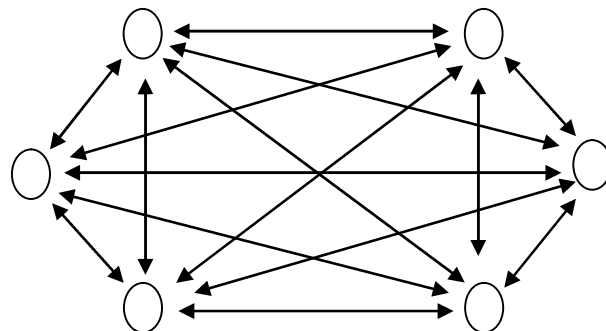
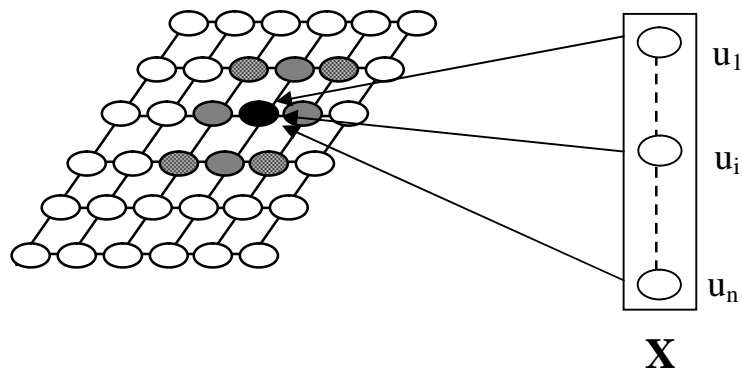


Figure (III.8) : Exemple d'un modèle de Hopfield

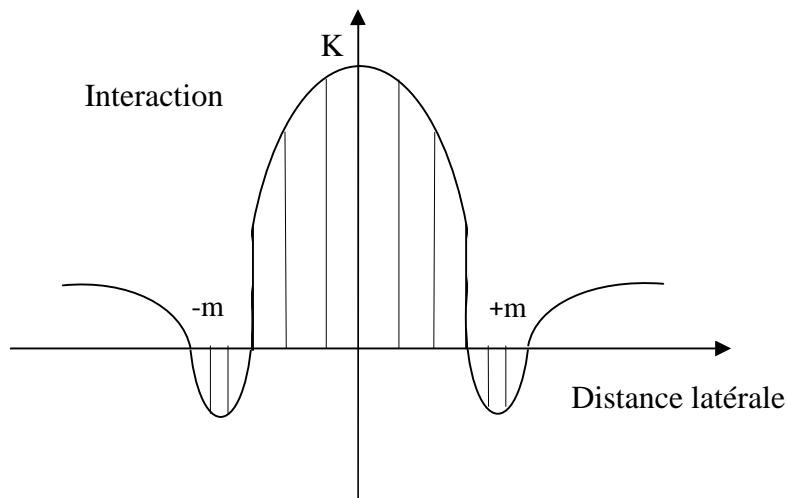
### III.6.3 Le modèle de Kohonen

Les réseaux du modèle de Kohonen sont utilisés pour réaliser des opérations de classification et de regroupement. Ils sont composés d'une seule couche appelée couche d'auto organisation figure (III.9). L'architecture tient compte des données extérieures des cellules d'entrée et des connexions internes.

Chaque neurone du réseau est connecté aux  $n$  composantes du vecteur d'entrée  $\mathbf{X}$ . Puis, les neurones propagent le signal vers les autres neurones du réseau. Kohonen a montré qu'il existe entre les neurones émetteurs et récepteurs un mécanisme d'interaction latérale qui dépend de la distance entre les neurones concernés. Cette dépendance est caractérisée par la fonction du "**chapeau mexicain**" figure (III.10) [Lar 05] .



**Figure (III.9) :** Exemple d'un modèle de Kohonen



**Figure (III.10) :** la fonction du "chapeau mexicain"

L'interprétation du comportement du réseau est la suivante :

- dans une zone latérale proche d'un neurone, les neurones qui lui sont connectés ont une action excitatrice,
- dans un voisinage plus lointain, l'action est inhibitrice,
- dans un voisinage encore plus lointain, l'action est négligeable.

La discrétisation de la fonction du "**chapeau mexicain**" va permettre de déterminer les poids des connexions internes entre les neurones (figure III.10).

Finalement, l'interaction latérale doit provoquer l'amas de neurones excités autour du neurone le plus active par le stimulus [Lar 05].

## III.7 Principe de fonctionnement des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones évoluent en deux phases :

1. Phase d'apprentissage.
2. Phase de reconnaissance.

### III.7.1 Phase d'apprentissage

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés.

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement.

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions [Kho 08].

L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Il est souvent impossible de décider à priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. A l'issue de l'apprentissage, les poids sont fixés : c'est alors la phase d'utilisation.

Certains modèles de réseaux sont improprement dénommés à apprentissage permanent. Dans ce cas il est vrai que l'apprentissage ne s'arrête jamais, cependant on peut toujours distinguer une phase d'apprentissage (en fait de remise à jour du comportement) et une phase d'utilisation. Cette technique permet de conserver au réseau un comportement adapté malgré les fluctuations dans les données d'entrées [Kho 08].

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit non supervisé ou supervisé.

#### III.7.1.1 Apprentissage non supervisé

##### III.7.1.1.1 Présentation

L'apprentissage modifie les connexions pour produire la sortie la plus consistante, mais il n'y a pas de sorties désirées comme dans l'apprentissage supervisé [Lar 05].

### III.7.1.1.2 Règles d'apprentissage de Hebb

L'apprentissage se fait par les algorithmes suivants :

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + O_i \cdot O_j \quad \text{ou} \quad w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + (O_i^t - O_i^{t-1})(O_j^t - O_j^{t-1}) \quad (\text{III.7})$$

### III.7.1.1.3 Règles d'apprentissage compétitif

L'apprentissage s'effectue par coopération et compétition entre les neurones, le poids des connexions évolue ainsi

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \eta \cdot (u_i - w_i^t) \quad (\text{III.8})$$

Avec :

- **Wi** : vecteur poids des neurones en sortie du neurone **j**
- **ui** : vecteur d'entrée du neurone **i**
- **η** : vitesse d'apprentissage
- **t** : étape d'apprentissage

Ce genre d'apprentissage aboutit souvent à la stabilité et la convergence du réseau.

## III.7.1.2 Apprentissage supervisé

### III.7.1.2.1 Présentation

L'apprentissage supervisé consiste à modifier les paramètres du réseau de façon à ce que les réponses de ce dernier soient des réponses attendues. On présente une entrée et on compare la sortie obtenue à la sortie désirée puis on ajuste les poids des connexions pour minimiser la différence.

### III.7.1.2.2 Apprentissage dans le perceptron

L'apprentissage du Perceptron de Rosenblatt est un apprentissage supervisé qui se fait par correction d'erreur. Il consiste à présenter au réseau une série d'exemples à apprendre, puis à minimiser l'erreur entre la sortie désirée **S** et la sortie effectivement obtenue **Y** [Lar 05].

L'algorithme est le suivant :

- Présenter au réseau un exemple (**E**, **S**)



- Calculer la sortie obtenue:

$$y_j = \sum_i u_i w_{ij} \quad (\text{III.9})$$

- Pour chaque neurone, calculer:

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + (S_j - Y_j) \quad (\text{III.10})$$

Avec :

- **w<sub>ij</sub>** : poids de la connexion entre le neurone i et le neurone j
- **S<sub>j</sub>** : sortie désirée pour le neurone j
- **Y<sub>j</sub>** : sortie obtenue pour le neurone j
- **η** : coefficient représentant la vitesse d'apprentissage
- **t** : temps

### III.7.1.2.3 Apprentissage de Widrow-Hoff

Cet apprentissage est une extension du modèle du Perceptron a sorties binaires a des sortie Réelles [Lar 05].

L'algorithme est le suivant :

- Affecter des valeurs aléatoires aux connexions du réseau.
- Présenter un vecteur d'entrée X ( $u_1, \dots, u_n$ ).
- Calculer les sorties :

$$S_j = \sum_i u_i w_{ij} \quad (\text{III.11})$$

- Calculer l'erreur de chaque neurone :

$$\varepsilon_j = Y_j - S_j \quad (\text{III.12})$$

- Modifier le poids des neurones :

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \eta \cdot u_i \cdot \varepsilon_j \quad (\text{III.13})$$

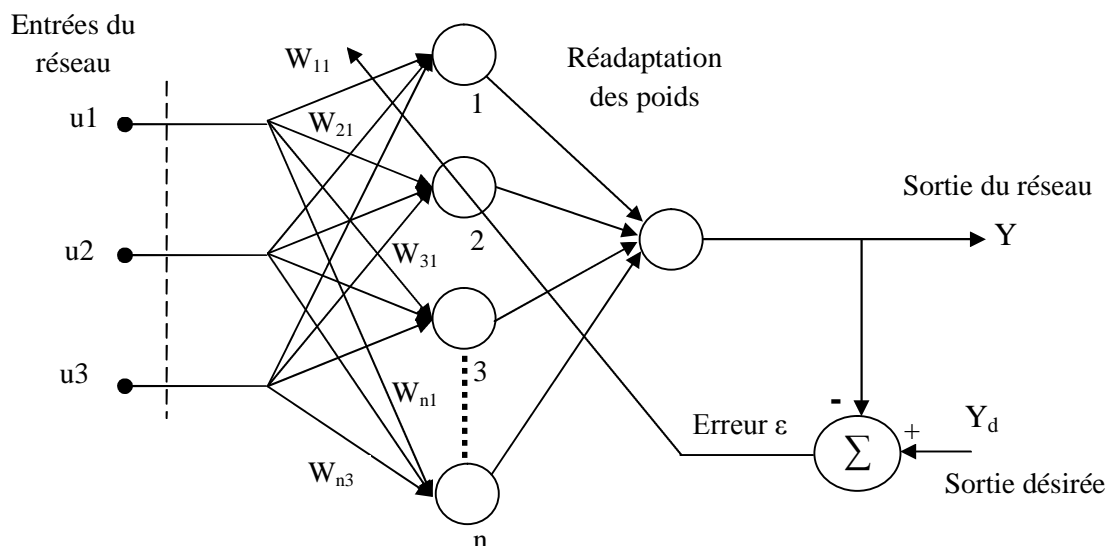
Avec :

- $w_{ij}$  : poids de la connexion entre le neurone  $i$  et le neurone  $j$
- $S_j$  : sortie désirée pour le neurone  $j$
- $Y_j$  : sortie obtenue pour le neurone  $j$
- $\eta$  : coefficient représentant la vitesse d'apprentissage

#### III.7.1.2.4 Apprentissage par retropropagation

L'apprentissage par retropropagation est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff. Le principe est de rétropropager l'erreur commise en sortie vers les couches internes du réseau.

C'est Werbos qui, en 1972, est le premier mis en oeuvre cet algorithme avec notamment son fondement mathématique. Il avait appelé cette méthode « The Dynamic Algorithm Feed back ». En 1986, un groupe de chercheurs de l'université de Stanford aux états unis, Rumelhart, Hilton et Williams, l'ont développé et l'ont complémentent adapté aux réseaux multicouches. Cet algorithme a été publié dans leur ouvrage sur les processus distribués parallèles « Parallel Distributed Processing ». Ils ont appelé la méthode « Back-propagation » en référence à l'erreur qui se « rétro-propage » à travers les couches du réseau figure (IV.6) [Kho 08].



**Figure (III.11) :** Principe de l'entraînement du réseau par rétro-propagation de l'erreur.

### III.7.1.2.5 Règle de delta généralisée pour la rétro-propagation

Nous considérons les réseaux multicouches « feed-forwards » où les neurones d'entrées sont dans la première couche et les neurones de sortie constituent la dernière couche. Entre ces deux couches, il peut y avoir une ou plusieurs couches cachées dont chacune reçoit ses signaux de la couche précédente pour envoyer son signal à la couche qui vient juste après. Le signal est propagé jusqu'à la sortie du réseau pour déterminer la réponse correspondante.

L'algorithme de la rétropropagation évalue la descente de plus grande pente sur une surface dans l'espace des poids dont la hauteur en chaque point est égale à la mesure d'erreur [Ima 05].

Dans le but de développer l'algorithme, soit  $E(K)$  la mesure de l'erreur sur le  $kE^{\text{ème}}$  exemple entrée/sortie :

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_j (Y_{dj}(k) - Y_j(k))^2 \quad (\text{III.14})$$

et soit la mesure de l'erreur totale sur les exemples :

$$E = \sum_k E(k) \quad (\text{III.15})$$

On définit la somme pondérée du neurone  $j$  de la couche sortie par:

$$S_j = \sum_k w_{ji} Y_i(k) \quad (\text{III.16})$$

La sortie du neurone  $j$  de la couche de sortie est alors :

$$Y_j(k) = f_j(S_j(k)) \quad (\text{III.17})$$

La fonction  $f_j$  est une fonction sigmoïde, qui est croissante et différentiable.

Pour obtenir une généralisation correcte de la règle du delta, le poids  $w_{ji}$  est modifié tel que :

$$\Delta w_{ji}(k) = \alpha \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}} \quad (\text{III.18})$$

On peut écrire:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E(k)}{\partial S_j(k)} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (\text{III.19})$$

A partir de (III.16), le second facteur peut être développé comme suit:

$$\frac{\partial S_j(k)}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \left( \sum_l w_{jl} Y_l(k) \right) = Y_j(k) \quad (\text{III.20})$$

On définit  $\delta_j(k)$  comme étant :

$$\delta_j(k) = -\frac{\partial E(k)}{\partial S_j(k)} \quad (\text{III.21})$$

Par conséquent la relation (III.19) peut encore s'écrire sous la forme :

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E(k)}{\partial S_j(k)} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (\text{III.22})$$

Ceci signifie que pour appliquer la descente du gradient en  $E(k)$ , nous devons effectuer un changement des poids selon :

$$\Delta w_{ji}(k) = \eta \delta_j(k) Y_j(k) \quad (\text{III.23})$$

Comme pour la règle standard des deltas. Il est important de noter qu'il y a un simple calcul récursif des termes  $\delta$  qui peut être implémenté, en propageant dans le sens inverse du signal d'erreur à travers le réseau :

Pour calculer l'expression (III.21), la règle de la chaîne est appliquée :

$$\delta_j(k) = \frac{\partial E(k)}{\partial S_j(k)} = -\frac{\partial E(k)}{\partial Y_j(k)} \cdot \frac{\partial Y_j(k)}{\partial S_j(k)} \quad (\text{III.24})$$

De la relation (III.17), il devient :

$$\frac{\partial Y_j(k)}{\partial S_j(k)} = f'_j(S_j(k)) \quad (\text{III.25})$$

qui est simplement la dérivée de la fonction  $f'$  du neurone  $j$ , évaluée pour l'entrée pondérée  $S_j(k)$  de ce neurone.

Pour calculer le premier terme de la relation (III.24), on distingue deux cas.

- En premier lieu, nous supposons que le neurone  $j$  est un neurone de la couche de sortie.

Dans ce cas, il s'en suit de la définition de  $E(k)$  que :

$$\frac{\partial E(k)}{\partial Y_j(k)} = -(Y_{dj}(k) - Y_j(k)) \quad (\text{III.26})$$

En substituant dans (III.24), les deux termes par leurs expressions correspondantes, il vient pour tout neurone  $j$  de la couche de sortie.

$$\delta_j(k) = (Y_{dj} - Y_j) \cdot f'_j(S_j(k)) \quad (\text{III.27})$$

- Dans le cas où le neurone  $j$  n'appartient pas à la couche de sortie, la règle de chaîne est utilisée pour écrire :

$$\sum_I \frac{\partial E(k)}{\partial S_1(k)} \cdot \frac{\partial S_1(k)}{\partial Y_j(k)} = \sum_I \frac{\partial E(k)}{\partial S_1(k)} \cdot \frac{\partial}{\partial Y_j(k)} \sum_i w_{li} Y_i(k) = \sum_I \frac{\partial E(k)}{\partial S_1(k)} w_{lj} = - \sum_I \delta_1(k) w_{lj} \quad (\text{III.28})$$

Dans ce cas, en substituant les deux termes dans (III.24), il vient :

$$\delta_j(k) = f'_j(S_j(k)) \sum_I \delta_1(k) w_{lj} \quad (\text{III.29})$$

Les relations (III.27) et (III.29) donnent une procédure récursive pour calculer les  $\delta$  pour tous les neurones du réseau, les quelles sont utilisées pour déterminer les variations des poids du réseau suivant la relation (III.23). Cette procédure constitue la règle générale de delta, pour un réseau « feed-forward » .

### III.7.1.2.6 Algorithme de rétropropagation « backpropagation »

Cette section décrit l'algorithme d'apprentissage par la rétro-propagation La figure (III.12) représente l'organigramme de l'apprentissage par « back-propagation » [Ima 05].

- **Etape1** : Initialisation des poids et des biais : fixer tous les poids et les biais à des valeurs aléatoires.

- **Etape 2 :** Présenter l'entrée du réseau et la sortie désirée : présenter les valeurs du vecteur d'entrée et spécifier les sorties désirées. L'entrée pourrait être nouvelle pour chaque essai, ou des échantillons provenant d'un ensemble d'exemples qui pourraient être présentés cycliquement jusqu'à la l'adaptation des poids.
- **Etape 3 :** Calcule des sorties actuelles : les entrées sont propagées dans le réseau jusqu'à la sortie.
- **Etape 4 :** Adaptation des poids : En utilisant l'algorithme récursif il faut commencer à partir des neurones de sortie, puis procéder de proche en proche dans le sens de la rétro-propagation pour atteindre la première couche cachée. Ajuster les poids tel que :

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (\text{III.30})$$

$$\Delta w_{ji}(k) = \eta \delta_j(k) Y_j(k) \quad (\text{III.31})$$

Dans cette relation :

- $w_{ji}(t)$  est le poids,
- $\eta$  est un terme de gain appelé taux d'apprentissage,
- $\delta_j(k)$  est le terme d'erreur pour le neurone  $j$

- Si le neurone  $j$  est un neurone de sortie, par conséquent  $\delta_j(k)$  peut être calculé par (III.27) :

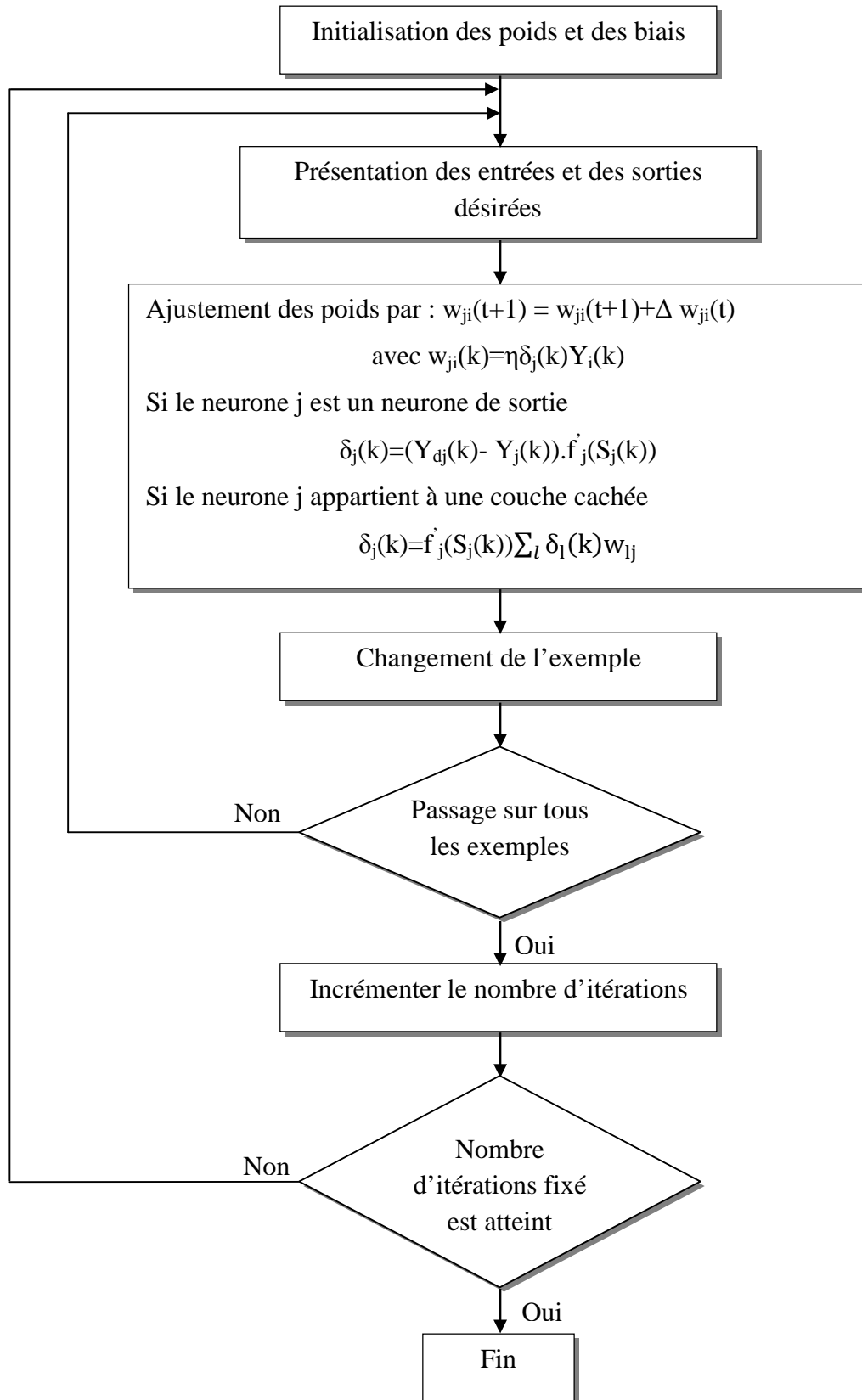
$$\delta_j(k) = (Y_{dj}(k) - Y_j(k)) \cdot f'_j(S_j(k)) \quad (\text{III.32})$$

- Si le neurone  $j$  appartient à une couche cachée, par conséquent  $\delta_j(k)$  peut être calculé par (III.29) :

$$\delta_j(k) = f'_j(S_j(k)) \sum_l \delta_l(k) w_{lj} \quad (\text{III.33})$$

Les biais sont adaptés de la même manière en supposant qu'ils sont des poids relatifs à des entrées auxiliaires à valeur constante.

La convergence peut être rapide si un terme de momentum est ajouté pour que le changement des poids devient sans discontinuité.



**Figure (III.12) :** Organigramme de la retropropagation

Ces expressions sont utilisées pour un seul exemple d'apprentissage. En fait, pour l'apprentissage itératif plusieurs signaux d'entrée et plusieurs exemples sont donnés. Si l'erreur devient petite et l'apprentissage a réussi, une sortie correcte peut être obtenue pour l'exemple appris. De plus, sur l'exemple non appris et proche de l'exemple appris, une bonne réponse peut être obtenue grâce à la capacité de généralisation de cet algorithme. Cependant, la réussite de l'apprentissage n'est pas toujours garantie et la convergence peut être lente ou l'apprentissage peut être coincé dans un minimum local [Ima 05].

Cet algorithme a offert aux réseaux multicouches les caractéristiques suivantes :

- Approximation universelle (classifieur universel)
- Rapidité d'exécution,
- Robustesse des solutions, résistance au bruit des entrées,
- Facilité de développement,

C'est au fait cet algorithme qui a permis aux réseaux de neurones multicouches d'émerger après s'être éclipsés pendant une bonne période

### **III.7.2 Phase de reconnaissance**

C'est la phase d'exécution, elle est entamée après l'apprentissage de tout les exemples, c'est-à-dire après avoir optimiser les poids synaptique des connexions.

C'est dans cette phase qu'on la teste réponse du réseau pour exemples non appris. Dans cette phase l'utilisateur n'a qu'introduire le vecteur d'entrée et interprète le vecteur de sortie [Kho 08].

### **III.8 Mise en œuvre des réseaux neuronaux**

Nous allons suivre une démarche reprise par Wierenga et Kluytmans (1994) qui est composée de quatre étapes principales [Ena 02] :

- **Etape 1 : fixer le nombre de couches cachées**

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, l'analyste doit décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation ; avec une couche cachée, il est capable, avec un nombre suffisant de neurones, d'approximer toute fonction continue (Hornik, 1991). Une seconde couche cachée prend en compte les discontinuités éventuelles.

- **Etape 2 : déterminer le nombre de neurones par couches cachées**



Chaque neurone supplémentaire permet de prendre en compte des profils spécifiques des neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux coller aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Ici non plus il n'existe pas de règle générale mais des règles empiriques. La taille de la couche cachée doit être :

- Soit égale à celle de la couche d'entrée.
- Soit égale à 75% de celle-ci.
- Soit égale à la racine carrée du produit des nombres dans la couche d'entrée et de sortie.

Notons que le dernier choix réduit le nombre de degrés de liberté laissés au réseau, et donc la capacité d'adaptation sur l'échantillon d'apprentissage, au profit d'une plus grande stabilité.

Une voie de recherche ultérieure consisterait soit à procéder à l'estimation d'un réseau comportant de nombreux neurones puis à le simplifier par l'analyse des multicolinéarités ou par une règle d'apprentissage éliminant les neurones inutiles ; soit à définir une architecture tenant compte de la structure des variables identifiée au préalable par une analyse en composantes principales.

- **Etape 3 : choisir la fonction d'activation**

Nous considérerons la fonction logistique pour le passage de la couche d'entrée à la couche cachée. Le passage de cette dernière à la couche de sortie sera soit linéaire, soit sigmoïde (logistique) selon nos types de variables.

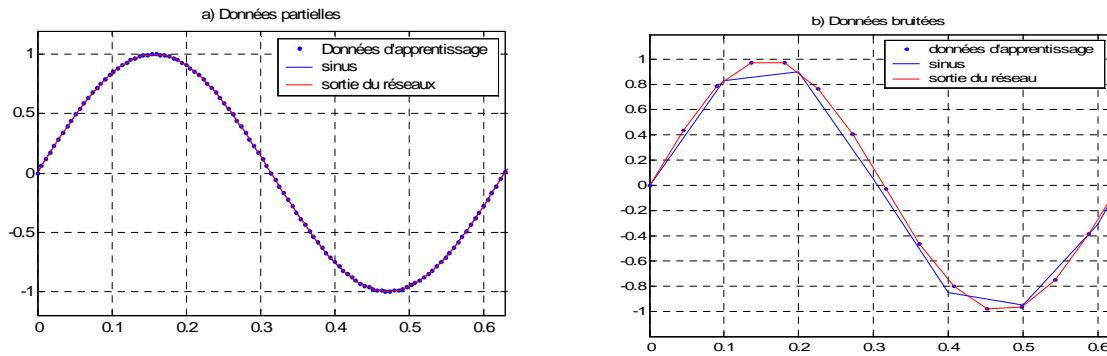
- **Etape 4 : choisir l'apprentissage**

L'apprentissage par rétropropagation nécessite la détermination du paramètre d'ajustement des poids synaptiques à chaque itération.

La détermination du critère d'arrêt est aussi cruciale dans la mesure où la convergence peut passer par des minima locaux.

### **III.8.1 Qualité des données d'apprentissage**

Les données d'apprentissage doivent représenter les plus fidèlement possible la situation que, nous voulons apprendre. Les bruits ou des données partielles nuisent considérablement à l'apprentissage. Par exemple, la figure (III.13) montre les résultats obtenus dans l'apprentissage d'une fonction sinusoïdale avec des données partielles ou avec des données bruitées [Ena 02].



**Figure (III.13) :** Résultats d'un apprentissage d'un sinus

### III.8.2 Valeurs initiales des paramètres du réseau de neurones.

La vitesse de convergence de l'algorithme d'apprentissage dépend en grande partie de la proximité du vecteur de paramètres optimum et du vecteur des paramètres initial. De plus, il se peut que l'algorithme converge vers un optimum local au lieu de l'optimum global et par conséquent, trouve un jeu de paramètres qui n'est pas le meilleur possible il faut beaucoup plus d'itérations pour obtenir le résultat désiré.

Le choix des valeurs initiales peut être réalisé de deux manières:

- De manière totalement aléatoire.
- En utilisant un modèle ou une connaissance a priori sous forme d'une équation récurrente, pour initialiser les paramètres du réseau de neurones.

## III.9 Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones

### III.9.1 Avantages des réseaux de neurones

- Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe ;
- Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par "rétropropagation des erreurs". L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique ;
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données ;
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en mathématiques, informatique statistique requise ;
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données ;
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multivariées.

### III.9.2 Inconvénients des réseaux de neurones

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s) ;
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence ;
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boîtes noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur.

### III.10 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les principes de base des réseaux de neurones inspiré de l'étude du cerveau humain, dont il s'est développé depuis des modèles plus complexes grâce à l'évolution de la neurobiologie et à l'utilisation d'outils théoriques plus puissants comme l'algorithme de rétropropagation.

Les réseaux de neurones peuvent s'appliquer dans la plupart des cas à tous les systèmes de reconnaissance et d'approximation de données, et en général dans tous les systèmes où l'apprentissage s'avère indispensable. En effet, nous avons vu que grâce à sa propriété d'apprentissage, un réseau de neurones peut changer son comportement d'après les résultats de son expérience passée.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons l'utilité des réseaux de neurones pour la commande d'un convertisseur matriciel triphasé.

## CHAPITRE IV:

# Commande Par Réseaux de Neurones D'un Convertisseur Matriciel

### IV.1 Introduction:

Les approches dites réseaux de neurones sont imposées dans un grand nombre de domaines (reconnaissance de forme, traitement du signal, robotique, . . .). Le secteur de l'électronique de puissance est également concerné par cette avancée. En effet, ces dernières années, l'activité scientifique liée aux applications de ces techniques dans la commande des systèmes électriques n'a cessé d'augmenter. Les solutions proposées dépassent les limitations des méthodes traditionnelles et apportent des possibilités nouvelles. Le choix d'utiliser tel ou tel type de réseau de neurones dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du processeur sur lequel ils s'exécutent.

Le convertisseur matriciel est devenu un axe de recherche important et plus attractif dans le domaine d'entraînement ou de génération à vitesse variable par exemple l'entraînement des machines électriques.

Dans ce chapitre (commande par réseaux de neurones d'un convertisseur matriciel triphasé), nous nous sommes limités aux réseaux de neurones de type perceptrons multicouches de type Feedforward avec l'algorithme de rétropropagation, et la base d'apprentissage qu'est élaborée à partir des résultats fournis par l'algorithme de Venturini et à l'algorithme de Roy (chapitre II).

Donc on utilise les caractéristiques des réseaux de neurones pour commander le convertisseur matriciel qui alimente la machine asynchrone.

### IV.2 Etapes de la conception d'un réseau de neurone

La conception de tous les réseaux de neurones artificiels (ANN) suit les étapes suivantes :

#### IV.2.1 Choix et préparation des échantillons

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. Comme dans les cas d'analyse des données,

cette étape est cruciale et va aider le concepteur à déterminer le type de réseau le plus approprié pour résoudre son problème.

La façon dont se présente l'échantillon conditionne :

Le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée, le nombre de cellules cachées le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation.

#### **IV.2.2 Elaboration de la structure du réseau de neurones**

Chaque réseau de neurones rempli une fonction bien définie dépendant de l'architecture choisie (le nombre de neurones dans chaque couche). Le problème est de trouver la fonction qui donne de meilleur résultat.

Les couches d'entrées et de sorties sont bien connus car elles sont imposées par le système, mais on ne sait pas dimensionner correctement le nombre de couche cachées et le nombre de neurones sur ces couches. Pour cela plusieurs essais ont été effectués afin de déterminer l'architecture optimale du réseau.

#### **IV.2.3 Validation et tests de généralisation**

Alors que les tests de généralisations concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones hors échantillon et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau calculé, il faut toujours procéder à des tests afin de vérifier que notre réseau réagit correctement. Il y a plusieurs méthodes pour effectuer une validation, dans le cas général, une partie de l'échantillon est simplement écarté de l'échantillon d'apprentissage et conservé pour les tests hors échantillon.

#### **IV.2.4 Apprentissage**

L'apprentissage supervisé consiste tout d'abord à calculer les poids optimaux des différentes connexions, en utilisant un échantillon. La méthode la plus utilisée est la rétropropagation :

On introduit des valeurs dans les cellules d'entrée et en fonction de l'erreur obtenue en sortie (la règle delta), on corrige les poids accordés aux pondérations. C'est un cycle qui est répété jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint.

### **IV.3 Application des réseaux de neurones a la commande d'un convertisseur**

L'objet de cette section qui traitera la commande d'un convertisseur matriciel triphasé par réseaux de neurones on se propose d'attaquer les neuf interrupteurs du

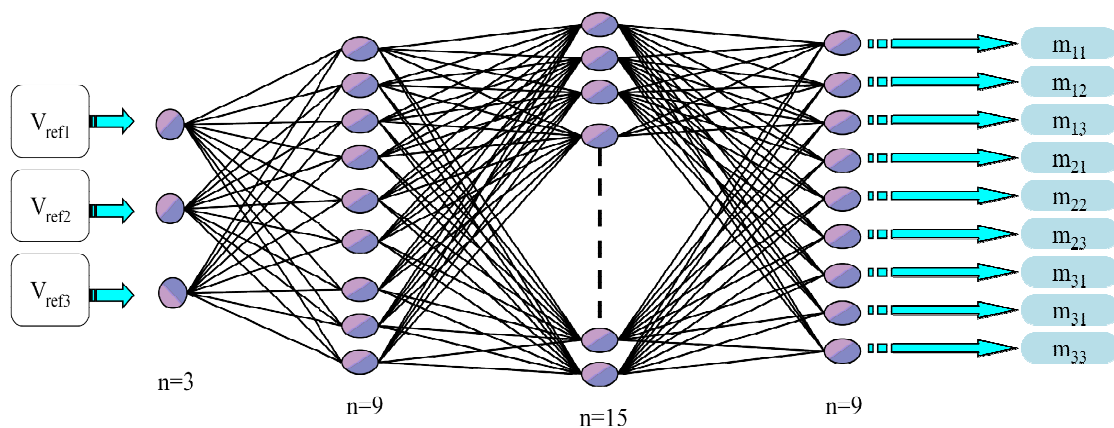
---

convertisseur par les réseaux neuronaux on remplace les fonctions de commutation  $m_{ij}$  « les rapports cycliques » fournis par les algorithmes de modulation par les fonctions de commutations fournis par notre modèle du réseau de neurone.

Le réseau possède une couche d'entrée de 3 neurones, une première couche cachée de 9 neurones et une deuxième couche cachée de 15 neurones, une couche de sortie à 9 neurones pour chaque fonction de commutation (figure IV.1).

Les fonctions d'activation sont comme suit :

- La fonction d'activation utilisée pour la première couche cachée est la fonction Sigmoidale (logsig) ;
- La fonction d'activation utilisée pour la deuxième couche cachée est la fonction tangente hyperbolique (tansig).
- La fonction d'activation utilisée pour la couche de sortie est la fonction Linéaire (purelin).



**Figure (IV.1) :** Architecture neuronal proposée pour la commande du convertisseur matriciel

Le nombre  $n$  représente le nombre de neurone dans chaque couche

Le choix de cette architecture (structure) à été réalisé par simulation sous l'environnement Matlab programmation.

Le réseau doit recevoir à son entrée les trois tensions de référence du convertisseur matriciel et La sortie de réseau doit fournir les fonctions de commutations  $m_{ij}$ .

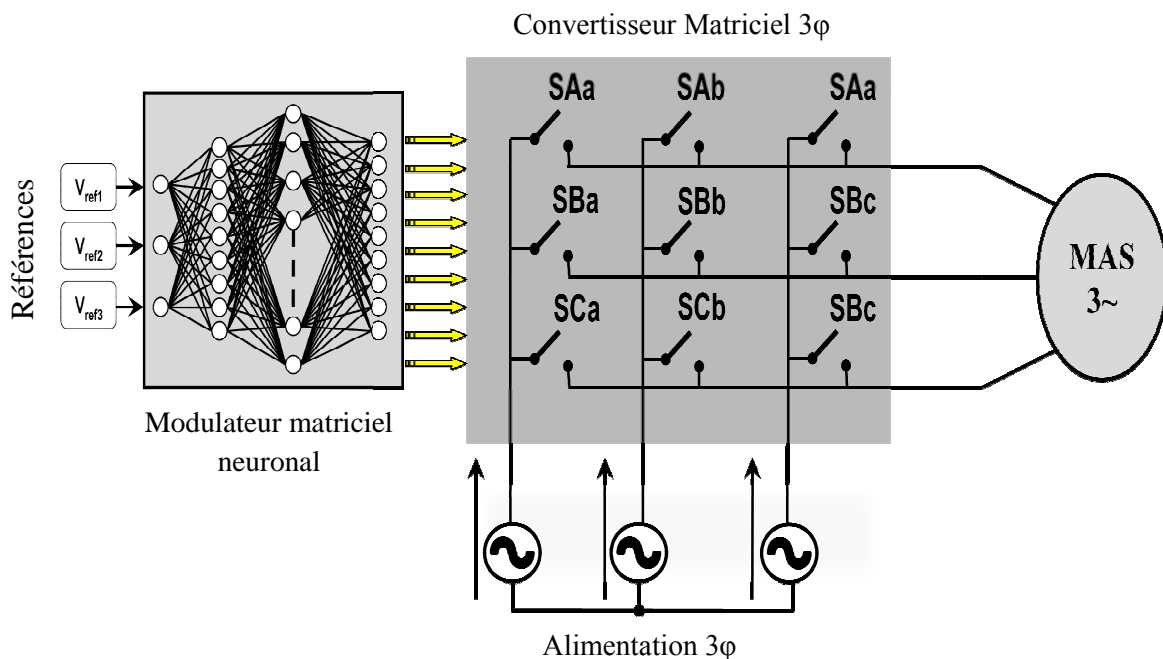
La base d'apprentissage est élaborée à partir des résultats fournis par l'algorithme de Venturini et l'algorithme de Roy et réalisée à l'aide de l'algorithme de rétropropagation du gradient, avec une initialisation des poids synaptiques et des biais aléatoires.

A la fin de la phase d'apprentissage, tous les paramètres sont adaptés, de telle manière que lorsque le réseau reçoit des valeurs actuelles des entrées, il fournira automatiquement les fonctions de commutations correspondant à l'entrée introduite et cela grâce aux poids synaptiques calculés lors de la phase d'apprentissage. Le réseau est donc prêt.

On note que cette procédure pour l'élaboration du réseau est valable pour tous les cas qui vont être étudiés.

#### IV.4 Commande d'un convertisseur matriciel par réseaux de neurones :

On représente le schéma de simulation de la topologie du convertisseur matriciel dans la (figure IV.2) qui sera la base de notre étude pour la stratégie de commande avec réseaux de neurones du convertisseur matriciel.



**Figure (IV.2) :** Topologie de simulation d'un convertisseur matriciel  
Avec réseaux de neurones

#### IV.5 Résultats de simulation des fonctions de commutations $m_{ij}$ :

##### IV.5.1 Résultats d'apprentissage à base de l'algorithme de Venturini :

Nous avons fait l'apprentissage pour différentes valeurs de la fréquence de sortie du convertisseur matriciel ( $f_o=25\text{Hz}$ ,  $f_o=50\text{Hz}$  et  $f_o=100\text{Hz}$ ).

Les figures suivantes montrent les différentes variations des fonctions de commutations obtenues par les réseaux de neurones et les obtenus par l'algorithme de Venturini.

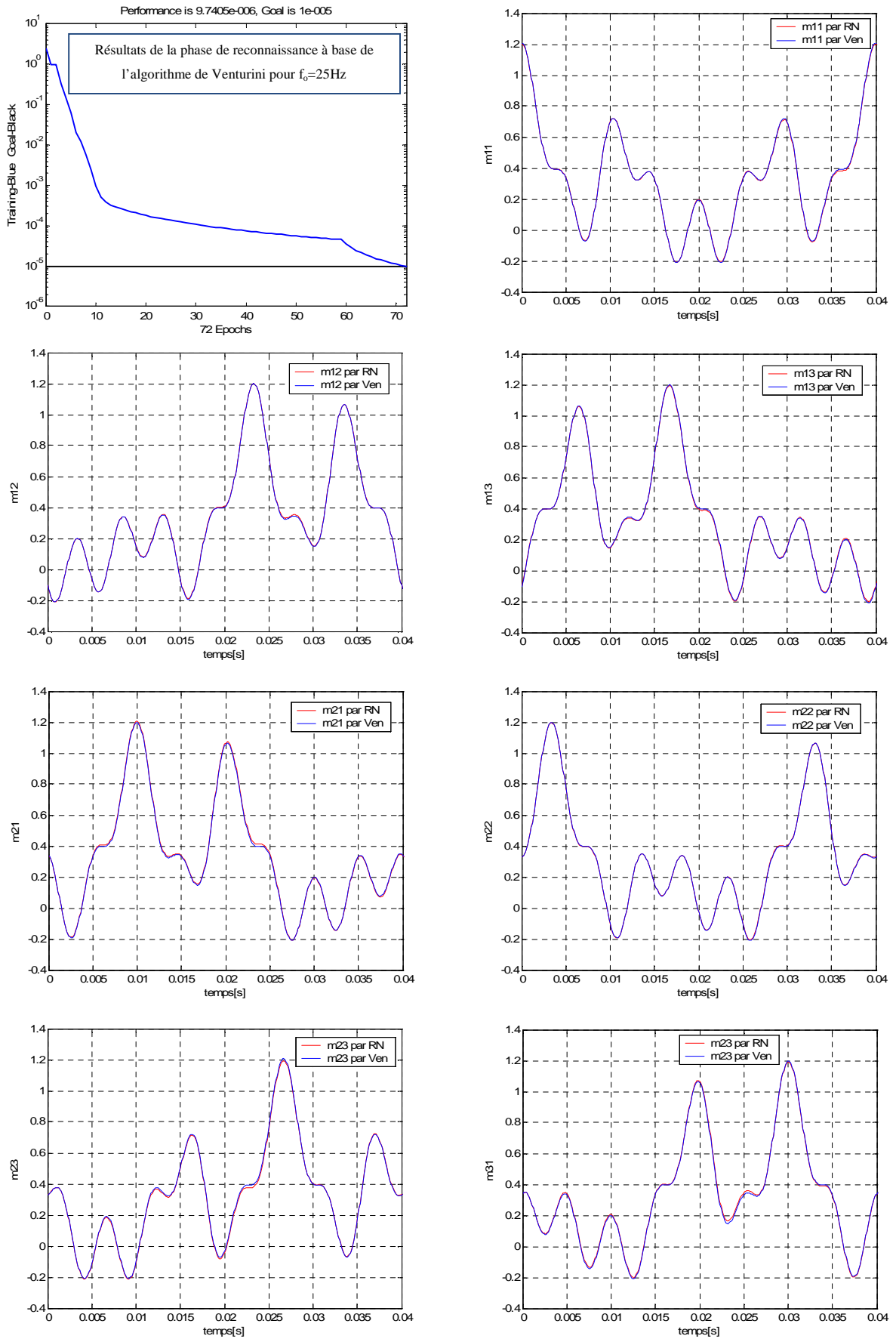


Figure (IV.3.a)



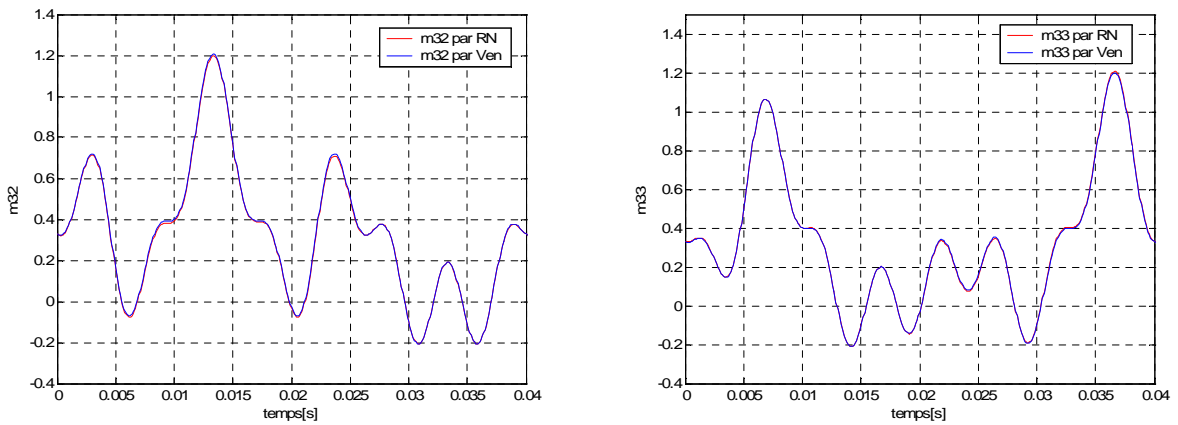


Figure (IV.3.b)

Figure (IV.3): Les variations des fonctions de commutation  $m_{ij}$  obtenues par les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Venturini Pour  $f_0=25\text{Hz}$

IV.5.1.1 Commentaires des résultats obtenus pour 25Hz

D'après les essais effectués sur des différentes structures, nous avons constaté que le choix le plus judicieux était de prendre la structure du réseau de neurone présenté dans (la figure IV.1). L'apprentissage est obtenu avec une erreur près de  $9.7405 \cdot 10^{-6}$  par rapport a l'erreur désirée  $10^{-5}$  et un nombre d'itération de 72 itérations, est le meilleur apprentissage par la structure proposée. D'après les figures (IV.3.a) et (IV.3.b) On remarque la comparaison entre les variations des fonctions de commutations obtenues par le réseau et les fonctions désirées (les fonctions de commutation fournis par l'algorithme de Venturini).

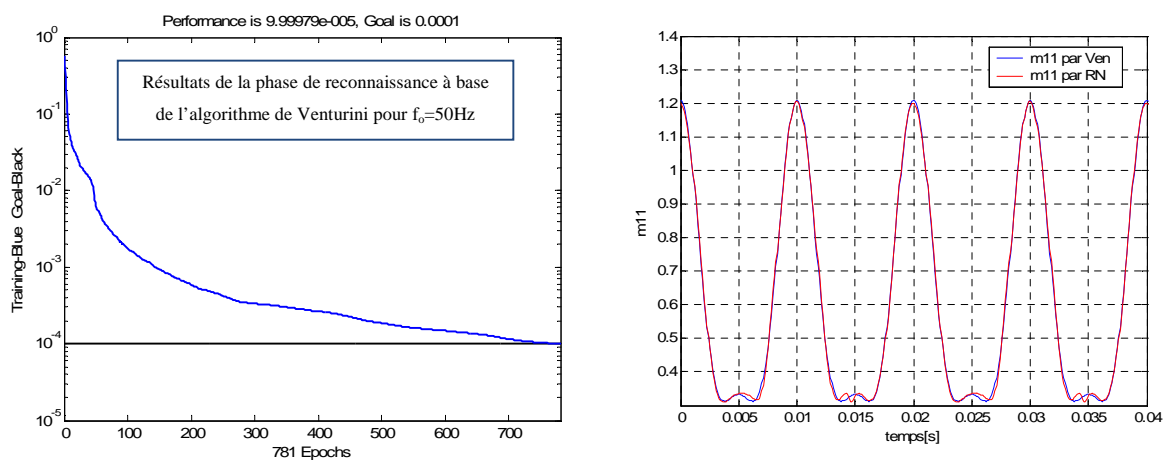


Figure (IV.4.a)

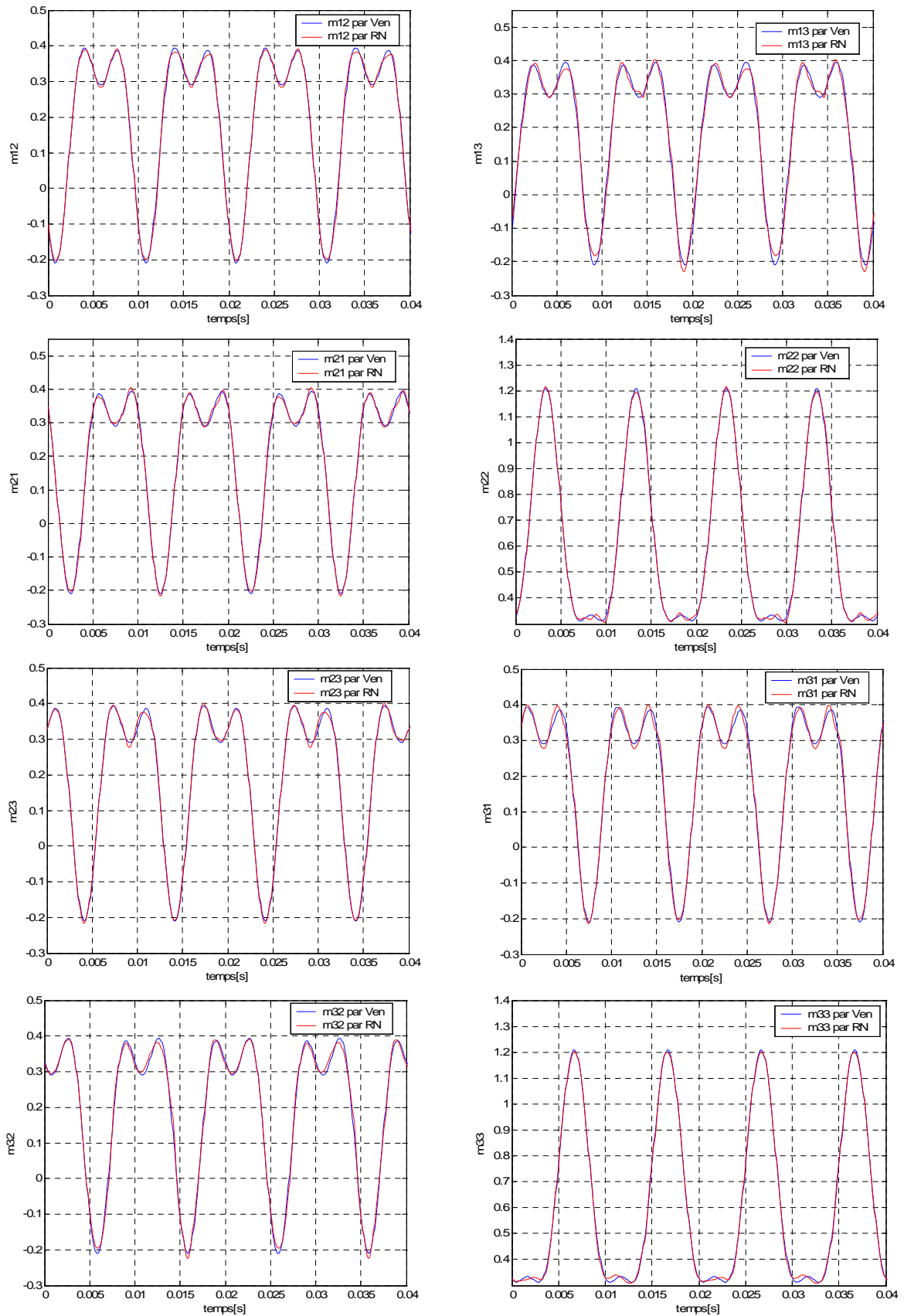


Figure (IV.4.b)

Figure (IV.4): Les variations des fonctions de commutation  $m_{ij}$  obtenues par les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Venturini Pour  $f_0=50\text{HZ}$

**IV.5.1.2 Commentaires des résultats obtenus pour 50Hz**

Pour la fréquence de sortie  $f_0=50\text{Hz}$ , L'apprentissage est obtenu avec une erreur près de  $9.9997 \cdot 10^{-5}$  par rapport à l'erreur désirée  $10^{-4}$  et un nombre d'itération de 781 itérations, est le meilleur apprentissage par la structure proposée.

On remarque la comparaison entre les variations des fonctions de commutation du convertisseur matriciel obtenus par le réseau et les fonctions désirées (les fonctions de commutation fournis par l'algorithme de Venturini).

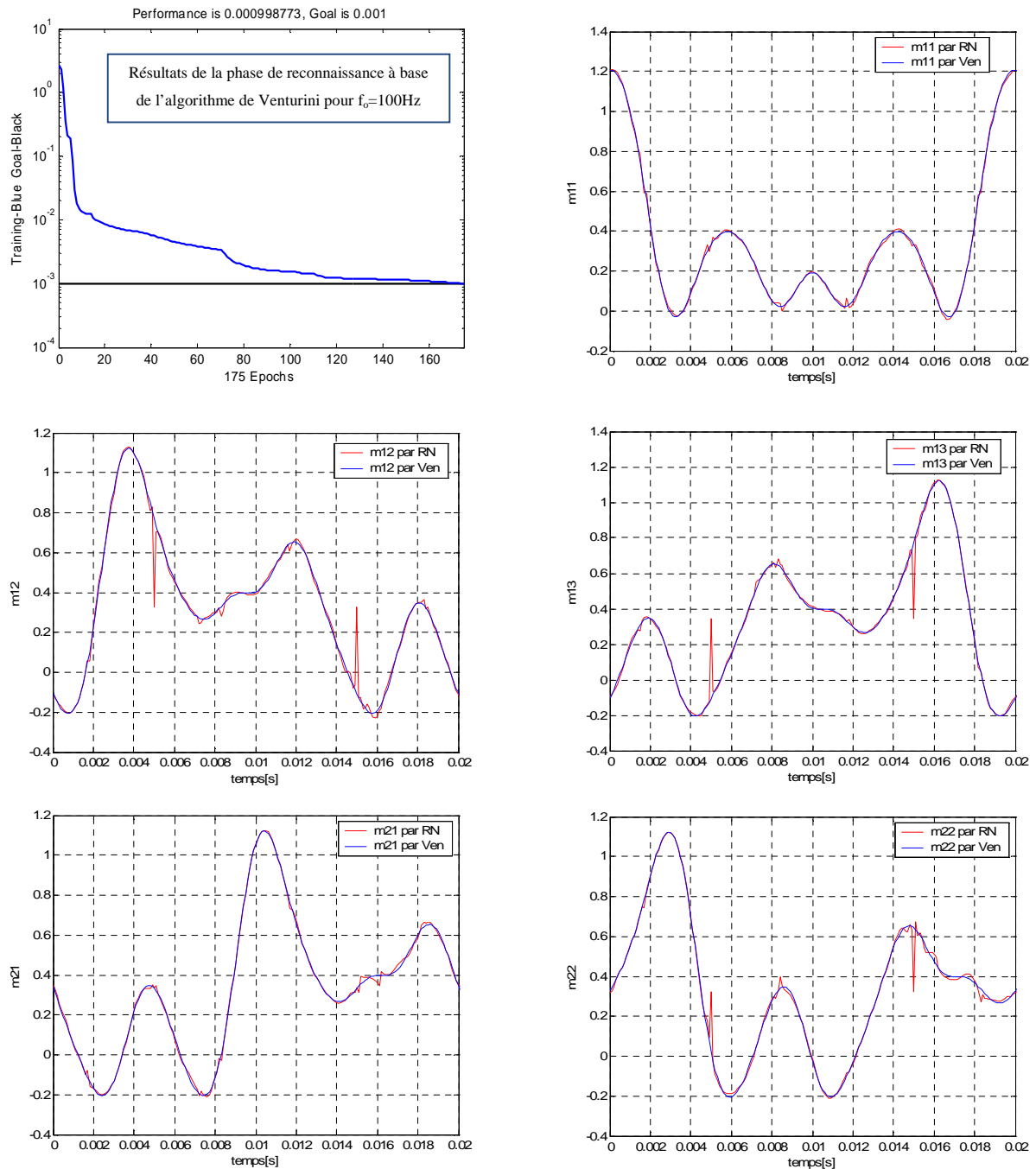


Figure (IV.5.a)

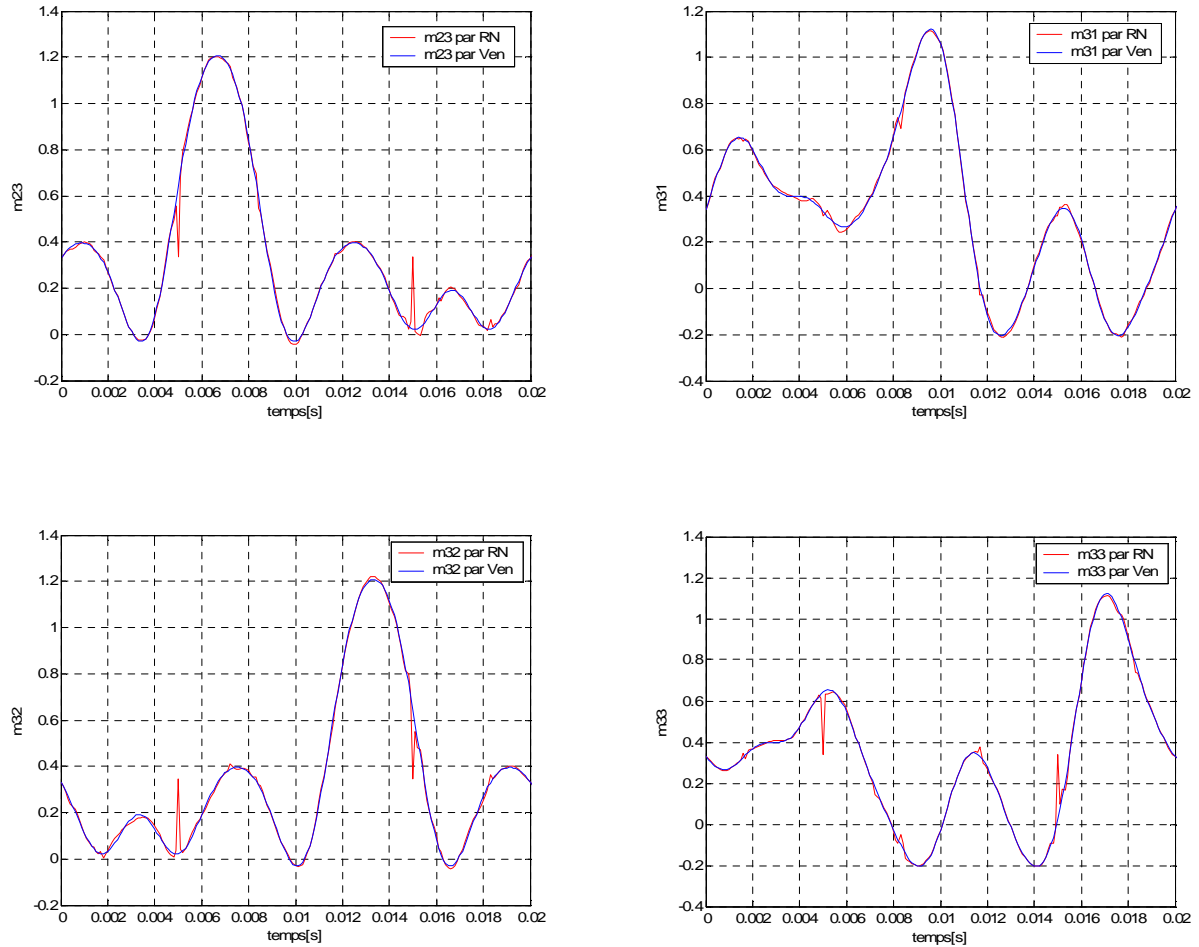


Figure (IV.5.b)

**Figure (IV.5):** Les variations des fonctions de commutation  $m_{ij}$  obtenues par les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Venturini Pour  $f_0=100\text{Hz}$

### IV.5.1.3 Commentaires des résultats obtenus pour 100Hz

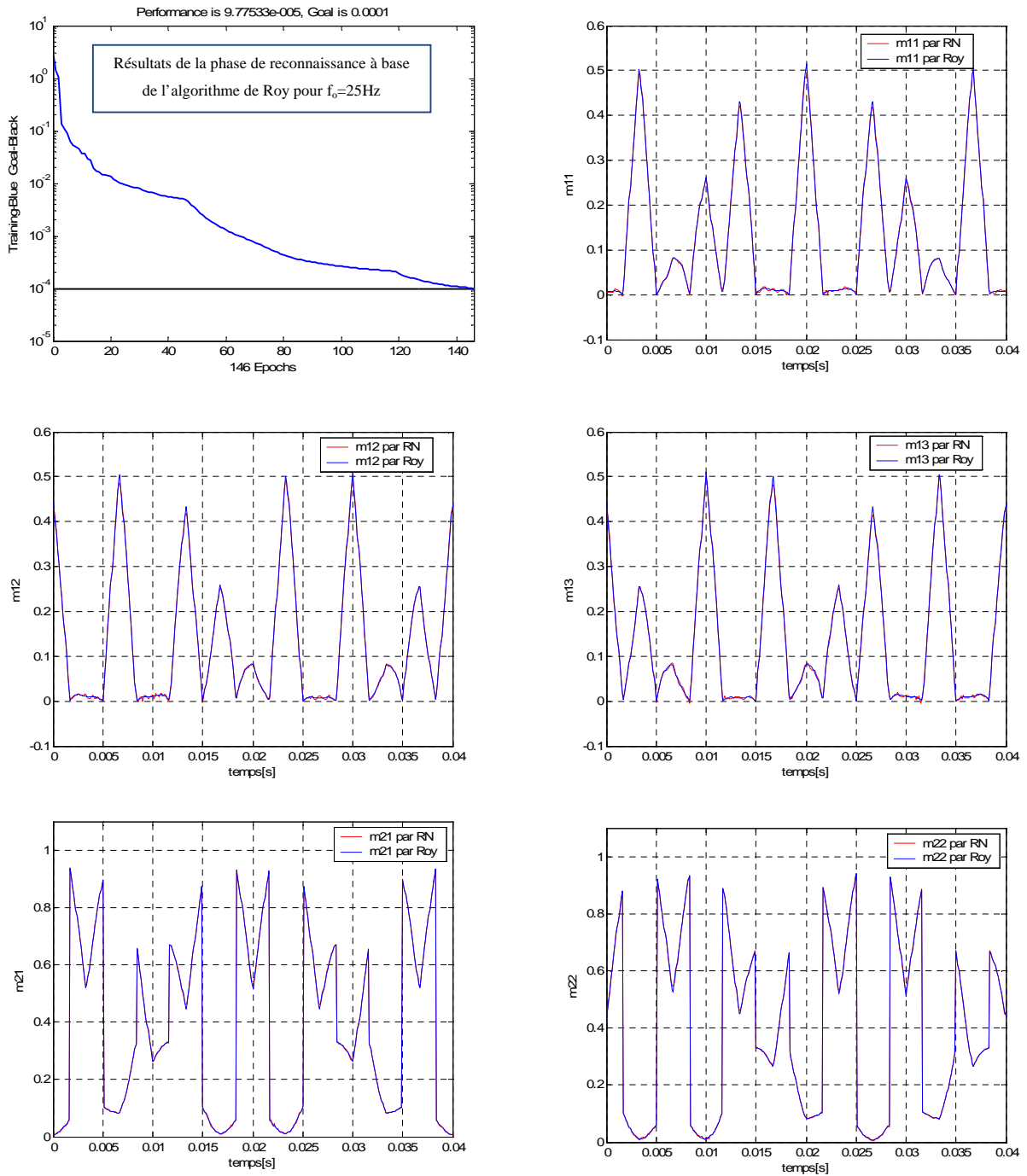
Pour la fréquence de sortie  $f_0=100\text{Hz}$ , L'apprentissage est obtenu avec une erreur près de  $9.9877 \cdot 10^{-4}$  par rapport à l'erreur désirée  $10^{-3}$  et un nombre d'itération de 175 itérations, est le meilleur apprentissage par la structure proposée.

On remarque la comparaison entre les variations des fonctions de commutations du convertisseur matriciel obtenues par le réseau et les fonctions désirées (les fonctions de commutation fournis par l'algorithme de Venturini).

**IV.5.2 Résultats d'apprentissage à base de l'algorithme de Roy :**

Nous avons fait l'apprentissage pour différentes valeurs de la fréquence de sortie du convertisseur matriciel ( $f_o=25\text{Hz}$ ,  $f_o=50\text{Hz}$  et  $f_o=100\text{Hz}$ )

Les figures suivantes montre les différentes variations des fonctions de commutations obtenues par les réseaux de neurones et les obtenus par l'algorithme de Roy.



**Figure (IV.6.a)**

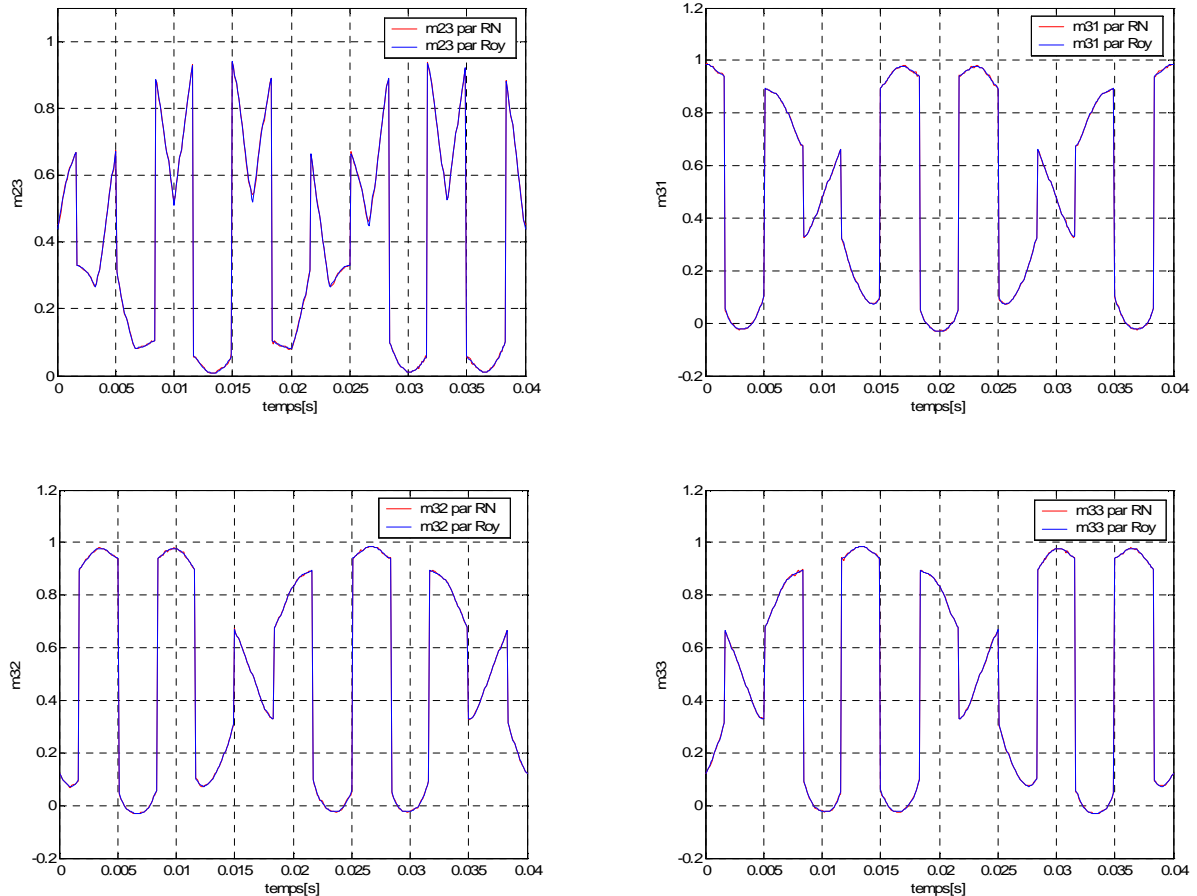


Figure (IV.6.a)

**Figure (IV.6):** Les variations des fonctions de commutation  $m_{ij}$  obtenues par les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Roy Pour  $f_0=25\text{HZ}$

#### IV.5.2.1 Commentaires des résultats obtenus pour 25Hz

D'après les essais effectués sur les différentes structures, nous avons constaté que le choix le plus judicieux était de prendre la structure du réseau de neurone présenté dans (la figure IV.1).

L'apprentissage est obtenu avec une erreur près de  $9.77533 \cdot 10^{-5}$  par rapport à l'erreur désirée  $10^{-4}$  et un nombre d'itération de 146 itérations, est le meilleur apprentissage par la structure proposée. On remarque la comparaison entre les variations des fonctions de commutations du convertisseur matriciel obtenus par le réseau et les fonctions désirées (les fonctions de commutation fournis par l'algorithme de Roy).

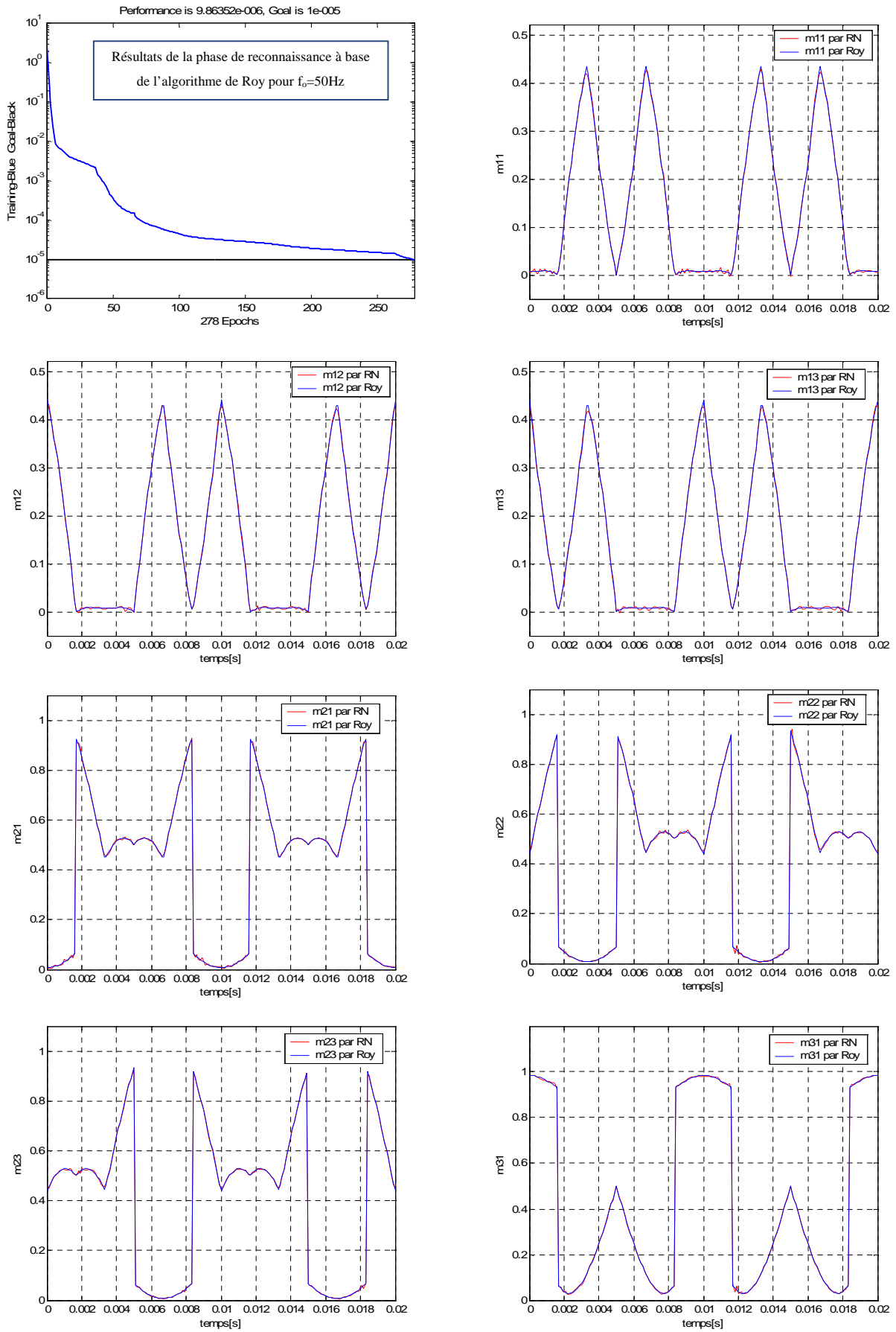


Figure (IV.7.a)

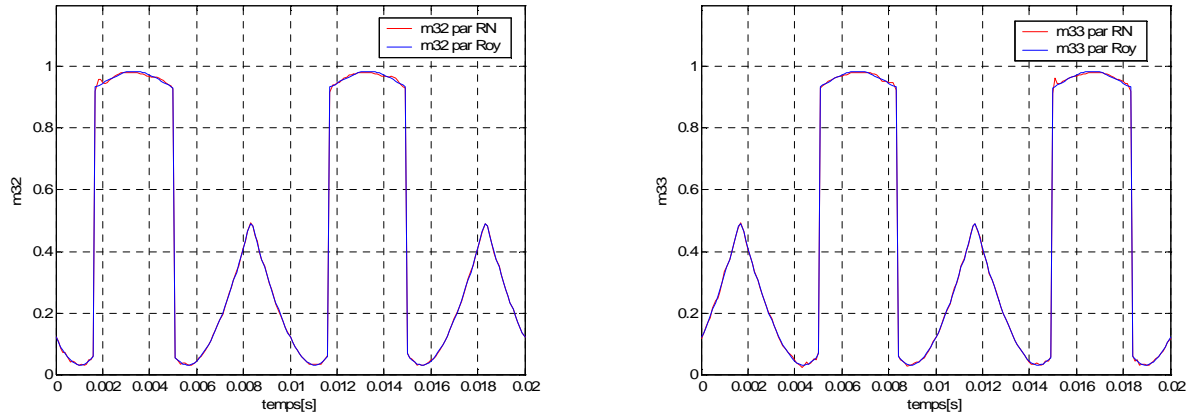


Figure (IV.7.b)

Figure (IV.7): les variations des fonctions de commutation  $m_{ij}$  obtenues par les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Roy Pour  $f_o=50\text{Hz}$

IV.5.2.2 Commentaires des résultats obtenus pour 50Hz

Pour la fréquence de sortie  $f_o=50\text{Hz}$ , L'apprentissage est obtenu avec une erreur près de  $9.86352 \cdot 10^{-6}$  par rapport a l'erreur désirée  $10^{-5}$  et un nombre d'itération de 278 itérations, est le meilleur apprentissage par la structure proposée.

On remarque la comparaison entre les variations des fonctions de commutations du convertisseur matriciel obtenus par le réseau et les fonctions désirées (les fonctions de commutation fournis par l'algorithme de Roy).

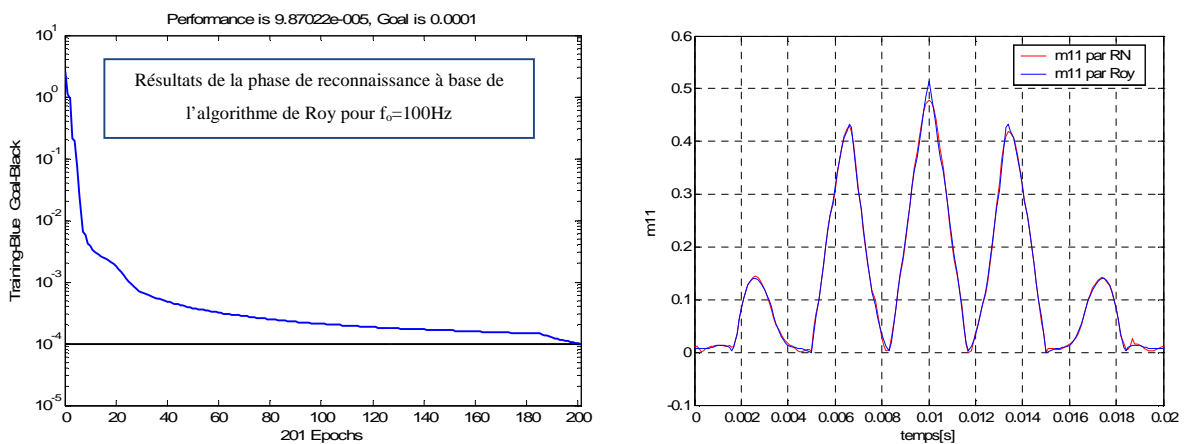


Figure (IV.8.a)



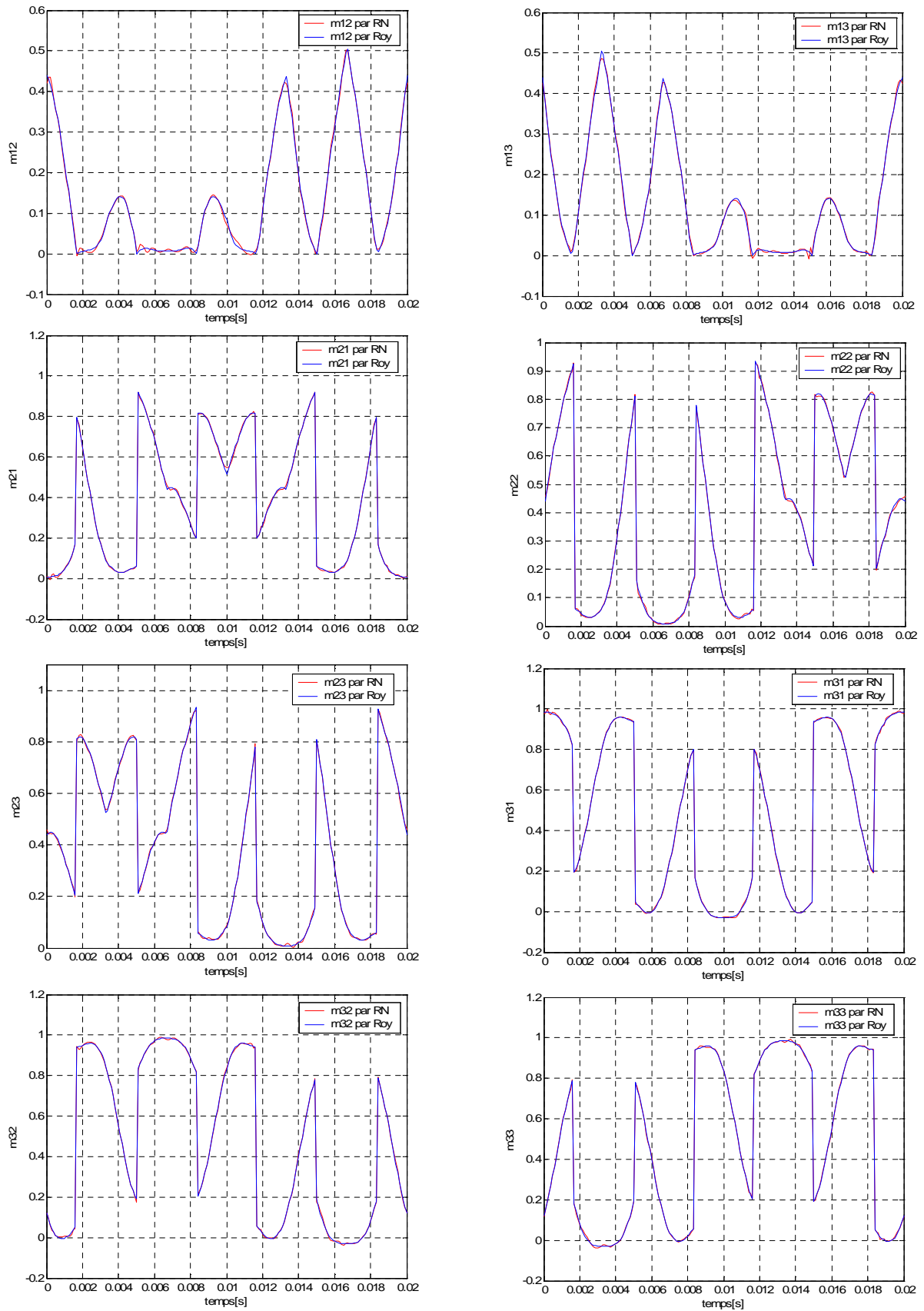


Figure (IV.8.b)

Figure (IV.8): les variation des fonctions de commutation  $m_{ij}$  obtenu par les réseaux de neurones et les fonctions désirées par Roy Pour  $f_0=100\text{Hz}$

### IV.5.2.3 Commentaires des résultats obtenus pour 100Hz

Pour la fréquence de sortie  $f_0=100\text{Hz}$ , L'apprentissage est obtenu avec une erreur près de  $9.87022 \cdot 10^{-5}$  par rapport à l'erreur désirée  $10^{-4}$  et un nombre d'itération de 201 itérations, est le meilleur apprentissage par la structure proposée.

On remarque la comparaison entre les variations des fonctions de commutations du convertisseur matriciel obtenus par le réseau et les fonctions désirées (les fonctions de commutation fournis par l'algorithme de Roy).

## IV.6 Résultats de simulation d'un MC commandé par RN

### IV.6.1 Etude des performances de l'association MC– charge RL

Une étude par simulation numérique de l'association MC–Charge RL sous l'environnement Matlab a été réalisée avec les paramètres suivants:

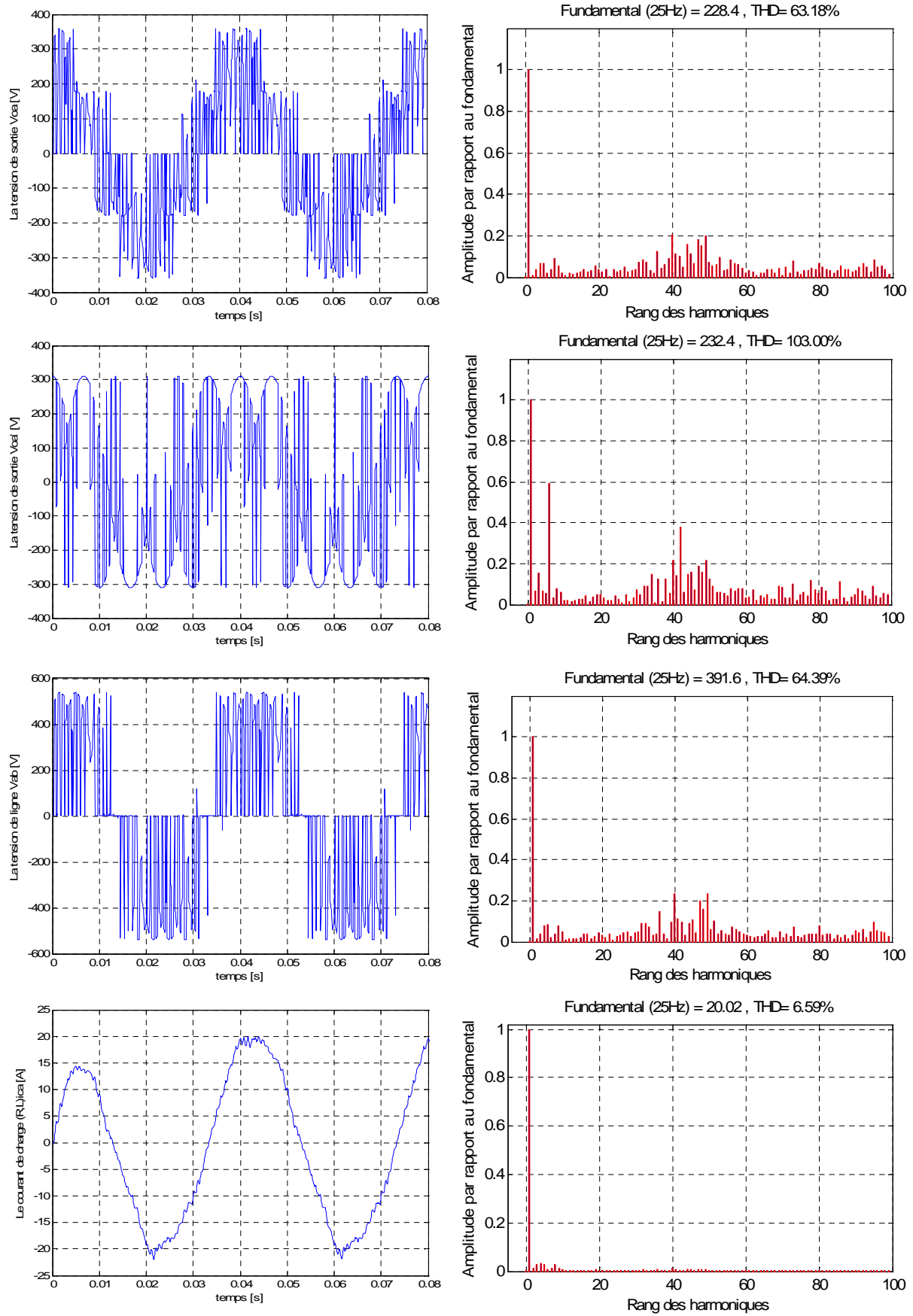
Résistance et inductance valent respectivement  $10\Omega$ ,  $35\text{mH}$ , fréquence de commutation  $f_c=1\text{ kHz}$  ; pas de simulation de  $0.01\text{ ms}$ .

Pour différentes valeurs de la fréquence de sortie du convertisseur matriciel ( $f_0=25\text{Hz}$ ,  $f_0=50\text{Hz}$  et  $f_0=100\text{Hz}$ ) on simule les grandeurs suivantes :

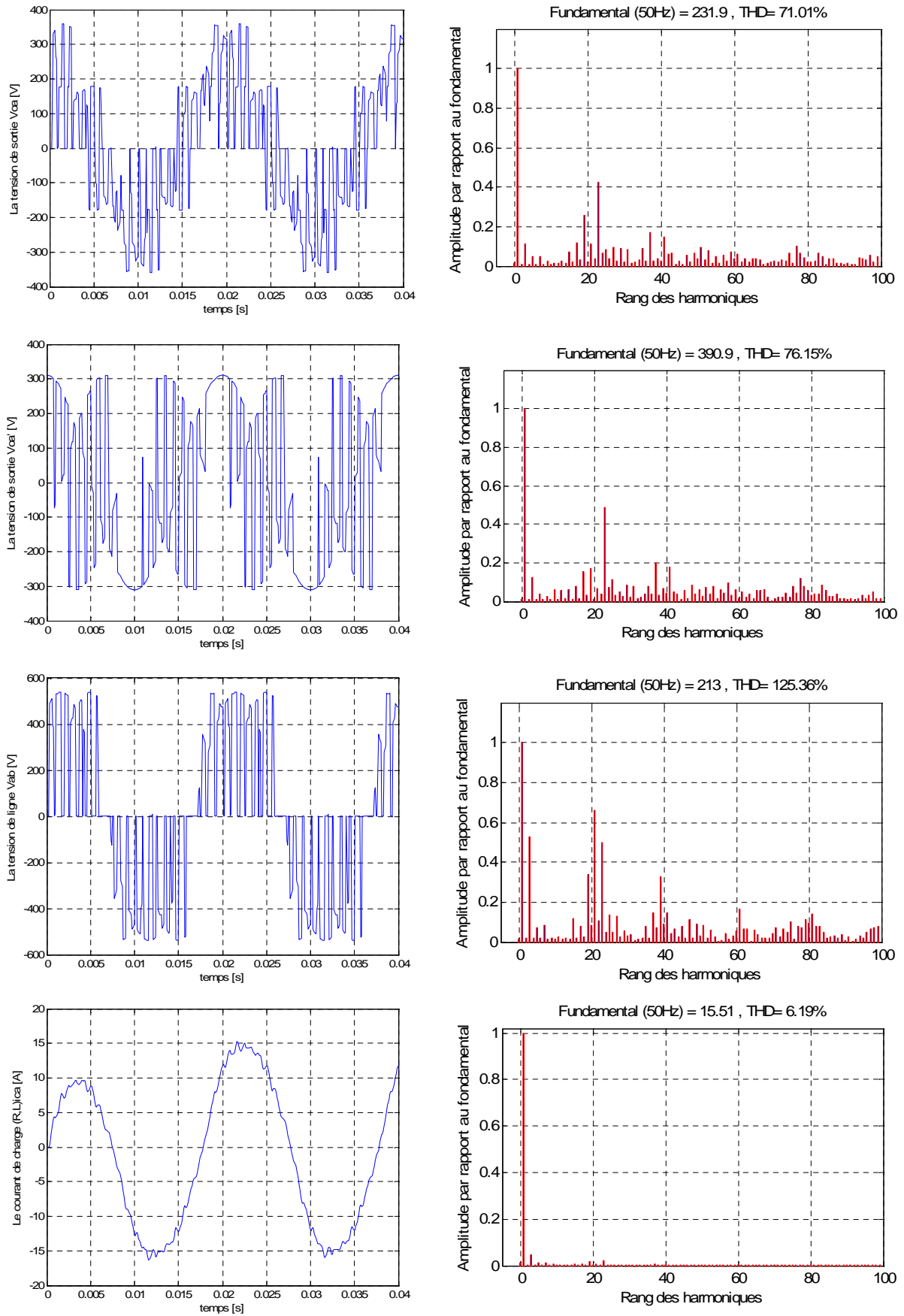
- La tension de sortie du convertisseur de mode commun référencée au point neutre de la première phase  $V_{oa}$  [V].
- La tension de sortie du convertisseur référencée par rapport au point neutre de la première phase  $V_{oa}'$  [V].
- La tension de ligne de la première phase  $V_{ab}$  [V].
- Le courant de charge de la première phase  $i_{cha}$  [A].

Et les spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du convertisseur matriciel.

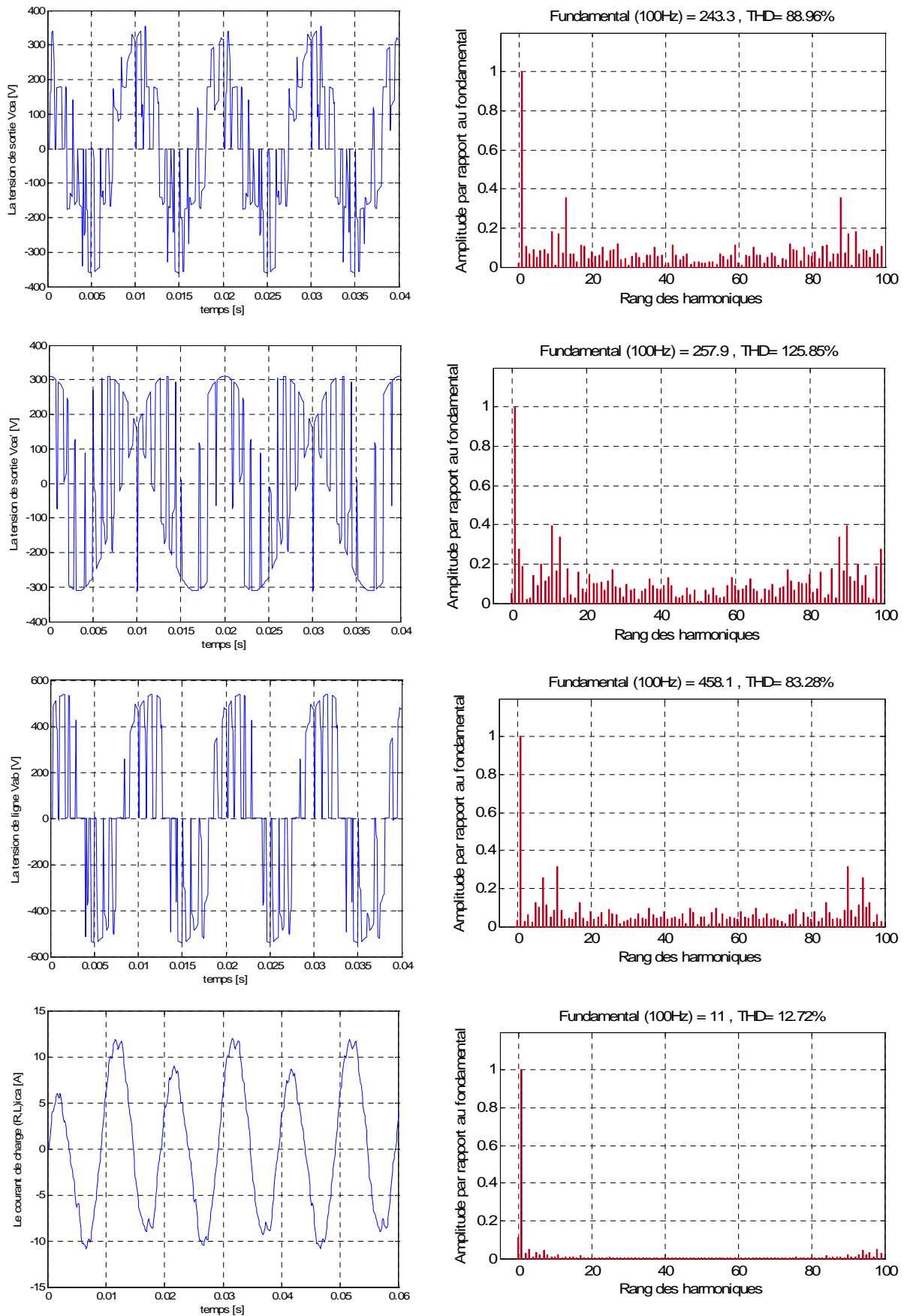
Les résultats de simulation obtenus par réseaux de neurones basés sur les Méthodes de Venturini et Roy présentés dans les figures suivantes :



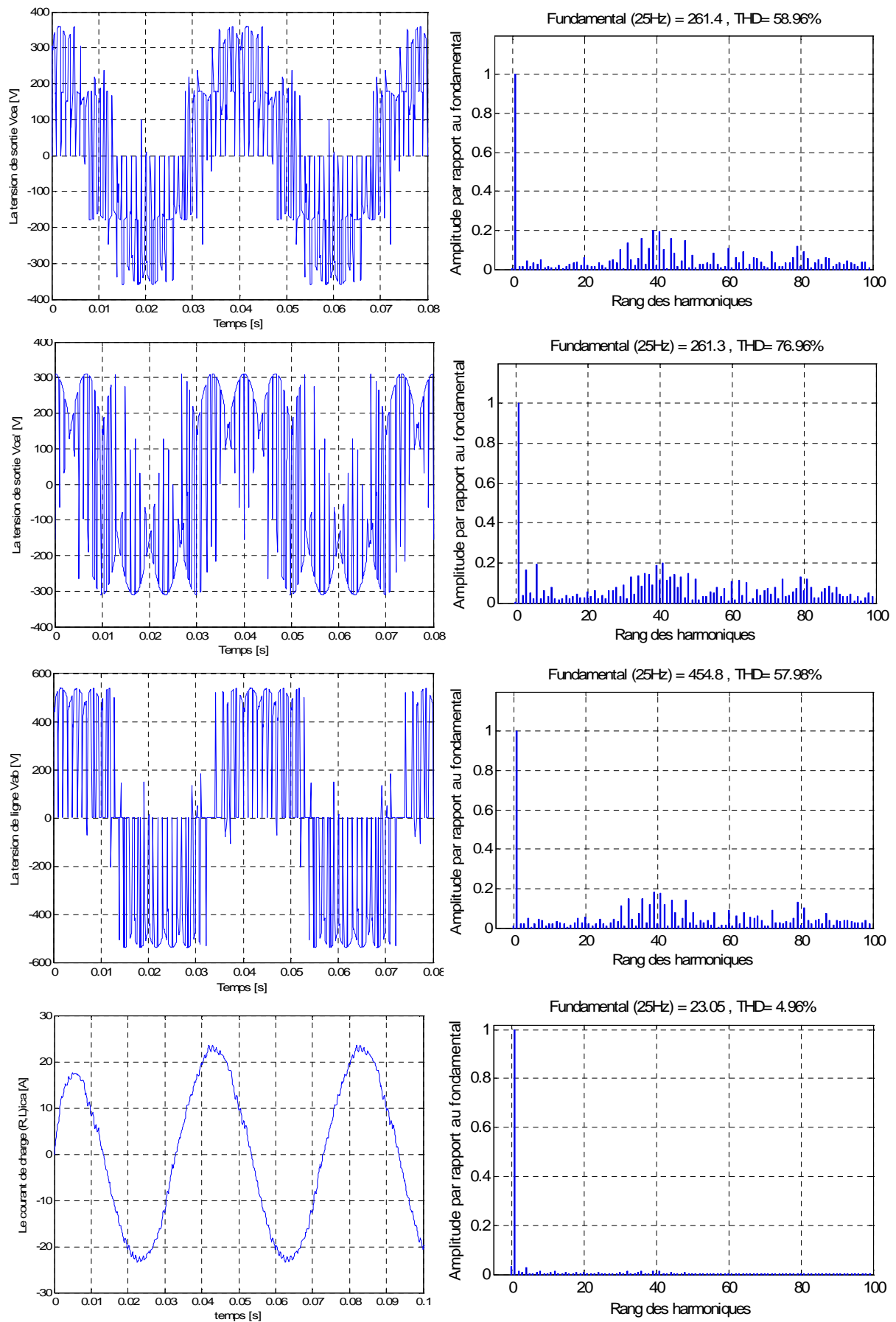
**Figure(IV.9) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du MC commandé par RN à base de l'algorithme de Venturini pour  $f_o=25$  Hz



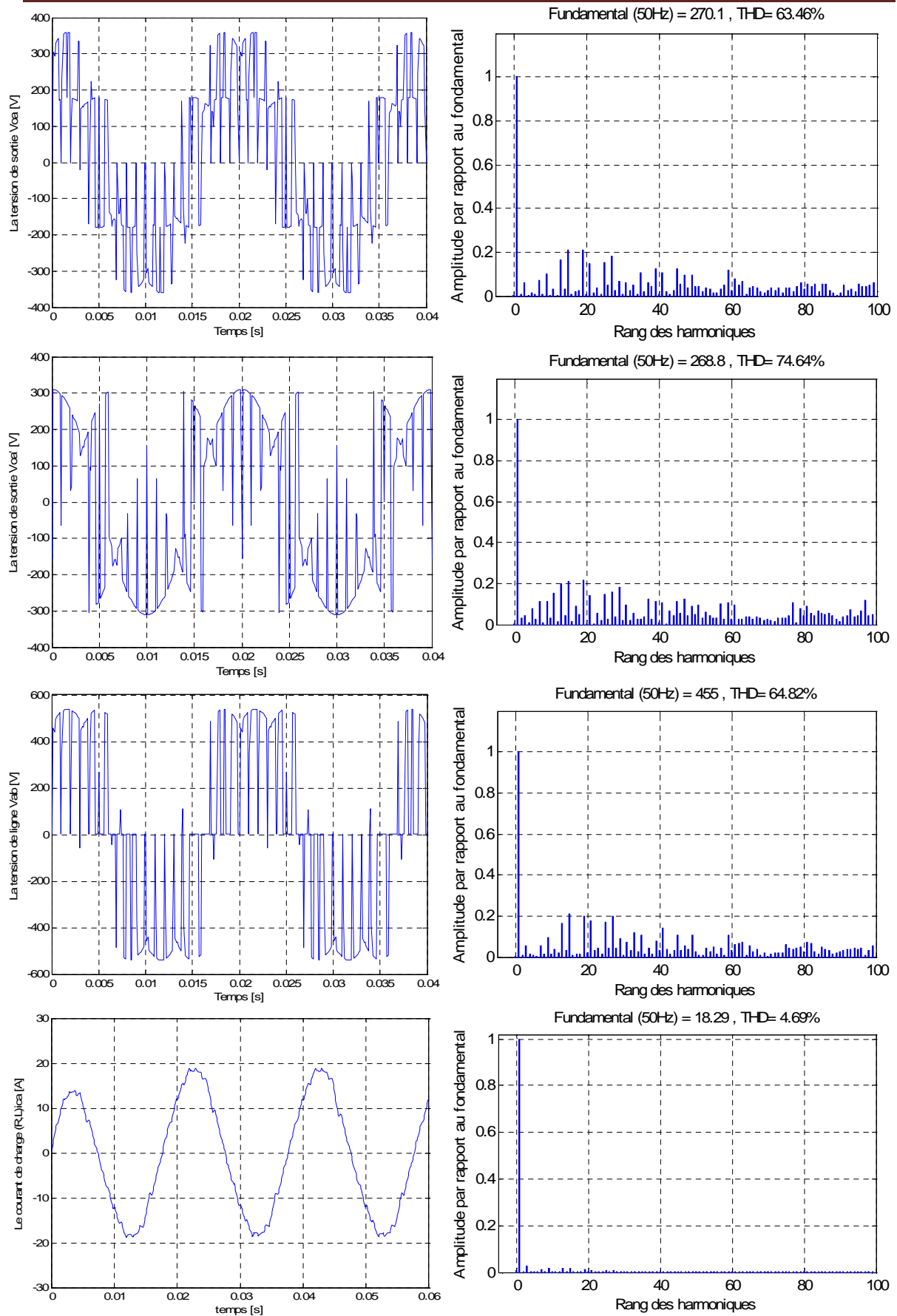
**Figure(IV.10) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du MC commandé par RN à base de l'algorithme de Venturini pour  $f_o=50$  Hz



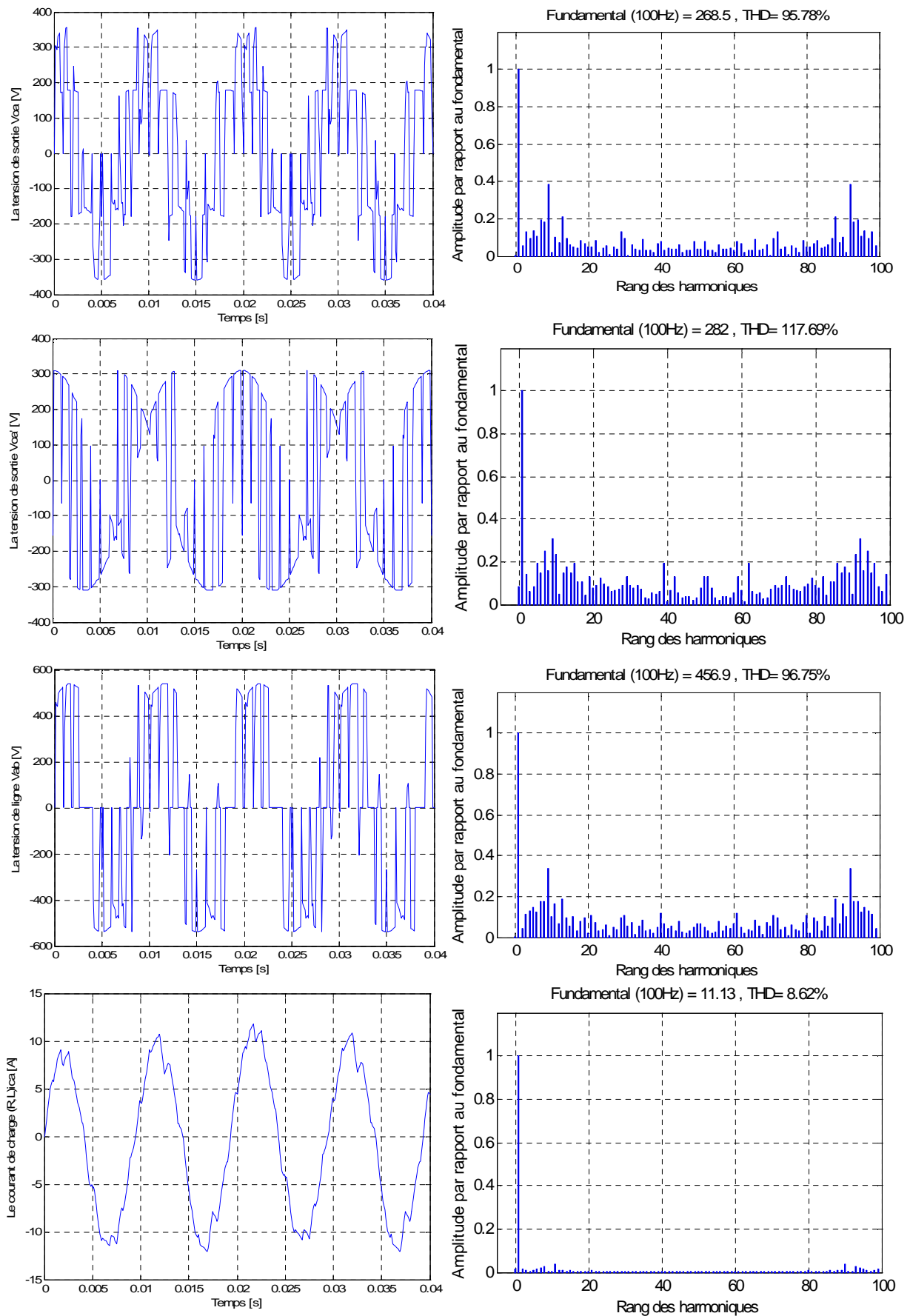
**Figure(IV.11) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du MC commandé par RN à base de l'algorithme de Venturini pour  $f_o=100$  Hz



**Figure(IV.12) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du MC commandé par RN à base de l'algorithme de Roy pour  $f_0=25$  Hz



**Figure(IV.13) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du MC commandé par RN à base de l'algorithme de Roy pour  $f_o=50$  Hz



**Figure(IV.14) :** Formes d'ondes et spectres d'harmoniques de courant  $i_{ch}$  et des tensions de sortie du MC commandé par RN à base de l'algorithme de Roy pour  $f_0=100$  Hz



#### IV.6.1.1 Commentaires est comparaisons :

On constate d'après les résultats de simulation obtenus par la commandes par réseaux de neurones que :

- On a les mêmes formes des tensions et des courants son perd la qualité des signaux sinusoïdaux.
- Toujours il existe des harmoniques pairs et impairs et aussi sont repoussées et regroupées autour de la fréquence de pulsation et ces multiples.
- Le taux d'harmonique THD des signaux obtenus avec la commande par réseaux de neurones est moins faible que le THD des signaux obtenus par les commandes classiques (Venturini et Roy). qui s'implique l'augmentation des amplitudes de l'harmonique fondamentale des signaux par rapport aux amplitudes de l'harmonique fondamentale des signaux obtenus par les commandes classiques (Venturini et Roy).

Les tableaux suivants montrent cette différence entre la commande d'un MC par réseaux de neurones et les commandes classiques :

|          |                           | Algorithme de Venturini |          |         |          | Les réseaux de neurones |          |         |         |
|----------|---------------------------|-------------------------|----------|---------|----------|-------------------------|----------|---------|---------|
|          | Tensions et courant       | Voa [V]                 | Voa' [V] | Vab [V] | icha [A] | Voa [V]                 | Voa' [V] | Vab [V] | icha[A] |
| fo=25hz  | THD (%)                   | 73,27                   | 115,43   | 73,25   | 10,80    | 63,18                   | 103,00   | 64,39   | 06,59   |
|          | L'harmonique fondamentale | 216,50                  | 212,90   | 378,70  | 18,99    | 228,40                  | 232,40   | 391,6   | 20,02   |
|          | THD(%)                    | 97,48                   | 156      | 87,66   | 8,16     | 71,01                   | 76,15    | 125,36  | 6,19    |
| fo=50hz  | L'harmonique fondamentale | 211,8                   | 182,4    | 363     | 14,5     | 231,9                   | 390,9    | 213     | 15,51   |
|          | THD(%)                    | 92,52                   | 130,63   | 90,98   | 13,10    | 88,96                   | 125,85   | 83,28   | 12,72   |
| fo=100hz | L'harmonique fondamentale | 237,8                   | 255,6    | 441,1   | 10,77    | 243,3                   | 257,9    | 458,1   | 11      |

**Tableau(IV.1) :** comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques fondamentales) des signaux obtenu avec la commande par l'algorithme de Venturini et la commande par réseaux de neurones

|          |                           | Algorithme de Roy |         |        |         | Les réseaux de neurones |         |        |         |
|----------|---------------------------|-------------------|---------|--------|---------|-------------------------|---------|--------|---------|
| fo=25hz  | Tensions et courant       | Voa[V]            | Voa'[V] | Vab[V] | Icha[A] | Voa[V]                  | Voa'[V] | Vab[V] | icha[A] |
|          | THD (%)                   | 61,33             | 79,88   | 61,63  | 5,22    | 58,96                   | 76,96   | 57,98  | 4,96    |
|          | L'harmonique fondamentale | 260,4             | 258,3   | 447,6  | 22,64   | 261,4                   | 261,3   | 454,8  | 23,05   |
| fo=50hz  | THD(%)                    | 66,76             | 77,55   | 66,28  | 5,48    | 63,46                   | 74,64   | 64,82  | 4,69    |
|          | L'harmonique fondamentale | 264,9             | 265,8   | 446,3  | 17,95   | 270,1                   | 268,8   | 455    | 18,29   |
| fo=100hz | THD(%)                    | 97,97             | 123,08  | 99,39  | 9,09    | 95,78                   | 117,69  | 96,75  | 8,62    |
|          | L'harmonique fondamentale | 267               | 262,4   | 450,9  | 10,82   | 268,5                   | 282     | 456,9  | 11,13   |

**Tableau(IV.2) :** comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques fondamentales) des signaux obtenu avec la commande par l'algorithme de Roy et la commande par réseaux de neurones

D'après ces deux tableaux la commande du convertisseur par réseaux de neurones présente des bons résultats avec les deux méthodes de modulation Venturini et Roy de coté minimisation des harmoniques supérieures dans les tensions de sortie du convertisseur matriciel notamment l'augmentation de l'amplitude d'harmonique fondamentale qui se conduire d'améliorer la qualité de signal sinusoïdal.

Les mêmes conséquences avec l'association convertisseur-charge RL on remarque la diminution de THD dans le courant de charge et l'augmentation de l'amplitude d'harmonique fondamentale.

#### IV.6.2 Etude des performances de l'association MC –MAS

Dans ce paragraphe nous avons simulé pour différentes valeurs de la fréquence de sortie du convertisseur matriciel commandé par réseaux de neurones (fo=25Hz, fo=50Hz) les grandeurs suivantes :

- Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]
- Le courant statorique  $i_{sa}$  [A] de la phase A de la machine asynchrone.
- La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn] de la machine asynchrone.

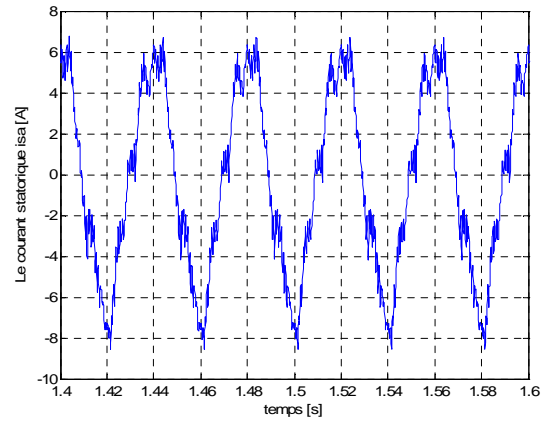
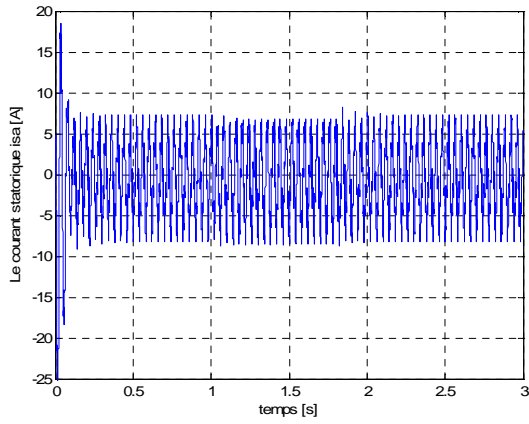


Figure (IV.15.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

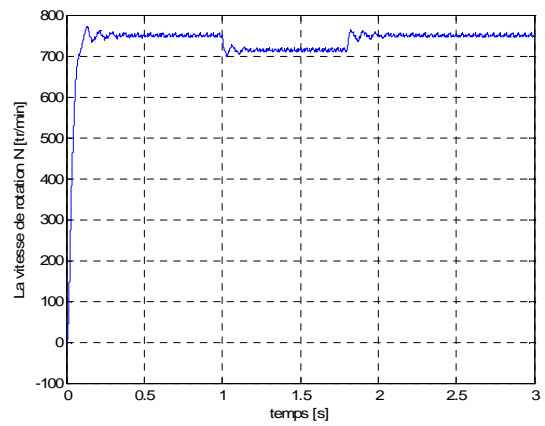
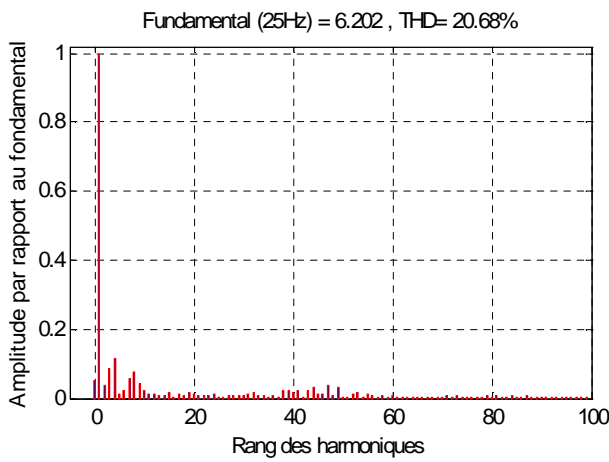


Figure (IV.15.b) : spectres d'harmonique du courant  $i_{sa}$

Figure (IV.15.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

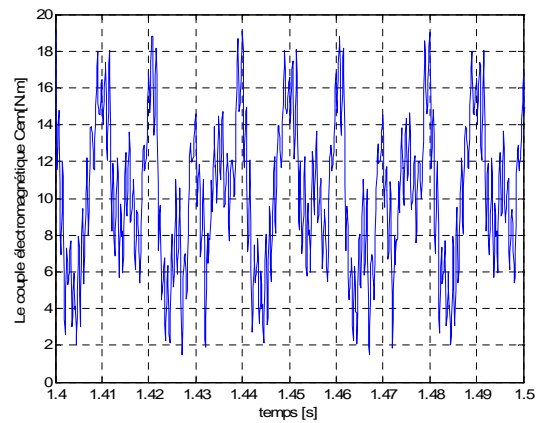
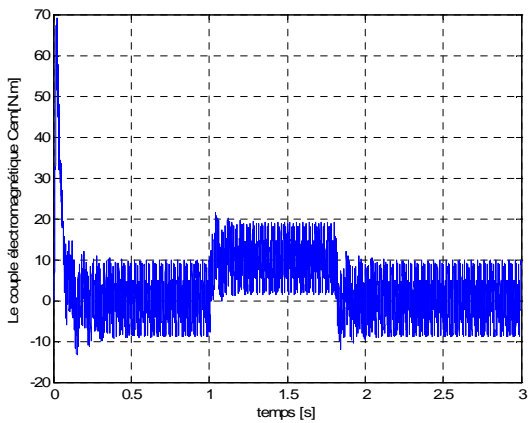


Figure (IV.15.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

Figure (IV.15) : Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Venturini ( $f_0= 25\text{Hz}$ ).

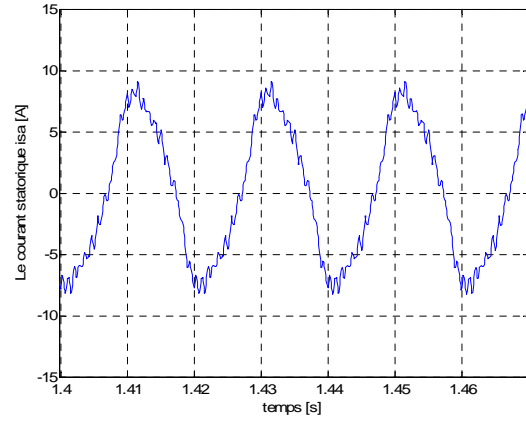
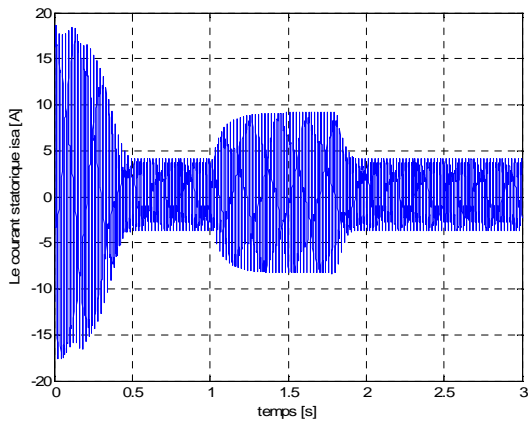


Figure (IV.16.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

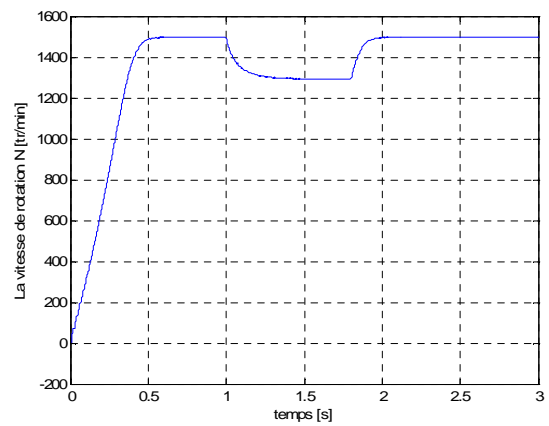
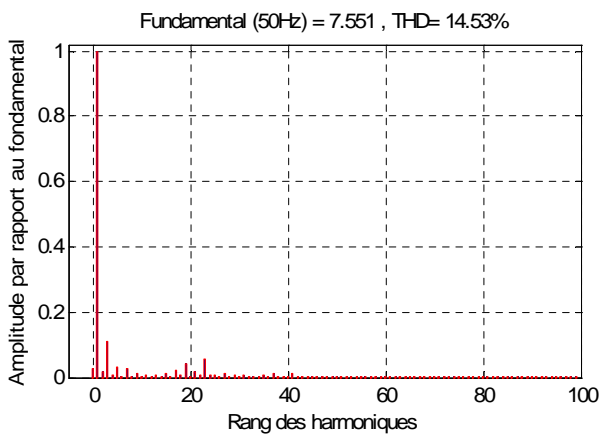


Figure (IV.16.b) : spectres d'harmonique du courant  $i_{sa}$

Figure (IV.16.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

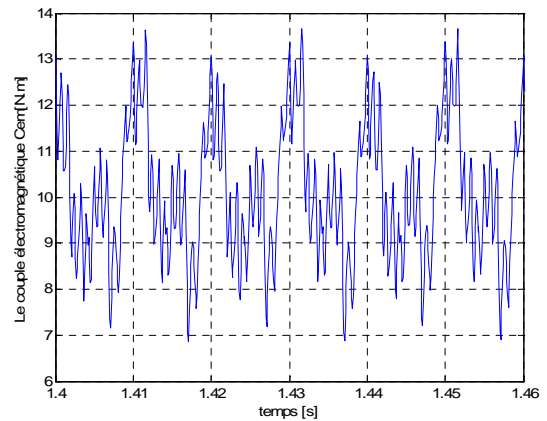
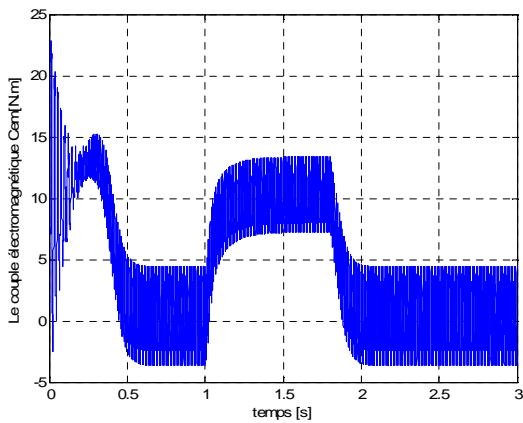


Figure (IV.16.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

Figure (IV.16) : Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Venturini ( $f_o= 50\text{Hz}$ ).

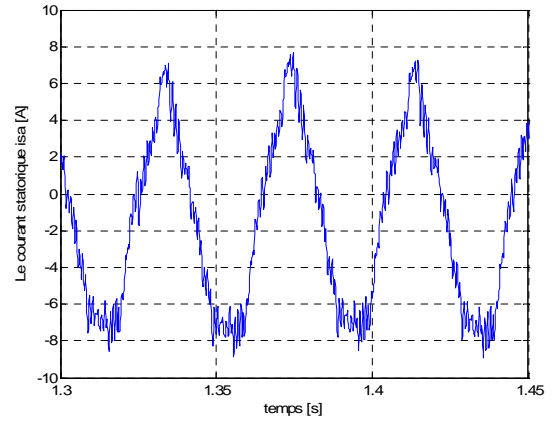
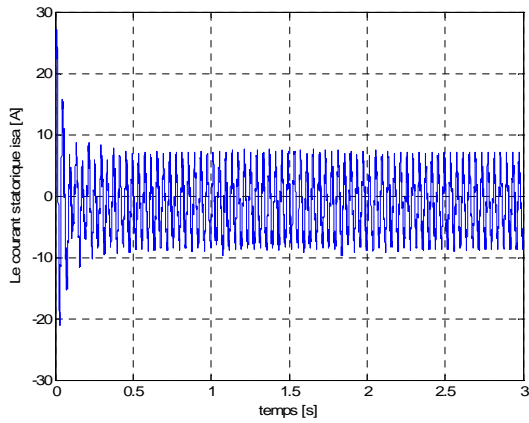


Figure (IV.17.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

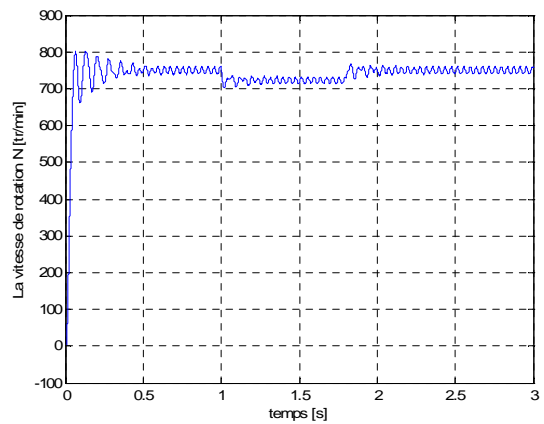
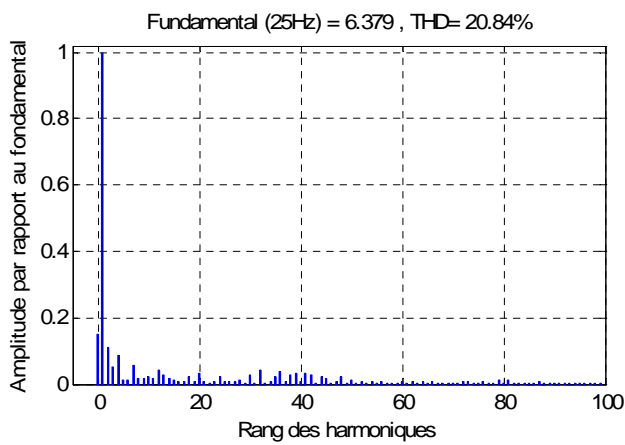


Figure (IV.17.b) : spectres d'harmonique du courant  $i_{sa}$

Figure (IV.17.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

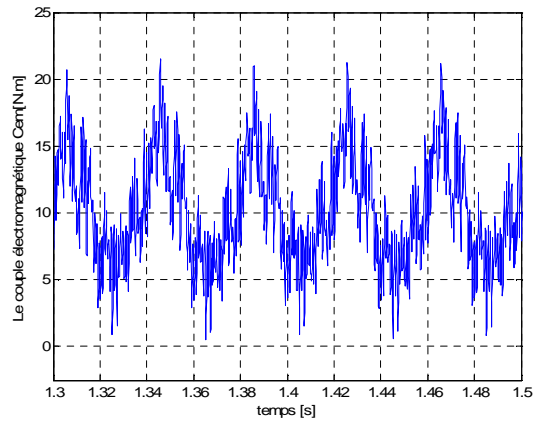
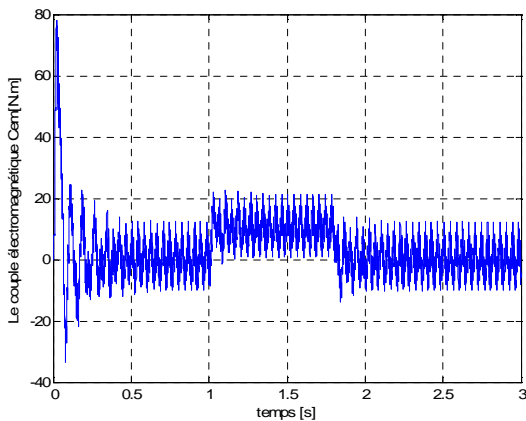


Figure (IV.17.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

Figure (IV.17) : Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Roy ( $f_0 = 25\text{Hz}$ ).

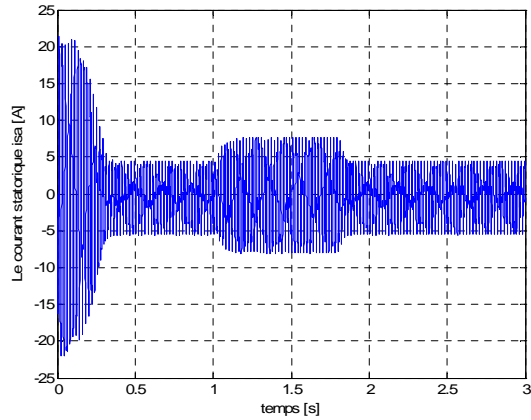


Figure (IV.18.a) : Le courant statorique  $i_{sa}$  [A]

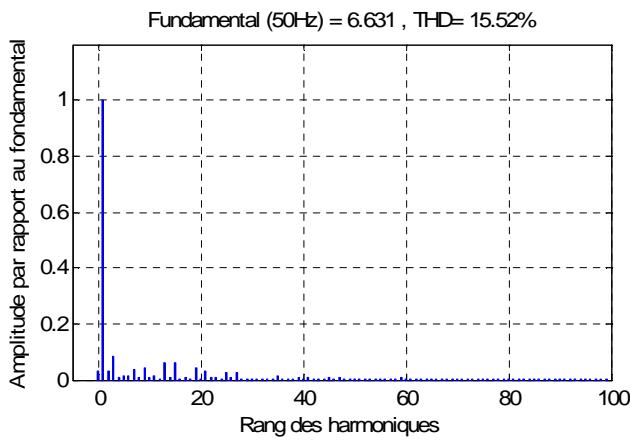
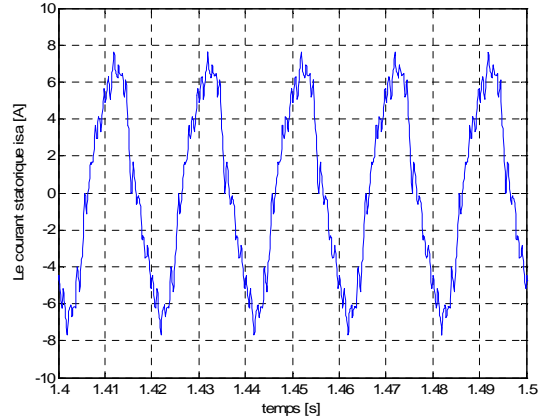


Figure (IV.18.b) : spectres d'harmonique du courant  $i_{sa}$

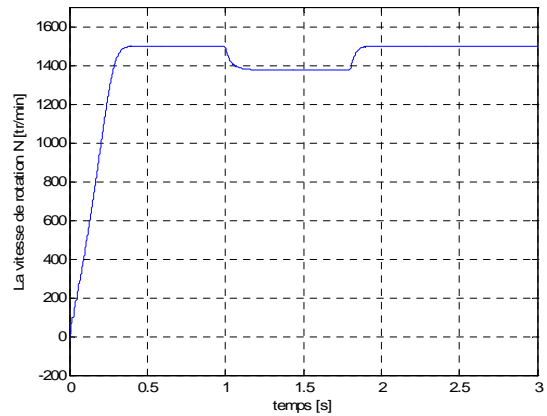


Figure (IV.18.c) : La vitesse de rotation  $N$  [tr / mn]

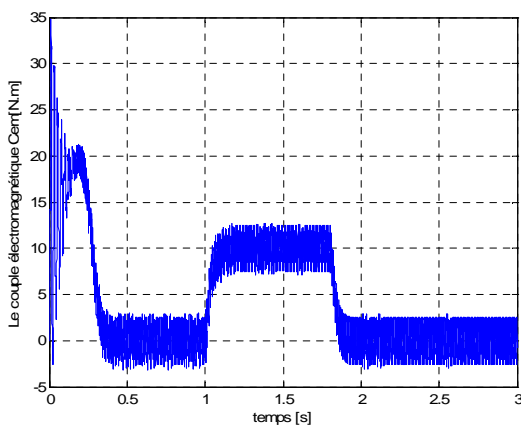


Figure (IV.18.d) : Le couple électromagnétique  $C_{em}$  [N.m]

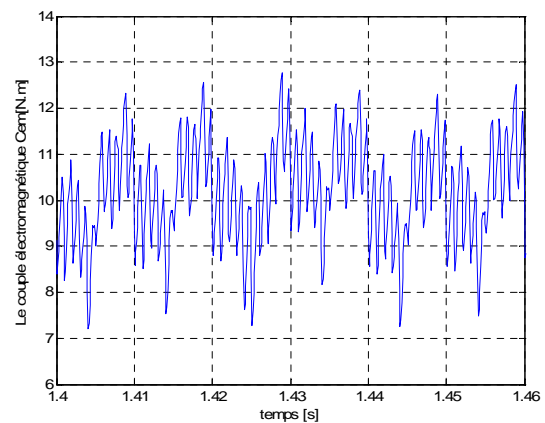


Figure (IV.18) : Performance de l'association MC – MAS par réseaux de neurones à base de l'algorithme de Roy ( $f_o= 50\text{Hz}$ ).

### IV.6.2.1 Commentaires et comparaisons

D'après les résultats de simulation association MC-MAS avec la commandes par réseaux de neurones, on constate que :

Les mêmes performances que la commande du MC par les méthodes classiques (Venturini et Roy) sauf qu'avec la commande par réseaux de neurones on note des diminutions de THD dans les courants statoriques de la MAS par rapport aux commandes par les méthodes classiques comme montre les tableaux suivants :

|                           |                           | Le courant statorique Isa par la méthode de Venturini | Le courant statorique Isa par RN |
|---------------------------|---------------------------|---|----------------------------------|
| <b>F<sub>0</sub>=25Hz</b> | THD(%)                    | 29,96   | 20,68                            |
|                           | L'harmonique fondamentale | 6,124 A   | 6,202 A                          |
| <b>F<sub>0</sub>=50hz</b> | THD(%)                    | 18,38   | 14,53                            |
|                           | L'harmonique fondamentale | 7,111 A   | 7,551 A                          |

**Tableau(IV.3) :** comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques fondamentales) de courant statorique obtenu avec la commande par l'algorithme de Venturini et la commande par réseaux de neurones

|                           |                           | Le courant statorique Isa par la méthode de Roy | Le courant statorique Isa par RN |
|---------------------------|---------------------------|---|----------------------------------|
| <b>F<sub>0</sub>=25Hz</b> | THD(%)                    | 23,48   | 20,84                            |
|                           | L'harmonique fondamentale | 5,983 A   | 6,379 A                          |
| <b>F<sub>0</sub>=50hz</b> | THD(%)                    | 17,99   | 15,52                            |
|                           | L'harmonique fondamentale | 6,054 A   | 6,631 A                          |

**Tableau(IV.4) :** comparaisons entre les (THD, Amplitudes des harmoniques fondamentales) de courant statorique obtenu avec la commande par l'algorithme de Roy et la commande par réseaux de neurones

Ainsi l'amélioration apportée dans les minimisations au niveau des oscillations du couple électromagnétique de la MAS avec la commande du MC par réseaux de neurone par rapport aux commandes par les méthodes classiques.

D'après les résultats obtenus dans ce chapitre on constate que la commande du Mc par réseaux de neurones en tenant compte comme base d'apprentissage l'algorithme de Venturini est meilleur que l'algorithme de Roy, on remarque cette différence dans la capacité de minimiser le THD dans les tensions de sortie du MC et le courant de charge RL est aussi dans les courants statoriques de la MAS.

#### **IV.7 Conclusion**

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons introduit les concepts et les démarches d'appliquer les réseaux de neurones dans la commande du convertisseur matriciel.

La deuxième partie est destinée à remplacer la commande de convertisseur matriciel avec les algorithmes Venturini et Roy par la commande de ce dernier par réseaux de neurone, le bon choix était de prendre une structure des réseaux de neurones à deux couches cachées, la première contenant neuf neurones et la deuxième couche contenant 15 neurones.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants du point de vue de minimiser les harmoniques supérieures dans les tensions de sorties du convertisseur matriciel triphasé et ça se revient positivement sur les performances de la machine asynchrone.



# Conclusion générale

Ce travail a contribué à l'application des réseaux de neurones à la commande d'un convertisseur matriciel triphasé alimenté une machine asynchrone triphasé.

Dans le premier chapitre. Pour remédier La complexité de l'asservissement de la machine asynchrone due à la difficulté rencontrée lors de la commande, réside dans le fait que le modèle mathématique du système est non linéaire et fortement couplé, il est nécessaire de faire un découplage entre le flux et le couple électromagnétique. Ceci est réalisé en utilisant la transformation de Park qui permet d'aboutir à un modèle plus simplifié. Le processus de démarrage du moteur, suivi de l'application d'une charge entraînée a été modélisé et simulé par le logiciel MATLAB. Les résultats obtenus démontrent la justesse du modèle présenté.

Et puis on a décrit la structure et le principe de fonctionnement du convertisseur matriciel, en donnant le modèle de l'interrupteur du convertisseur matriciel avec émetteur commun qu'il réduit largement le nombre de configurations possibles du convertisseur matriciel ainsi que les fonctions de connexion et de conversion (modulation),

L'avantage principal procuré par le convertisseur matriciel est le fait d'avoir un facteur de puissance réglable pouvant atteindre l'unité et par conséquent, on obtient un réglage fin des puissances actives et réactive fournies par le réseau. Cet avantage permet au convertisseur matriciel de trouver un large domaine d'application notamment dans les systèmes d'entraînement et de génération à vitesse variable.

D'après l'étude de modélisation du convertisseur matriciel dans le deuxième chapitre nous avons étudié deux stratégies de modulation :

- La modulation de Venturini
- La modulation Roy

L'algorithme scalaire de base de Venturini amélioré a donné des bons résultats surtout concernant la qualité des ondes par rapport à l'algorithme de Venturini, dans ce dernier on remarque l'augmentation du gain de l'amplitude avec une perte insignifiante de qualité d'onde, en plus donne des meilleurs résultats surtout pour des basses fréquences en le comparant avec l'algorithme de ROY donne des meilleurs résultats pour des hautes fréquences. On peut dire que le convertisseur matriciel répond bien à toute variation de

## Conclusion générale

---

fréquence pour l'association de ce ci avec des charges statiques (RL) et dynamiques (machines asynchrones).

Dans le troisième chapitre on a présenté des différentes notions théoriques concernant les réseaux de neurones artificiels et on a présenté l'architecture générale d'un neurone artificiel, et aussi on a montré les différents types des fonctions d'activation et leurs relations d'entrées/sorties. Dans notre travail on a choisie les trois fonctions les plus utilisées dans le domaine de l'ingénierie ("seuil", "linéaire", "sigmoïde"). En suite on a décrit le Principe de fonctionnement des réseaux de neurones citions les phases d'apprentissage et ces types « l'apprentissage supervisé et non supervisé ». L'essentiel pour notre travail est l'apprentissage supervisé du modèle de perceptron.

Dans la dernière partie de notre travail et pour améliorer les performances d'entraînement de la machine asynchrone par un convertisseur matriciel triphasé on c'est orienté vers une nouvelle stratégie de commande par réseaux de neurones.

La commande supervisé par réseaux de neurones nous a permis d'améliorer les performances du convertisseur matriciel triphasé ces dernière influés sur les performances dynamique et statique de la MAS et une diminution tangible des harmoniques dans les tensions de sorties du convertisseur et les courant statorique de la MAS.

La dimension du réseau permettant d'obtenir un meilleur résultat est impossible à fixer. Il a été établi qu'un réseau de neurones à deux couches cachées peut faire l'approximation de n'importe quelle fonction, mais le nombre de neurones dans les couches cachées n'a jamais pu être spécifié pour un problème donné. En prenant toutes ces notions en considération, nous pouvons noter que c'est surtout l'expérience et le nombre d'essais qui nous orientent dans la recherche du nombre de neurones est plus exactement sur l'architecture optimale par un problème donné. Par exemple dans notre travail nous avons utilisé un réseau à deux couches cachées la première contient neuf neurones et la deuxième contient 15 neurones pour remplacer les algorithmes de modulation du convertisseur matriciel.

Le travail présenté dans ce mémoire ouvre de nombreuses perspectives que nous pouvons résumer par les points suivants :

## Conclusion générale

---

- Application de la commande par réseaux de neurones du convertisseur matriciel avec la commande vectoriel de la MAS.
- Etudier les différents algorithmes de modulation du convertisseur matriciel et les remplacées par les réseaux de neurones tel que la modulation par SVM et la modulation vectoriel.
- généralisation des modèles de commande élaborés pour les convertisseurs matriciels multi niveaux.
- optimisation des poids synaptiques par des algorithmes génétiques.
- Les résultats obtenus en utilisant les réseaux de neurones sont validés par simulation, il serait très intéressant de pouvoir les appliquer dans la pratique.

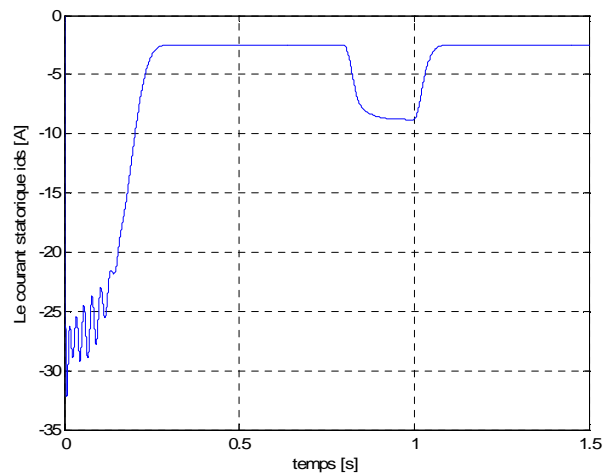
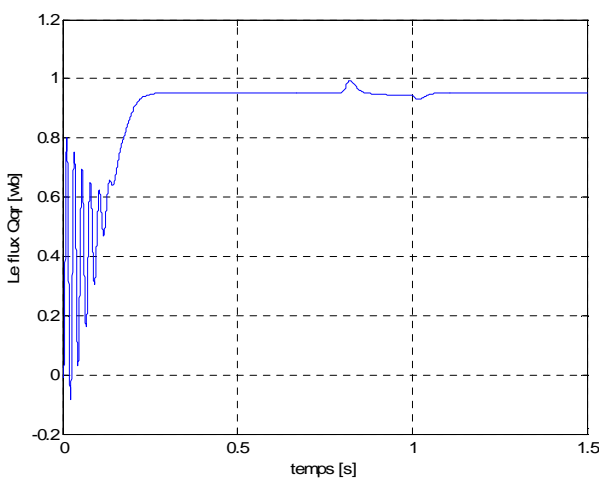
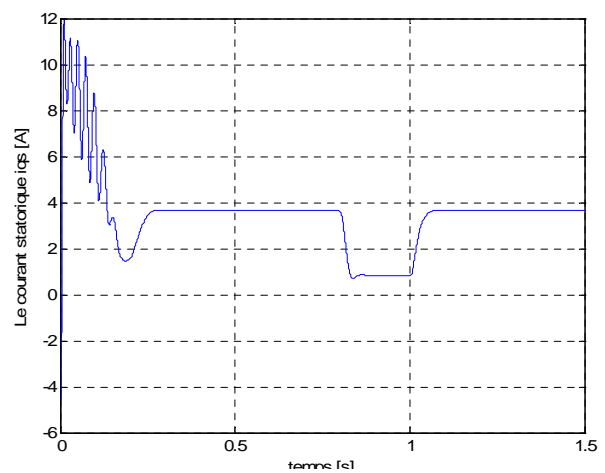
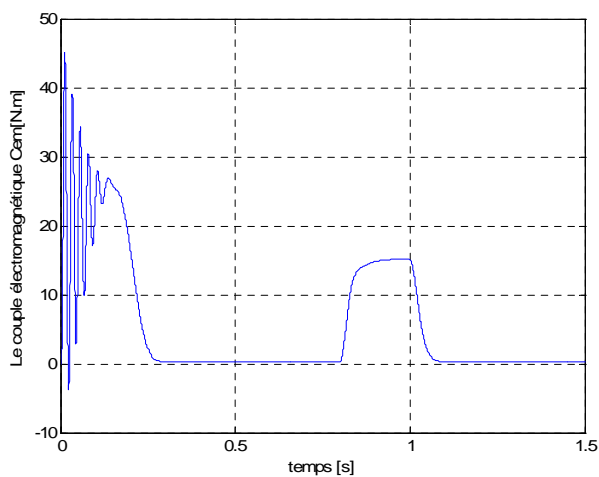
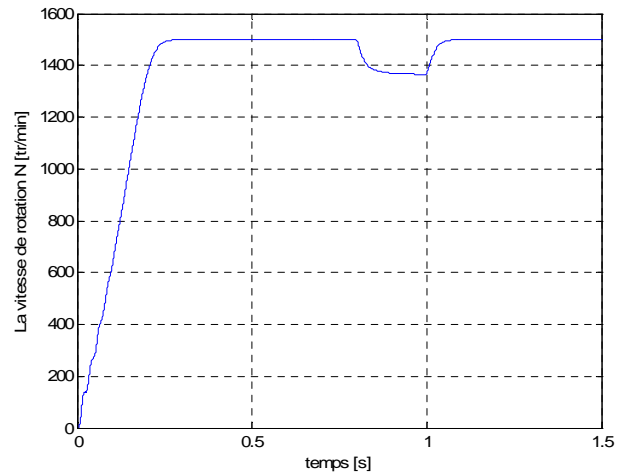
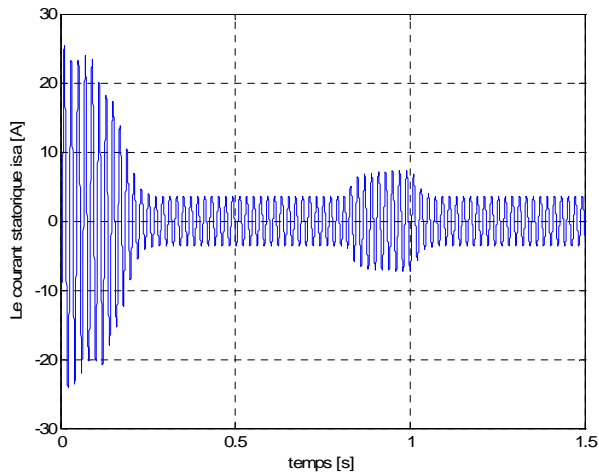
**ANNEXE A****Paramètres de la Machine Asynchrone triphasée**

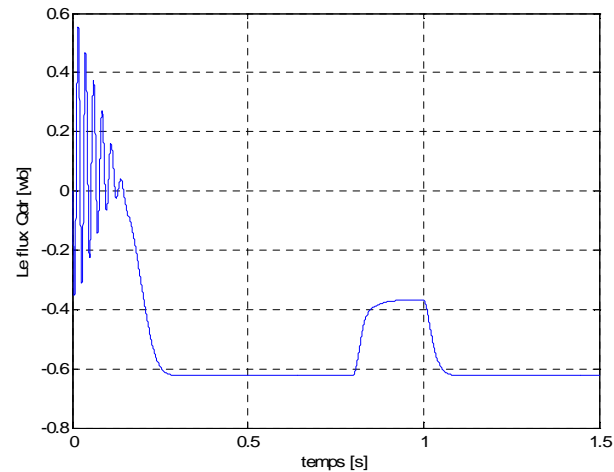
Les Paramètres mécaniques de la machine asynchrone sont illustrés dans le tableau suivant :

|                                     |               |             |                   |
|-------------------------------------|---------------|-------------|-------------------|
| Tension nominale                    | $U_N$         | 220 / 380   | Volts             |
| Puissance nominale                  | $P_N$         | 1.5         | kW                |
| Fréquence nominale                  | $f$           | 50          | Hertz             |
| Nombre de paire de pôle             | $p$           | 2           | /                 |
| Vitesse nominale                    | $N_n$         | 1420        | tr / mn           |
| Courant nominal                     | $I_n$         | 6.31 / 3.62 | A                 |
| Rendement nominal                   | $n_n$         | 0.78        | /                 |
| Résistance statorique               | $R_s$         | 4.850       | $\Omega$          |
| Résistance rotorique                | $R_r$         | 3.805       | $\Omega$          |
| Facteur de puissance nominal        | $\cos\varphi$ | 0.8         | /                 |
| Coefficient d'inductance statorique | $L_S$         | 0.274       | Henry             |
| Coefficient d'inductance rotorique  | $L_R$         | 0.274       | Henry             |
| Coefficient d'inductance mutuelle   | $M_{SR}$      | 0.258       | Henry             |
| Moment d'inertie                    | $J$           | 0.031       | kg.m <sup>2</sup> |
| Coefficient de frottement           | $f$           | 0.00136     | N.m.s/rad         |

**ANNEXE B :**

**Résultats de simulation du modèle de la MAS triphasé alimentée par une source triphasé sinusoïdale:**





**Figure :** Résultats de simulation de la machine asynchrone triphasée en charge

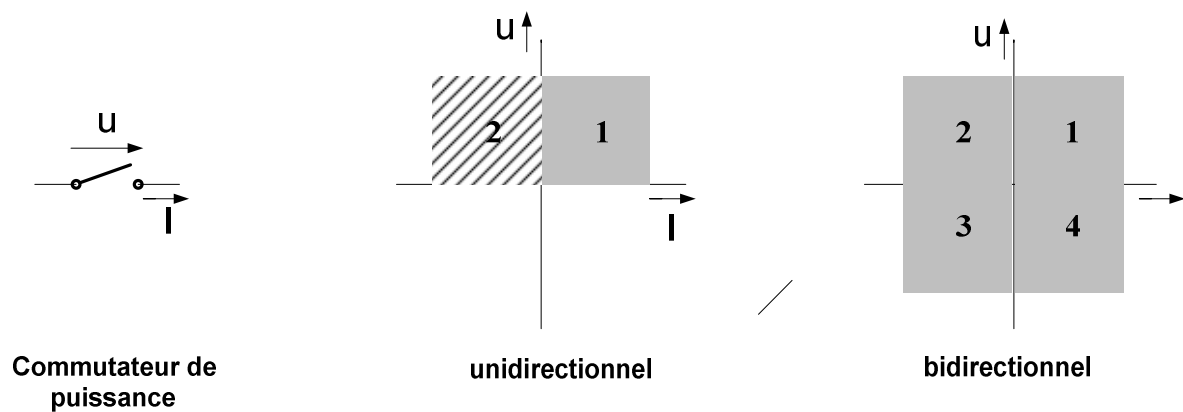
(Application de couple résistant  $C_r = 15 \text{ N.m}$ ).

Après avoir simulé le démarrage de la machine asynchrone à vide, on va imposer des perturbations au régime permanent à l'aide d'un couple résistant ( $C_r = 15 \text{ N.m}$ ), ce qui nous permettra de visualiser les résultats de simulation en charge.

## ANNEXE C :

## Commutateurs bidirectionnels de puissance

La plupart des convertisseurs conçus par l'industrie pour la commande de vitesse sont basés sur des commutateurs unidirectionnels. La figure B-1 montre leurs domaine de fonctionnement, par contre la conversion AC-AC exige des commutateurs de puissance bidirectionnels ( c'est l'un des points qui ont retardé l'apparition du convertisseur sur le marché mondial ). Ils doivent pouvoir conduire symétriquement le courant de charge dans les deux sens et bloquer les tensions de deux polarités. Ce commutateur bidirectionnel est aussi appelé « AC-switch » ou « 4Q-switch » dans les publications.



Domaine de fonctionnement des commutateurs de puissance dans le cas d'une branche d'un onduleur conventionnel, les diodes de roue libre étant connectées en parallèle aux commutateurs permettent d'atteindre le deuxième quadrant (hachuré).

Puisqu'il n'existe pas d'élément de puissance à semi-conducteurs réalisant la commutation forcée bidirectionnelle, les commutateurs doivent être construits à base d'éléments unidirectionnels. Il existe plusieurs topologies de base. Figure B-2

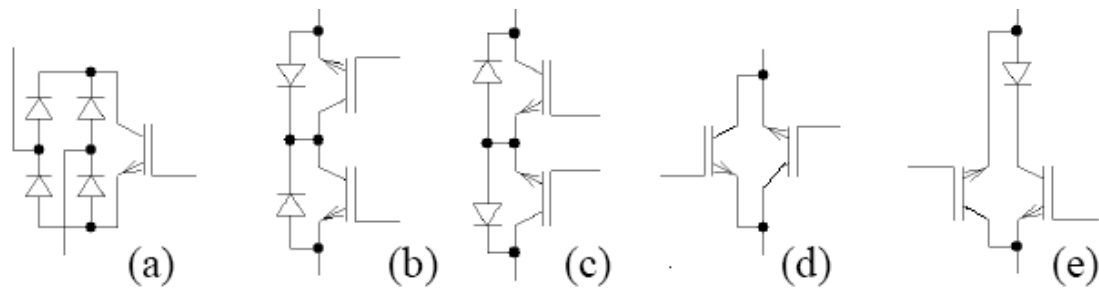


Fig. B-2 : Différentes topologie pour les commutateurs de puissance bidirectionnels

Les configurations :

- a- Un élément actif encadré des diodes de puissance « Diode Embedded Switch » ;
- b- Deux éléments actifs connectés en antiparallèle avec collecteur commun «CC-IGBT»;
- c- Deux éléments actifs connectés en antiparallèle avec émetteur commun «CE-IGBT»;
- d- Le blocage de la tension inverse est assuré par les éléments actifs « IGBT-Insulated Gate Bipolar Transistors » qui permettent de bloquer les tensions inverses ;
- e- L'IGBT en anti-parallèle avec IGBT en série avec une diode « Hybrid Bidirectionnel Switch ».

Le tableau 1 donne une évaluation des différentes topologies par rapport au nombre de circuits qui sont nécessaires pour la réalisation de convertisseur matriciel :

| Configuration | IGBT's | Diode | Total | Éléments conducteurs en série par commutateur |
|---------------|--------|-------|-------|---|
| A             | 09     | 36    | 45    | 03  |
| B             | 18     | 18    | 36    | 02  |
| C             | 18     | 18    | 36    | 02  |
| D             | 18     | 00    | 18    | 01  |
| E             | 18     | 09    | 27    | 02  |

Le choix de la topologie des commutateurs de puissance sera donc soumis aux critères suivants :

- 1- Les mécanismes de commutation et de protection des éléments semi-conducteurs qui sont réalisable avec la configuration ;



- 2- Le nombre d'éléments semi-conducteurs et d'alimentations nécessaire «(prix des semi conducteurs et du circuit de puissance) ;
- 3- Le nombre d'éléments qui sont connectés en séries dans la boucle de courant déterminant ainsi les pertes en conduction du convertisseur matriciel ;
- 4- Jusqu' à quel degré le fonctionnement du circuit de puissance dépend de la charge. Il est préférable de rendre le plus possible indépendant le dimensionnement du convertisseur du moteur connecté.

## Bibliographie

[Abr 08] **ABROUS Ahmed** "Modélisation, Commande et Réalisation d'un Convertisseur Matriciel " mémoire de magister, École Nationale Polytechnique, ENP 2008.

[Are 08] **Arevalo.S.L**"Matrix converter for frequency changing power supply applications" Thèse de doctorat de science, université de Nottingham, U. K, 2008.

[Bou 04] **Boumediene HAMID** " Stratégie de Contrôle de la Machine Asynchrone Alimentée par Convertisseur Matriciel" mémoire de magister, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, USTO 2006.

[Bru 96] **Bruno FRANCOIS** "Formalisme De Modélisation et de Synthèse Des Commandes Appliqué Aux Convertisseurs Statiques A Structure Matricielle" thèse de doctorat, Université Des Sciences et de Technologies de Lille 1996.

[Cha 10] **A.CHAIBA** "Commande De La Machine Asynchrone A Double Alimentation Par Des Techniques De L'Intelligence Artificielle " thèse de doctorat, Université de Batna 2010.

[Che 09] **S.CHEKROUN** "Commande neuro-flou sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone" mémoire de magister, École Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran, ENSET 2009.

[Cho 97] **CHOUITER D.R** " Conception et réalisation d'une commande robuste de la machine asynchrone", Thèse de CEGELY, École Centrale de Lyon 1997.

[Del 07] **Delarue. Ph, Rombaut. C et Séguier. G** "Les convertisseurs de l'électronique de puissance", 3<sup>ème</sup> édition, Lavoisier, 2007, Paris, France.

[Den 10] **DENDOUGA Abdelhakim** " Contrôle des Puissances Active et Réactive de la Machine A Double Alimentation (DFIM) " Thèse de Doctorat, Université de Batna 2010.

[ENA 02] **O. Enaut Muxika** " Application Des Réseaux de neurones A L'Identification D'un Axe De Machine-outil " thèse de doctorat, L'Institut National Polytechnique de Grenoble 2002.

[Gha 03] **BACHIR GHALEM** "Dégénérescence d'un convertisseur matriciel en un convertisseur AC/DC " Mémoire de Magister, Université des sciences et de la technologie Mohamed Boudiaf, USTO 2003.

## Bibliographie

---

- [Gha 10] **B.Ghalem et A.Bendiabdallah** "La Conversion AC\AC par Convertisseur Matriciel et Onduleur Trois Niveaux" Article, Université Hassiba Ben Bouali de Chlef, UHBC 2010.
- [Ghe 08] **Ghedamsi.K** "Contribution à la modélisation et la commande d'un convertisseur direct de fréquence: Application à la conduite de la machine asynchrone", Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, ENP 2008.
- [Gus 05] **Gusia.S**, "Modélisation des systèmes électroniques de puissance à commande MLI: Application aux actionnements électriques", Thèse de Doctorat, Université catholique de Louvain, France, 2005.
- [Haz 06] **HAZZAB Abdeldjebar** "Commande des systèmes par logique floue, réseaux neurones et algorithmes génétiques" thèse de doctorat, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, USTO 2006.
- [Ima 05] **Imarazene KHOUKHA** " Application Des Réseaux De Neurones à La Commande Par Élimination d'Harmoniques des Onduleurs Multiniveaux" mémoire de magister, École Nationale Polytechnique, ENP 2005.
- [KHO 08] **H.KHOUIDMI** "Contribution à l'étude de la Commande Prédictive des Systèmes non Linéaires : Application à la Machine Asynchrone" mémoire de magister, École Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran, ENSET 2008.
- [Kho 10] **ABED Khoudir** "Techniques De Commande Avancées Appliquées Aux Machines De Type Asynchrone " thèse de doctorat, Université Mentouri de Constantine 2010.
- [Lar 05] **M.S.LARABI, B.ROUIDI**, " Diagnostic neuro-flou : Application a la machine asynchrone" étude d'ingénieur, université de Skikda, 2005.
- [Les 81] **LESENNE J. NOTELET F. SEGUIR G.** "Introduction a l'électrotechnique approfondie, Technique et documentation" Lavoisier, Paris, 1981.
- [Mih 02] **Y. Mihoub** "Commande Neuro-Floue D'une Machine Asynchrone" mémoire de magister, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, USTO 2002.
- [Oul 05] **Djaffar OULD ABDESLAM** « Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension » thèse de doctorat, Université de Haute-Alsace 2005.

## Bibliographie

---

[Par 04] **M. Parizeau** "Réseaux De Neurones" Laval 2004.

[Pir 07] **Piriyawong.V**, "Design and implementation of simple commutation method matrix converter", thèse de Master science, King Mongkut's Institute de technologie nord de Bangkok. 2007, Thaïlande.

[Roy 87] **G. ROY, L. DUGUAY, S. MANIAS, AND G.E.APRIL.** "Asynchronous operation of cycloconverter with improved voltage gain by employing a scalar control algorithm" In Conf. Rec. IEEE-IAS Annu. Meeting, 1987, pp. 889–898.

[Ven 80-1] **M.Venturini**, "A new sine wave in, sine wave out conversion technique eliminates reactive elements", Proc. Powercon 7, pp. E3-1-E313, 1980.

[VEN 80-2] **Venturini.M et Alesina. A**, " The generalized transformer: A new bidirectional sinusoidal wave form frequency converter with continuously adjustable input power factor", IEEE Proc., Power electronics specialists Conf. PESC'80, pp.242-252, Jun 1980, New York, USA.

[Whe 02] **Wheeler. P. W, Rodriguez. J, Clare .J. C, Empringham. L, and Weinstein. A**, " Matrix converters: A Technology review ", IEEE Trans. On industrial electronics, vol. 49, pp. 276-288, 2002.