



Université ABBES
LAGHROUR Khenchela



جامعة عباس لغرور خنشلة
Faculté de Sciences et Technologie
كلية العلوم و التكنولوجيا
Département de Génie Industriel
قسم الهندسة الصناعية

Spécialité : Electrotechnique **Option :** commande électrique

Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme
MASTER (LMD)

Commande par Réseaux de Neurones de la Machine Asynchrone

Réalisé par

BELHANI Amira
MERZOUGUI sihem

Dirigé par

Dr. BENNADDA Nabil
Dr. LABDANI rafik

Examiné par

Dr. BADIAF Yacine
Dr. LAGUNE Ouanes
Dr .BOURAS Mustapha

Année universitaire : 2019-2020

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ
الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي
خَلَقَ السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضَ
وَالَّذِي يُضَوِّبُ الْمَوْتِ
وَالَّذِي يُضَوِّبُ الْمَوْتِ
وَالَّذِي يُضَوِّبُ الْمَوْتِ

Dédicace

A MES CHERS PARENTS :

Avec tout mon amour et mon respect .Tous les mots ne sauraient exprimer ma gratitude et ma reconnaissance pour vos sacrifices , vous avez toujours été à mes côtés pour me soutenir et m'épauler.

A MON CHER MARI LAZHAR'

Je te remercie pour ton soutien inconditionnel durant toutes ces longues années et particulièrement cette difficile année d'étude.

A MES CHERS ENFANTS :

KASSEM ANIS (Bakus) MOUENIS(Manus) ET l'adorable thazizi (tizo) ; vous avez rempli ma vie de joie et de bonheur. Je vous souhaite tout ce qu'il y a de meilleur

A MA SŒUR AICHA et MES FRERES : KHEREDDINE , CHOUAKI , IMED ' Je vous adore tous ainsi vos femmes et vos enfants .

A LA MEMOIRE DE MON PETIT FRERE ' SAMIR '

J'aurais souhaité ta présence en ce moment pour entendre tes commentaires en sens d'humour, tu es toujours présent dans mon esprit et dans mon cœur. Aussi dans ce moment tu as toutes mes pensées.

Que ton âme repose en paix.

A MA BELLE FAMILLE :

Je vous remercie pour vos encouragements et je vous souhaite bonheur, santé et prospérité surtout OUARDA qui est toujours présente à mes côtés pour m'encourager .

A MA CHERE AMIE 'AMIRA'

Je te remercie pour ton amitié chère à mon cœur, et je te souhaite tout le bonheur du monde.

SIHAM

Dédicace

JE DEDIE CE MODESTE TRAVAIL ACCOMPAGNE D'UN PROFOND AMOUR :

*A ma sagesse et enseigne... à ma littérature et mon rêve à la source de patience, d'optimisme et d'espoir à tous ceux qui existent après Dieu et Son Messager ,**ma chère mère.***

*A être conscient de donner sans attendre. A ceux qui portent son nom avec fierté ..j'espère que Dieu se prolongera dans votre vie pour voir les fruits dont la récolte est venue après une longue attente et vos paroles resteront des étoiles les guidant aujourd'hui et demain et pour toujours et mon **cher père.***

*A ceux qui pontent dans leur yeux les souvenirs d'enfance et de ma jeunesse Mes frères :**SalahEddin , Kadour** et Mes sœurs .*

*A ceux qui jouissaient de la fraternité et se distinguaient par la loyauté et le don aux fontaines de l'honnêteté, net à ceux avec qui j'étais heureux, à ceux qui savaient les trouver et m'enseignaient à ne pas les perdre à mes amis :**Ali,Safa ,Manel ,Amar,Abdelhalim, Abd el Hafedh ,Ahmed.***

*A Ma binôme : **Siham.***

*A toute la promotion d'électrotechnique 2020, ainsi que tous
les professeurs éminents.*

AMIRA



Remerciement

Nous remercions avant tout ALLAH tout puissant, de nous avoir guidé toutes les années d'étude et nous avoir donné la volonté, la patience et le courage pour terminer ce travail.

Ensuite, nous remercions ces bons gras qui n'ont pas aidé, pendant cette période, et au premier plan de nous est notre professeur bien –aimé sur la lettre. Son Excellence

*Dr. Benhadja.NABIL, qui a pris soin de nos conseil et nous a conseillé et contribué avec nous à la préparation de cette recherche en nous amenant aux références et aux ressources nécessaires à toutes les étapes de ses étapes et n'oublions pas le propriétaire de la créativité et de la pensée, notre honorable **Mr. LABDANI. RAFIK**, pour son aide et ses précieux conseils, que Dieu le récompense.*

Nos remerciements vont également à tous les enseignants de département de science et de la technologie de l'université Abbas laghrour –khenchela qui ont contribué à notre formation, nous présentons notre profonde gratitude.

*Nos remerciements vont aux membres de jury: **Dr. BADI AF Yacine** **Dr. LAGUNE Ouanes**, **BOURAS Mustapha** ; qui ont accepté de juger notre travail et pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce dernier.*

Nous tenons à remercier toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, au bon déroulement de notre formation.

Enfin, nous ne finirons pas sans exprimer nos remerciements à tous nos collègues de la promotion Electrotechnique 2020.

AMIRA et SIHAM

Sommaire

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE	2
CHAPITRE I	
MODELISATION ET SIMULATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE	
I.1 INTRODUCTION	6
I.2 PRÉSENTATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	6
I.3 MODÉLISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	8
I.3.1 HYPOTHÈSES SIMPLIFICATRICES	8
I.3.2 MISE EN EQUATION DE LA MAS	9
➤ I.3.2.1 Equations électriques	10
➤ I.3.2.2 Equations magnétiques.....	10
➤ I.3.2.3 Équation Mécanique	11
I. 4 TRANSFORMATION DU SYSTÈME TRIPHASÉE.....	12
I.4 .1TRANSFORMATION CLARKE ET CONCORDIA :	12
I.4.2 TRANSFORMATION DE PARK	13
I.5 CHOIX DU RÉFÉRENTIEL	14
I. 5. 1 MODÈLE DE LA MAS DANS LE RÉFÉRENTIEL DE PARK	15
➤ Les équations électriques.....	16
➤ Les équations magnétiques.....	16
➤ Les équations mécaniques.....	17
➤ Représentation d'état de la Machine Asynchrone	17
I.5.2 MODÈLE DE MAS DANS LE RÉFÉRENTIEL LIE AU STATOR (A, B)	18
I.5.3 MODÈLE DE MAS DANS LE RÉFÉRENTIEL LIE AU ROTOR (X, Y)	19
I.6 Modélisation de l'onduleur associé à la machine Asynchrone	20
I.6.1 INTRODUCTION	20
I.6.2 MODÉLISATION DU REDRESSEUR À DIODES TRIPHASÉ DOUBLE ALTERNANCES	21
I.6. 3 MODÉLISATION DU FILTRE.....	22
I.6. 4 MODÉLISATION DE L'ONDULEUR DE TENSION	22
➤ I.6. 4.1 La technique de commande de l'onduleur de tension par MLI	25
I.7 SCHÉMAS BLOCS DES SIMULATIONS DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	26
I.7 .1 SCHÉMA BLOC DE SIMULATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE ALIMENTÉE PAR LE RÉSEAU	26

Sommaire

I.7.2 SCHÉMA BLOC DE SIMULATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE ASSOCIÉ A UN L'ONDULEUR ONDULEUR TRIPHASÉ	27
I.7.3 RÉSULTATS GRAPHIQUES DE SIMULATION.....	29
I.7.4 INTERPRÉTATIONS DES RÉSULTATS	31
I.8 CONCLUSION	31
CHAPITRE II	
<i>COMMANDE VECTORIELLE D'UNE MACHINE ASYNCHRONE</i>	
II.1 INTRODUCTION	34
II.2. PRINCIPE DE LA COMMANDE VECTORIELLE	34
II.2.1. PRINCIPE DU DÉCOUPLAGE	34
II.2.2. PRINCIPE DE LA COMMANDE VECTORIELLE PAR ORIENTATION DU FLUX :	35
II.2.3. ORIENTATION DU FLUX ROTORIQUE.....	35
II.3 COMMANDE VECTORIELLE DIRECTE À FLUX ROTORIQUE ORIENTÉ (DFOC) ...	37
II.4. COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE À FLUX ROTORIQUE ORIENTÉ	38
II.4 .1 MISE EN ÉQUATION DE LA COMMANDE IRFOC	39
II.4.2 ESTIMATION DE Ω_S ET DE Θ_S :	39
II. 4. 3 DÉCOUPLAGE PAR COMPENSATION	40
II.4. 4 BLOC DE DÉFLUXAGE.....	41
II.4.5 SCHÉMA FONCTIONNELLE DE LA COMMANDE.....	42
II.4.6. LA STRATÉGIE DE LA COMMANDE.....	43
➤ II. 4.6.1 Calcul des régulateurs.....	43
➤ Régulateur de la vitesse	43
➤ Régulateurs de courants	45
II.5. SIMULATION ET INTERPRÉTATIONS DES RESULTATS	47
II.5.1 REULTATS DE SIMULATION	47
➤ Test de démarrage à vide	48
➤ Test de démarrage En charge.....	49
➤ Test en charge variable	50
➤ Test en Inversion de sens de rotation.....	51
➤ Test en variation de la résistance rotorique	52
II.5.2 INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS	52
➤ démarrage à vide puis en charge	52
➤ Test avec couple de charge variable.....	53
➤ Test avec inversion de sens de rotation :	54
➤ Test pour la variation de la résistance rotorique :	54
II.6. CONCLUSION	54

CHAPITRE III

APPLICATION DES RNA SUR LA COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE

III.1 INTRODUCTION	56
III.2 GÉNÉRALITÉS SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	56
III.2.2 HISTORIQUE	57
III.2.3 DÉFINITIONS.....	58
➤ III.2.3.1 Modèle de Neurone Biologique	59
➤ III.2.3.2 Structure des Neurones :.....	59
➤ III.2.3.3 Fonctionnement des neurones	61
➤ III.2.3.4 Le Neurone Formel (Artificiel).....	62
➤ III.2.3.5 Réseaux de Neurones Artificiels :.....	64
III.2.4 PROPRIÉTÉS DES RÉSEAUX DE NEURONES	64
III.2.5 CLASSIFICATION DES RÉSEAUX DE NEURONES :.....	65
III.2.6 ARCHITECTURES	66
III.2.7 QUELQUES MODÈLES DES RÉSEAUX DE NEURONES.....	68
III.2.8 L' APPRENTISSAGE DES RNA.....	72
III.2.8.1 LES DIFFÉRENTS TYPES D' APPRENTISSAGE :	72
➤ Apprentissage supervisé	72
➤ •Apprentissage non supervisé :.....	73
➤ •Apprentissage auto-supervisé (Apprentissage par assignation de crédit)	73
III.2.8. 2 LES MÉTHODES D' APPRENTISSAGE	73
III.2.9 MISE EN ŒUVRE DE RÉSEAUX DE NEURONES	74
III.2.10 DOMAINES D'APPLICATIONS	75
III.2.11 AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS DES RÉSEAUX DE NEURONES	76
III.3 APPLICATION DE RNA SUR LA COMMANDE DE LA MAS	77
➤ MISE EN APPLICATION DES RÉSEAUX DE NEURONES.....	77
➤ CHOIX DU TYPE DE RÉSEAU DE NEURONES	77
➤ CHOIX DE LA STRATÉGIE D' APPRENTISSAGE	77
➤ CHOIX DE LA FONCTION COÛT.....	77
➤ ELABORATION DE LA BASE DE DONNÉES POUR L' APPRENTISSAGE	78
III.3.1 SCHÉMA BLOC DE LA COMMANDE DU MAS	79
III.3.2 RÉSULTATS DE SIMULATION	80
III.3.4 INTERPRÉTATIONS DES RÉSULTATS RN ET PI.....	83
A) LA VITESSE	83
B) EFFET DE LA RÉSISTANCE ROTORIQUE SUR LE COUPLE ÉLECTROMAGNÉTIQUE.....	83
C) EFFET DE LA RÉSISTANCE ROTORIQUE SUR LE FLUX ROTORIQUE.....	84

Sommaire

III.4 CONCLUSION.....	84
CONCLUSION GÉNÉRALE	86
BIBLIOGRAPHIE.....	88
ANNEXES.....	93

Liste des figures

CHAPITRE I

Fig.I.1 Vue éclaté de la machine asynchrone.

Fig.I.2 Représentation des enroulements de la MAS triphasée.

Fig.I.3 passage ABC- $\alpha\beta$.

Fig.I.4 passage de triphasé au biphasé.

Fig.I.5 Modèle triphasé réel et modèle biphasé équivalent.

Fig.I.6 Schéma de l'association onduleur-machine asynchrone.

Fig.I.7 Représentation du redresseur triphasé double alternance à diodes.

Fig. I.8 Représentation du filtre passe-bas.

Fig. I.9 Scématisation de l'ensemble onduleur-machine asynchrone.

Fig.I.10 Détermination des instants de commutation.

Fig.I.11 Schéma de principe de La MLI sinus-triangle .

Fig.I.12 Schéma bloc de simulation de la MAS alimenté par réseaux.

Fig.I.13 Les schéma bloc de simulation de la MAS avec onduleur dans le repère (d, q).

Fig.I.14 Les schéma bloc de simulation de la MAS avec onduleur dans le repère (α, β).

Fig.I.15 Les schéma bloc de simulation de la MAS avec onduleur dans le repère (x, y).

Fig.I.16 Résultat de simulation de la MAS alimenté par réseaux.

Fig.I.17 Résultats de simulation de la MAS alimentée par un onduleur avec [$C_r = 10Nm$ à $t = 1S$].

CHAPITRE II

Fig.II.1 principe du découpage pour la MAS par analogie avec la MCC.

Fig. II.2 Orientation du flux rotorique.

Liste de figures

Fig.II.3 Commande vectorielle indirecte d'une machine alimenté en tension.

Fig. II.4 Commande découplée-expression de φ_{rd} et C_e .

Fig.II.5 Bloc de défluxage.

Fig.II.6 Commande vectorielle directe de flux d'une machine alimentée en tension.

Fig.II.7 Schéma fonctionnel de régulation de vitesse.

Fig.II.8 Schéma fonctionnel de la régulation du courant i_{sd} .

Fig.II.9 Schéma fonctionnel de la régulation du courant i_{sq} .

Fig.II.10 Schéma bloc final de la commande vectorielle IRFOC.

Fig.II.11 Résultats de simulation de la machine asynchrone Lors du démarrage à vide.

Fig.II.12 Résultats de simulation de la machine asynchrone Lors du démarrage en charge à $t=1$ sec et enlèvement de la charge à $t=2$ sec.

Fig.II.13 Résultats de simulation de Test avec couple de charge variable de la machine asynchrone.

Fig.II.14 Résultats de simulation de Test avec inversion de sens de rotation de la machine.

Fig.II.15 Résultats de simulation de Test pour la variation de la résistance rotorique de la machine asynchrone.

CHAPITRE III

Fig.III.1 Structure d'un neurone biologique.

Fig.III.2 Transmission de l'information entre les neurones biologiques.

Fig.III.3 Représentation de base d'un neurone formel.

Fig.III.4 Les différentes possibilités de classification des réseaux neurones artificiels.

Fig.III.5 Schémas d'un réseau de neurones monocouche.

Fig.III.6 Schémas d'un réseaux de neurones multicouche.

Liste de figures

Fig.III.7 Architecture d'un réseaux récurrent.

Fig.III.8 Le modèle de kohonen.

Fig.III.9 Réseaux de Hopfield.

Fig.III.10 Schéma d'un perceptron.

Fig.III.11 Schéma de principe de l'Adeline.

Fig.III.12 Illustration de l'apprentissage supervisé.

Fig.III.13 Illustration de l'apprentissage no supervisé.

Fig.III.14 Le Régulateur neuronale.

Fig.III.15 Schéma bloc d'une IFOC à base des RNA de la MAS.

Fig.III.16 Résultats de simulation d'une IFOC à base des RNA de la MAS Lors du démarrage à vide.

Fig.III.17 Essai avec variation de la résistance rotorique et statorique utilisant le régulateur neurone (vitesse, courants, flux, couple).

Liste des Tableaux

Liste des tableaux

Tableau.I.1.Les trois organes d'un MAS.

Tableau.I.2.Les Avantages et les inconvénients d'un MAS.

Tableau.I.3Transformation biphasée.

Tableau.III.1 Transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Tableau.III.2Différent types de fonction d'activation.

Tableau.III.3Les Avantages et les inconvénients des réseaux de neurones.

Notations

Et symboles

Sommaire

Notation

L_s, L_r : Inductances propres statorique et rotorique(H).

M_{rs} : Inductance mutuelle entre phases rotoriques(H).

M_{sr} : Inductance mutuelle entre phases statoriques(H).

M : Inductance mutuelle entre phases statoriques et rotoriques(H).

C_e : Couple électromagnétique (N .m).

C_r :Le couple de charge (résistant) (N.m).

J : Moment d'inertie des partie tournantes ($kg .m^2$).

Ω : Vitesse de rotation mécanique du rotor de la MAS ($rad.sec^{-1}$).

γ : Coefficient de frottement visqueux de la MAS ($N.m.sec.rad^{-1}$).

O_d : Axe direct (indice d).

O_q : Axe quadratique (indice q).

O_o : Axe homopolaire (indice o).

$P(\theta)$: La matrice de transformation de PARK.

$p^{-1}(\theta)$: La matrice de transformation de PARK inverse.

θ : Est l'angle qui sert à la transformation de park est a priori quelconque. Il dépendra par la suite du choix du référentiel.

θ_r : position électrique de rotor (rad).

θ_s : position de stator(rad).

ω_s : pulsation des courants statoriques (rad /sec)

ω_r : pulsation des courants rotoriques (rad /sec).

ω : pulsation mécanique du rotor (rad/sec).

V_{sd}, V_{sq} : composantes de la tension statorique suivant l'axe d et l'axe q(repère d,q) (V).

Sommaire

V_{rd}, V_{rq} : composantes de la tension rotorique suivant l'axe d et q (repère d,q)(V).

i_{sd}, i_{sq} : composantes du courant statorique suivant l'axe d et l'axe q(repère d,q)(A).

i_{rd}, i_{rq} : composantes du courants rotorique suivant l'axe d et l'axe q(repère d,q)(A).

$\varphi_{sd}, \varphi_{sq}$: composantes du flux statorique suivant l'axe d et l'axe q (repère d,q)(Web)

$\varphi_{rd}, \varphi_{rq}$: composantes du flux rotorique suivant l'axe d et l'axe q(repère d,q)(Web).

V_{dc} : C'est la tension d'alimentation continue de l'onduleur.

P : Nombre de paires de pole.

Ω : Est la vitesse angulaire de rotation du système d'axes biphasé par rapport au système d'axes triphasé.

[X] : Vecteur d'état qui représente l'ensemble des variables du système.

[U] : Vecteur d'entrée ou de commande .

[A] : Matrice d'état dite également matrice d'évolution.

[B] : Matrice d'entrée.

σ : Coefficient de dispersion total.

T_r, T_s : Constante de temps rotorique et statorique.

V_{a0}, V_{b0} et V_{c0} : Sont les tensions d'entrée de l'onduleur autrement dit les tensions continues fourni par redresseur. Elles sont référencées par rapport au point milieu(o)d'un diviseur fictif d'entrée.

V_{an}, V_{bn}, V_{cn} : Sont les tensions simples appliquées à la charge.

V_{n0} Est la tension entre le point neutre (n) de la charge t le point milieu fictif(o).

K_i : Gain intégral.

K_p Gain proportionnel.

K_{ii}, K_{pi} : Gain proportionnelle et intégrale de régulateur PI du courant statoriques directe(d).

Sommaire

$K_{ii}K_{pi}$: Gain proportionnel et intégrale de régulateur PI du courant statoriques quadrature(q).

$K_{i\Omega}K_{p\Omega}$: Gain proportionnel et intégral de régulateur PI de la vitesse.

φ_{nom} : Flux rotorique nominale.

Ω_{nom} : Vitesse de rotation nominale.

ε : Signale d'erreur.

x : les entrer.

Y : les sorti désirer.

W_{ij} : Poids des liens.

Sommaire

Symboles

MAS : Machine Asynchrone.

MCC : Moteur à courant continu.

CVD : Commande Vectorielle Directe.

RNA : Réseaux de Neurones artificiels ;

PI : Régulateur proportionnel-Intégral.

f.é.m. : La force électromotrice.

IFOC : Commande Vectorielle par Orientation du flux Rotorique Indirect.

IA : l'intelligence artificielle

PI : régulateurs classiques

Introduction Générale

INTRODUCTION GENERALE

La **machine asynchrone** ou la machine à induction est une machine à courant alternatif sans connexion entre le stator et le rotor. Le terme asynchrone provient du fait que la vitesse de ces machines n'est pas forcément proportionnelle à la fréquence des courants qui la traversent.

Elle était inventée en 1887, par Nikola Tesla, Comme les autres machines électriques (à courant continu, synchrone), la machine asynchrone est un convertisseur électromécanique basé sur l'électromagnétisme permettant la conversion bidirectionnelle d'énergie entre une installation électrique parcourue par un courant électrique alternatif et un dispositif mécanique. Cette machine est réversible et susceptible de se comporter, selon la source d'énergie, soit en moteur soit en générateur dans les quatre quadrants du plan couple-vitesse [4].

Malgré sa simplicité de conception et d'entretien, à la faveur des industriels, la machine asynchrone possède un défaut important relativement à la machine à courant continu. En effet, l'alimentation par une seule armature fait que le même courant crée le flux et le couple et ainsi les variations du couple provoquent des variations du flux ce qui rend le modèle de la commande plus complexe. De nombreuses études ont été faites pour mettre au point des commandes performantes de la machine asynchrone à cage.

Grâce à l'évolution technologique de l'électronique de puissance et de la micro-informatique, le domaine d'entraînement électrique à vitesse variable, a connu un essor considérable. C'est pourquoi la MAS est actuellement utilisé pour la réalisation de la majorité des entraînements à vitesse variable.

En effet, la première commande qui a été introduite dans l'industrie était la commande scalaire, très répandue pour sa simplicité et son coût réduit, elle a occupée une grande partie des applications industrielles à vitesses variables. Seulement, les demandes aux applications plus performantes ont ouvert les voix aux chercheurs pour réaliser des commandes appropriées qui répondent aux exigences industrielles. La commande vectorielle (FOC) constitue actuellement un domaine de recherche particulièrement intéressant, sa plage s'étend des petites puissances jusqu'aux entraînements de grandes puissances. Elle est l'évolution du contrôle scalaire tout en maintenant ses performances en régimes transitoires. La grande différence entre ces deux stratégies de commande, réside dans le fait que pour un contrôle vectoriel les paramètres de la machine doivent être connus assez précisément, la dynamique du contrôle devient de plus en plus efficace [2].

Introduction Générale

La commande vectorielle dite commande vectorielle à flux orienté, (Field Oriented Control : FOC). Son principe consiste à éliminer le couplage entre l'inducteur et l'induit de la machine asynchrone, donc elle permet d'obtenir un fonctionnement comparable à celui d'une machine à courant continu. Cependant, l'expérience a montré les faiblesses de cette méthode face aux incertitudes des paramètres, qu'ils soient mesurés, comme la vitesse des moteurs, ou qu'ils varient en cours de fonctionnement, comme les résistances de rotor et du stator [1].

Actuellement, les techniques de l'intelligence artificielle sont largement utilisées dans de nombreux domaines tels que la régulation de processus industriels, le traitement d'image, le diagnostic, la médecine, la technologie spatiale et les systèmes de gestion de données informatiques. Parmi toutes les techniques intelligentes, les réseaux de neurones artificiels (RNA) semble avoir le maximum d'impact dans le domaine de l'électronique de puissance et dans la commande de machines électriques .

Les RNA constituent une technique de traitement de données bien comprise et bien maîtrisée. Ces techniques s'intègrent parfaitement dans les stratégies de commande. En effet, elles réalisent des fonctionnalités d'identification, de contrôle ou de filtrage, et prolonge les techniques classiques de l'automatique non linéaire pour aboutir à des solutions plus efficaces et robustes.

La question qu'on se pose alors est : la commande d'une machine asynchrone par les réseaux de neurones peut elles conduire à des meilleurs résultats ? Sinon que présentent-elles comme avantages et inconvénients par rapport aux techniques conventionnelles [2].

La réponse est l'objectif principal de ce travail, par l'évaluation on utilisant la simulation numérique des performances de la commande vectorielle par orientation du flux rotorique indirect d'une MAS comparés à celles obtenus par les Réseaux de Neurones Artificiels. Ce mémoire est structuré en trois chapitres comme suit:

✓ Dans le premier chapitre nous avons évoqué une généralité sur les machines asynchrones, leurs applications et leurs particularités, l'intérêt que présente par rapport aux autres machines, la modélisation de la machine et de l'alimentation constituée d'un onduleur de tension triphasé contrôlés en MLI, et une série de simulations réalisée à l'aide du logiciel a Matlab/simulink ont été envisagées.

✓ Dans le second chapitre nous avons présentés la commande vectorielle directe et indirecte de la machine asynchrone. en utilisant des régulateurs classiques (PI). Les résultats de simulations sous Matlab/simulink et des tests de robustesse seront présentés.

Introduction Générale

- ✓ Dans le troisième chapitre on s'intéresse à l'application du contrôle neuronal au moteur asynchrone. Après avoir présenté des généralités sur les RNA.
- ✓ On terminera par une conclusion générale et quelques perspectives.

CHAPITRE I

Modélisation et simulation de
la machine Asynchrone

I.1 Introduction

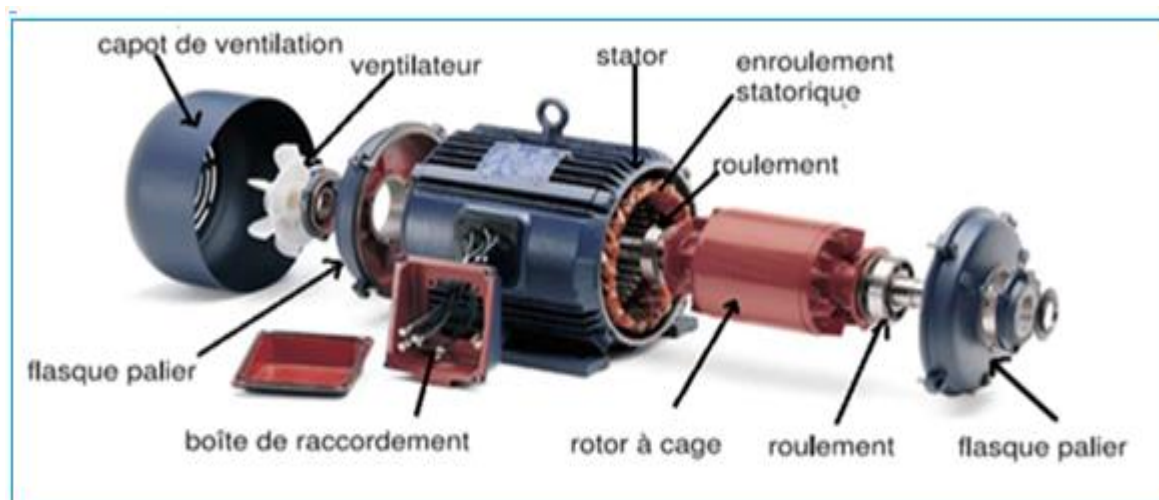
Afin d'étudier le comportement électrique et dynamique d'un système quelconque on fait appel à la modélisation, qui consiste à mettre en équations mathématiques ses différents paramètres.

Pour cette opération il est nécessaire de garder les phénomènes les plus importants et négliger les phénomènes secondaires, on se posant des hypothèses simplificatrices pour éviter que le système devienne complexe et demande un moyen de calcul très important.

Ce premier chapitre est l'objectif d'une étude de modélisation de la machine asynchrone, commençant par : des généralités sur cette machine, car le moteur asynchrone, est actuellement le moteur électrique dont l'usage est le plus répandu dans l'industrie. Son principal avantage réside dans l'absence de contacts électriques glissants, ce qui conduit à une structure simple, robuste et facile à construire. Relié directement au réseau industriel à tension et fréquence constantes, il tourne à vitesse peu différente de la vitesse synchrone [1].

Puis le développement du son modèle (de la MAS) à partir des équations générales, suivit par la transformation de PARK et le choix du référentiel afin d'obtenir la représentation d'état du modèle. Ensuite la modélisation de l'alimentation de la machine constituée d'un onduleur de tension triphasée contrôlée en MLI. Une série de simulations réalisée à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK a été envisagée, dans le but de vérifier les performances de l'association convertisseur-moteur asynchrone sous différentes conditions et pour valider les stratégies de commande développées dans les chapitres suivants.

I.2 Présentation de la Machine asynchrone



(fig.I.1) Vue éclatée de la machine asynchrone

La machine se compose des pièces principales montrées par la figure (*fig.I.1*), [3].

On classe les différentes pièces rencontrées dans toutes machines tournantes selon les trois grandes fonctions réalisées :

(Tableau .I. 1) Les trois organes d'un MAS

Organes électriques	Organes magnétiques	Organes mécaniques
- circuit rotorique, en court-circuit ou bobiné	Circuit magnétique statorique et rotorique	Carcasse supportant les flasques
- circuit statorique bobiné		- Roulements
- plaque à bornes		- Arbre
		- Ventilateur
		- Tiges de montage
		- Fixation du moteur

Le principe de fonctionnement du moteur nécessite la création d'un champ tournant en triphasé :

Les Trois bobines identiques placées à 120° sur le stator et alimentées par une tension alternative créent trois champs alternatifs qui, lorsqu'ils sont composés, forment un champ tournant. Ce champs, tournant peut entraîner en rotation une aiguille aimantée.

Le rotor est constitué d'un disque en aluminium ou en cuivre. Le champ tournant, issu des bobines du stator, induit dans le disque des courants. L'interaction de ces courants et du champ magnétique tournant crée un couple moteur qui provoque la rotation du rotor à une vitesse légèrement inférieure à celle du champ tournant : on dit qu'il y a « glissement ».

Le Moteur Asynchrone triphasé, d'une puissance de quelques centaines de watts à plusieurs mégawatts est le plus utilisé de tous les moteurs électriques. Son rapport coût/puissance est le plus faible. Associés à des onduleurs de tension, les moteurs asynchrones de forte puissance peuvent fonctionner à vitesse variable dans un large domaine (les derniers TGV, le Tram de Strasbourg, ...), [4], la machine asynchrone à des avantages et des inconvénients :

(Tableau .I. 2) *Avantages et inconvénient d'un MAS*

Avantages	Inconvénients
-Structure simple	
-Robuste et facile à construire.	-Non découplage naturel.
- Coût réduit.	- Non linéarités
-Absence d'un système bagues balais	

I.3 Modélisation de la Machine asynchrone

La Modélisation consiste à mettre en équation les différents paramètres du système. A l'issue de cette opération, on se trouve face au problème suivant ; plus le modèle se rapproche de la réalité, plus il devient complexe et demande un moyen de calcul très important, par contre si le système est simplifié, les calculs deviennent faciles mais on s'éloigne de la réalité. Un choix judicieux consiste à idéaliser la machine et par conséquent garder les phénomènes les plus importants et négliger les phénomènes secondaires. Il est donc important que le modèle soit utilisable aussi bien en régime statique que dans le régime dynamique. Pour ce faire, on doit faire recoure a des hypothèses simplificatrices [5].

I.3.1 Hypothèses simplificatrices

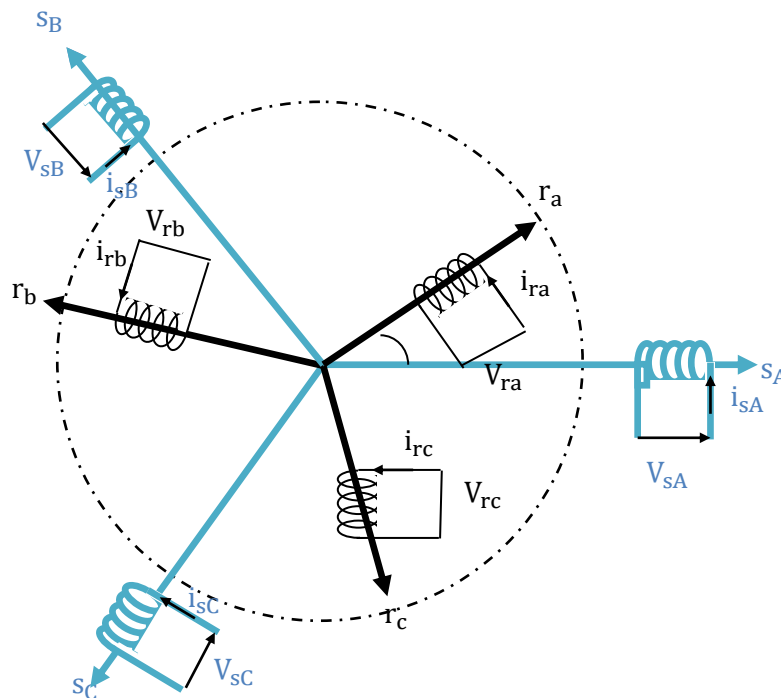
La modélisation de la machine asynchrone s'appuie sur un certain nombre d'hypothèses [6-9] :

- La parfaite symétrie de la machine
- L'absence de saturation et des pertes dans le circuit magnétique (l'hystérésis et le courant de FOUCAULT sont négligeables).
- La répartition sinusoïdale, le long de l'entrefer supposé constant, des champs magnétiques de chaque bobinage ;
- Les résistances des enroulements ne varient pas en fonction de la température du fonctionnement et on néglige également l'effet de peau ;
- L'alimentation est réalisée par un système de tensions triphasées symétriques ;
- La cage est assimilée à un bobinage triphasé en court-circuit de même nombre ;

- La densité du courant peut être considérée comme uniforme dans la section des conducteurs élémentaires. Ainsi, parmi les conséquences importantes de ces hypothèses on peut citer :
 - L'additivité de flux ;
 - La constance des inductances propres ;
 - La loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques en fonction de l'angle entre leurs axes magnétiques ;

I.3.2 Mise en Equation de la MAS

Dans l'espace électrique Le stator, le rotor (qu'il soit à cage d'écurie ou formé de trois bobines) sont constitués de trois enroulements séparés d'un angle électrique de 120° dans le repère triphasé, les trois vecteurs S_A, S_B, S_C ; sont orientés selon les axes des trois enroulements statoriques de la machine, de même r_a, r_b, r_c pour le rotor. L'axe S_A est souvent considéré comme référence, et l'angle θ définit la position du rotor par rapport au stator, comme le montre la (fig.I.2) [1], [5] [11].



(fig.I.2) Représentation des enroulements de la machine Asynchrone

Le comportement de la machine asynchrone est entièrement défini par trois types d'équation à savoir :

I.3.2.1 Equations électriques

En appliquant la loi d'Ohm et la loi de Faraday aux enroulements du stator et du rotor en utilisant les hypothèses simplificatrices, on obtient :

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s][i_s] + \frac{d[\varphi_s]}{dt} \\ [V_r] = [R_r][i_r] + \frac{d[\varphi_r]}{dt} \end{cases} \quad (I.1)$$

Avec :

$$\begin{cases} [V_s] = \begin{bmatrix} V_{sA} \\ V_{sB} \\ V_{sC} \end{bmatrix} \\ [V_r] = \begin{bmatrix} V_{ra} \\ V_{rb} \\ V_{rc} \end{bmatrix} \end{cases}, \begin{cases} [i_s] = \begin{bmatrix} i_{sA} \\ i_{sB} \\ i_{sC} \end{bmatrix} \\ [i_r] = \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \end{cases}, \begin{cases} [\varphi_s] = \begin{bmatrix} \varphi_{sA} \\ \varphi_{sB} \\ \varphi_{sC} \end{bmatrix} \\ [\varphi_r] = \begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (I.2)$$

Et :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}; [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (I.3)$$

I.3.2.2 Equations magnétiques

En se basant sur les hypothèses simplificatrices, on a les équations des flux statoriques et rotoriques linéaires, [12]

$$\begin{cases} [\varphi_s] = [L_s][i_s] + [M_{sr}][i_r] \\ [\varphi_r] = [L_r][i_r] + [M_{rs}][i_s] \end{cases} \quad (I.4)$$

Avec :

L_s, L_r : Inductances propres statoriques et rotoriques,

M_{sr} : Inductance mutuelle entre phases statoriques,

M_{rs} : Inductance mutuelle entre phases rotoriques.

Les matrices des inductances s'écrivent :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} l_s & m_s & m_s \\ m_s & l_s & m_s \\ m_s & m_s & l_s \end{bmatrix}; [L_r] = \begin{bmatrix} l_r & m_r & m_r \\ m_r & l_r & m_r \\ m_r & m_r & l_r \end{bmatrix} \quad (I.5)$$

La matrice des inductances mutuelles entre les phases du stator et du rotor dépend de la position angulaire θ entre l'axe du stator et celui du rotor.

$$[M_{sr}] = [M_{rs}]^t = \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (I.6)$$

En remplaçant les relations des équations (I.4) dans (I.1) on obtient les expressions suivantes:

$$\begin{cases} [V_s] = [R_s][i_s] + [L_s] \frac{d}{dt} [i_s] + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}][i_r] \} \\ [V_r] = [R_r][i_r] + [L_r] \frac{d}{dt} [i_r] + \frac{d}{dt} \{ [M_{rs}][i_s] \} \end{cases} \quad (I.7)$$

I.3.2.3 Équation Mécanique

Pour étudier les phénomènes transitoires électromécaniques avec une vitesse rotorique variable (par exemple le démarrage, le freinage, la variation de la charge à l'arbre, etc...), il faut ajouter l'équation de mouvement au système d'équations différentielles [11].

$$J \cdot \frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - f\Omega \quad (I.8)$$

Où :

C_e : Le couple électromagnétique.

C_r : Le couple résistant.

J : Moment d'inertie des parties tournantes.

Ω : Vitesse de rotation du rotor de la MAS.

f : Coefficient de frottement visqueux de la MAS.

La résolution des équations obtenues à partir du modèle de la (fig.I.2) est complexe car l'équation différentielle est à coefficients variables en fonction de θ .

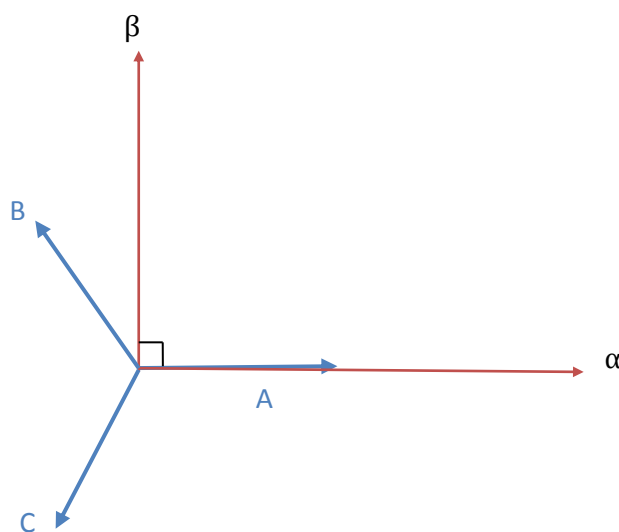
Pour cela on effectue une certaine transformation qui nous permet mathématiquement d'avoir un système linéaire et physiquement de transformer les enroulements de la machine originale en enroulements équivalents. Cette transformation est appelée transformation de Park. [5]

I. 4 Transformation du système triphasé

Le but de l'utilisation de cette transformation c'est de passer d'un système triphasé (A, B, C) vers un système biphasé (α , β). Il existe principalement deux transformations [2], [5] :

I.4.1 Transformation Clarke et Concordia :

La transformation de Clarke conserve l'amplitude des grandeurs mais pas la puissance ni le couple (on doit multiplier par un coefficient $3/2$). Tandis que celle de Concordia, qui est normée, elle conserve la puissance mais pas les amplitudes. Le choix de matrice non normée (Clarke) est pratique en commande car elle permet de comparer directement, par exemple, des valeurs efficaces en régime permanent



(fig. I.3): passage $ABC - \alpha\beta$

(Tableau. I. 3) Transformation biphasée

Transformation de Concordia	Transformation de Clarke
$[\mathbf{X}_{\alpha\beta}] = \mathbf{T}_{23} [\mathbf{X}_{ABC}]$ $\mathbf{T}_{23} = \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{1} & -\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{2}} & -\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{2}} \\ \mathbf{0} & \frac{\sqrt{\mathbf{3}}}{\mathbf{2}} & \frac{\sqrt{\mathbf{3}}}{\mathbf{2}} \end{bmatrix}$	$[\mathbf{X}_{\alpha\beta}] = \mathbf{C}_{23} [\mathbf{X}_{ABC}]$ $\mathbf{C}_{23} = \frac{\mathbf{2}}{\mathbf{3}} \begin{bmatrix} \mathbf{1} & -\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{2}} & -\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{2}} \\ \mathbf{0} & \frac{\sqrt{\mathbf{3}}}{\mathbf{2}} & \frac{\sqrt{\mathbf{3}}}{\mathbf{2}} \end{bmatrix}$

Ainsi on peut effectuer le passage du système réel (A, B, C) au système fictif (d, q) par une double transformation réalisée grâce à la transformation de Park. on applique la transformation de Concordia pour pouvoir passer du système (A, B, C) au système (α, β) puis, une rotation de l'angle entre le système d'axes (α, β) et le système d'axes (d, q)

1.4.2 Transformation de PARK

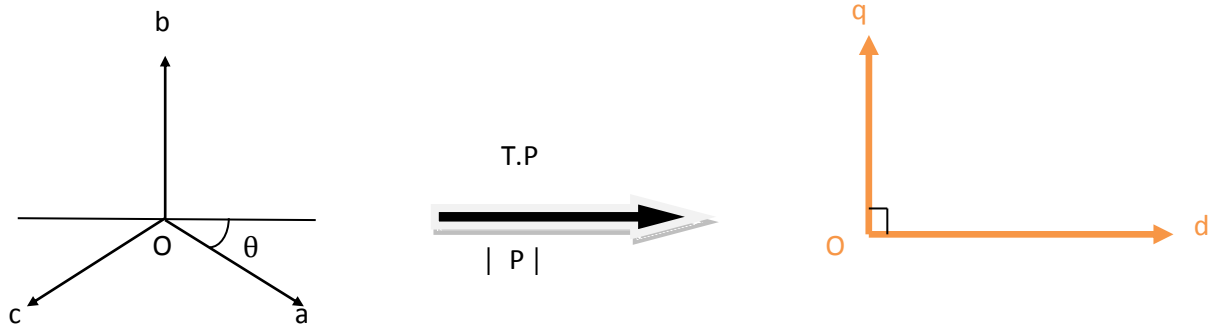
La transformation de Park a pour but de traiter une large gamme de machines de façon unifiée en un modèle unique. Cette conversion est appelée souvent transformation des axes, fait correspondant aux deux enroulements de la machine originale suivie d'une rotation, les enroulements équivalents du point de vue électrique et magnétique.

Cette transformation ainsi, pour l'objectif de rendre les inductances mutuelles du modèle indépendantes de l'angle de rotation [13]. Qui consiste à exprimer ces grandeurs dans un référentiel constitué de deux axes perpendiculaires \vec{O}_d et \vec{O}_q avec un déphasage θ (O_d, O_q) appelé angle électrique.

O_d : Axe direct (indice d)

O_q : Axe quadratique (indice q)

O_o : Axe homopolaire (indice o)



(fig. I.4): passage de triphasé au biphasé

Le passage des grandeurs réelles (courants, tensions et flux des trois phases) aux grandeurs équivalents (courants, tensions et flux) suivant les axes \vec{O}_d et \vec{O}_q et éventuellement homopolaire se fait par le changement de variables suivant:

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_o \end{bmatrix} = [P] \cdot \begin{bmatrix} X_A \\ X_B \\ X_C \end{bmatrix} \quad (\text{I.9})$$

Avec la matrice de Park donnée par

$$[P] = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

D'où La matrice inverse:

$$[P]^{-1} = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{I.11})$$

Avec:

θ : l'angle qui sert à la transformation de Park est a priori quelconque, elle dépendra par la suite du choix du référentiel

I.5 Choix du référentiel

L'isotropie du moteur asynchrone permet une souplesse dans la composition des équations de la machine selon deux axes à l'aide des composantes de Park, cela nécessite

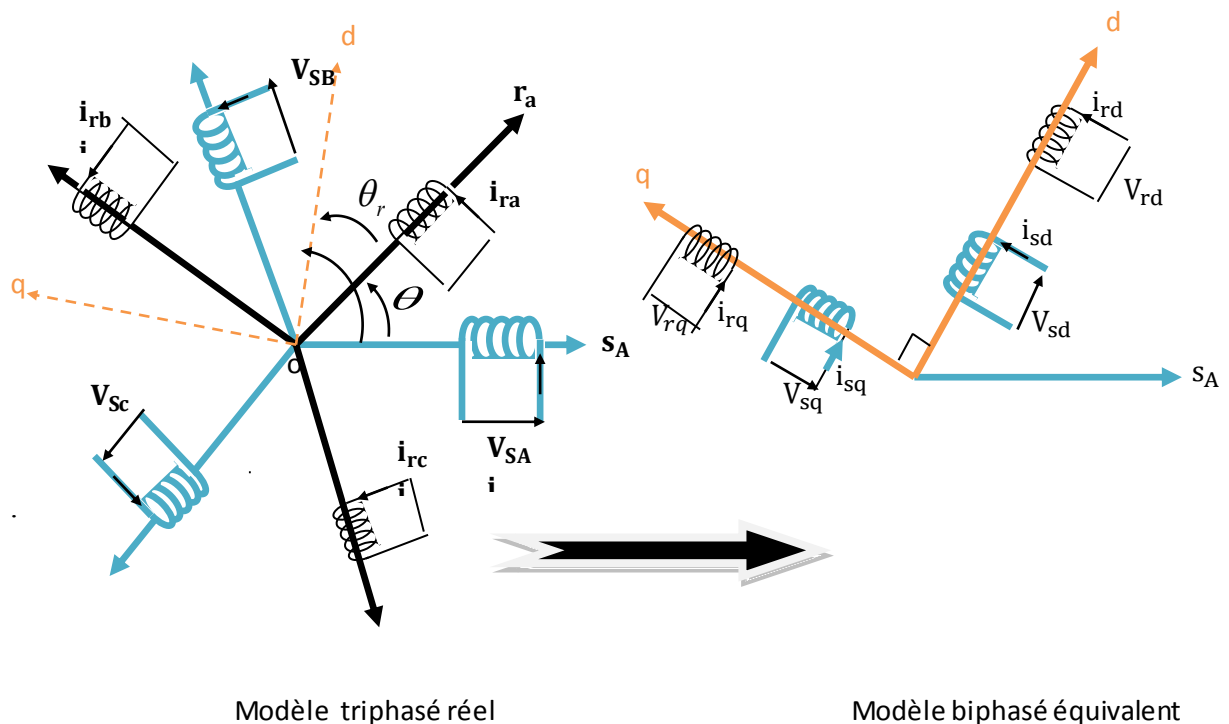
l'utilisation d'un repère qui permet de simplifier au maximum les expressions analytiques. Il existe différentes possibilités pour le choix du repère d'axes, se ramène pratiquement à trois référentiels (systèmes biphasés) orthogonaux : [13]

- ✓ Référentiel immobile par rapport au champ tournant : $(d-q) \rightarrow \omega = \omega_s$
- ✓ Référentiel immobile par rapport au stator : $(\alpha-\beta) \rightarrow \omega = 0$
- ✓ Référentiel immobile par rapport au rotor : $(x-y) \rightarrow \omega = \omega_r$

Où : ω est Vitesse angulaire de rotation du système d'axes biphasé par rapport au système d'axes triphasé.

I. 5. 1 Modèle de la MAS dans le référentiel de Park

Vu la complexité des équations qui permettent la modélisation de la machine dans le plan (a, b, c), il est très difficile d'en tirer des stratégies de commande. Pour cela on utilise la transformation de Park qui simplifie la tâche. (fig. I. 5)



(fig.I.5) Modèle triphasé réel et modèle biphasé équivalent

L'application de la transformation de Park au modèle de la machine asynchrone, conduit à des équations exprimées dans un repère lié au champ tournant : $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \neq 0$

- Les équations électriques

La transformation de Park des équations électriques donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d}{dt} \varphi_{sd} - \omega_s \varphi_{sq} \\ V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d}{dt} \varphi_{sq} + \omega_s \varphi_{sd} \\ V_{dr} = R_r i_{rd} + \frac{d}{dt} \varphi_{rd} - (\omega_s - \omega) \varphi_{rq} = 0 \\ V_{qr} = R_r i_{rq} + \frac{d}{dt} \varphi_{rq} + (\omega_s - \omega) \varphi_{rd} = 0 \end{array} \right. \quad (I.12)$$

Avec $\omega_r = \omega_s - \omega$

V_{dr} et V_{qr} sont nuls puisque le rotor étant en court-circuit.

Puisque le système est équilibré on a $V_{Os} = V_{Or} = 0$.

- Les équations magnétiques

La transformation de Park des équations magnétiques donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} \varphi_{sd} = L_s i_{sd} + M i_{rd} \\ \varphi_{sq} = L_s i_{sq} + M i_{rq} \\ \varphi_{rd} = L_r i_{rd} + M i_{sd} \\ \varphi_{rq} = L_r i_{rq} + M i_{sq} \end{array} \right. \quad (I.13)$$

Avec :

$$L_s = l_s - M_s \quad (I.14)$$

$$L_r = l_r - M_r \quad (I.15)$$

$$M = \frac{3}{2} M_{sr} \quad (I.16)$$

Comme le système est équilibré on a : $\varphi_{Os} = \varphi_{Or} = 0$

En remplaçant les équations (I.13) dans les équations (I.12) on obtient :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{sd} = R_s i_{sd} + L_s \sigma \frac{di_{sd}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d}{dt} \varphi_{rd} - \omega_s \left(L_s \sigma i_{sq} + \frac{M}{L_r} \varphi_{rq} \right) \\ V_{sq} = R_s i_{sq} + L_s \sigma \frac{di_{sq}}{dt} + \frac{M}{L_r} \frac{d}{dt} \varphi_{rq} + \omega_s \left(L_s \sigma i_{sd} + \frac{M}{L_r} \varphi_{rd} \right) \\ 0 = -\frac{R_r M}{L_r} i_{sd} + \left[\frac{R_r}{L_r} + \frac{d}{dt} \right] \varphi_{rd} - (\omega_s - \omega) \varphi_{rq} \\ 0 = -\frac{R_r M}{L_r} i_{sq} + \left[\frac{R_r}{L_r} + \frac{d}{dt} \right] \varphi_{rq} + (\omega_s - \omega) \varphi_{rd} \end{array} \right. \quad (I.17)$$

- **Les équations mécaniques**

L'expression du couple électromagnétique est donnée par [14-15] :

$$C_e = \frac{P_m}{\Omega} = P \frac{P_m}{\omega} \quad (I.18)$$

$$C_e = p \frac{M}{L_r} (\varphi_{rd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) \quad (I.19)$$

$$C_e - C_r = J \frac{d\Omega}{dt} + \Omega f \quad (I.20)$$

$$\frac{d\Omega}{dt} = p \frac{M}{J L_r} (\varphi_{rd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) - \frac{1}{J} C_r - \frac{f \cdot \Omega}{J} \quad (I.21)$$

Avec : $\omega = \Omega \cdot P$

P : Nombre de paires de pôle

C_r : Couple de charge (Résistant)

f : coefficient de frottement

- **Représentation d'état de la Machine Asynchrone**

Après calcul et réarrangement le système (I.12) s'écrit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d}{dt} i_{sd} = -\lambda i_{sd} + \omega_s i_{sq} + \frac{k}{T_r} \varphi_{rd} + \varphi_{rq} \frac{V_{sd}}{\sigma L_s} \\ \frac{d}{dt} i_{sq} = -\omega_s i_{sd} - \lambda i_{sq} - \omega k \varphi_{rd} + \frac{k}{T_r} \varphi_{rq} + \frac{V_{sq}}{\sigma L_s} \\ \frac{d}{dt} \varphi_{rd} = \frac{M}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \varphi_{rd} + (\omega_s - \omega) \varphi_{rq} \\ \frac{d}{dt} \varphi_{rq} = \frac{M}{T_r} i_{sq} - \frac{1}{T_r} \varphi_{rq} - (\omega_s - \omega) \varphi_{rd} \end{array} \right. \quad (I.22)$$

Avec : $\lambda = \frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{R_r M^2}{\sigma L_s L_r^2}$; $k = \frac{M}{\sigma L_s L_r}$; $T_r = \frac{L_r}{R_r}$; $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$

σ : coefficient de dispersion total

T_r : Constante de temps rotorique

A partir des systèmes d'équations (I.21) et (I.22), on obtient la forme d'état suivants :

$$\dot{X} = AX + B \cdot U \quad (I.23)$$

$$X = [i_{sd} \ i_{sq} \ \varphi_{rd} \ \varphi_{rq} \ \Omega]^T \text{ et } U = [V_{sd} \ V_{sq} \ C_r]^T$$

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{sd}}{dt} \\ \frac{di_{sq}}{dt} \\ \frac{d\varphi_{rd}}{dt} \\ \frac{d\varphi_{rq}}{dt} \\ \frac{d\Omega}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda & \omega_s & \frac{k}{T_r} & \omega k & 0 \\ -\omega_s & -\lambda & -\omega k & \frac{k}{T_r} & 0 \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & (\omega_s - \omega) & 0 \\ 0 & \frac{M}{T_r} & -(\omega_s - \omega) & -\frac{1}{T_r} & 0 \\ -\frac{PM\varphi_{rd}}{JL_r} & \frac{PM\varphi_{rq}}{JL_r} & 0 & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \varphi_{rd} \\ \varphi_{rq} \\ \Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \\ C_r \end{bmatrix} \quad (I.24)$$

C'est ce référentiel que nous allons choisir parce qu'il est mieux adapté à notre étude.

I.5.2 Modèle de MAS dans le référentiel lié au stator (α, β)

$$\theta_s = 0 \leftrightarrow \omega_s = \frac{d\theta_s}{dt} = 0 \quad (I.25)$$

Le système des équations (I.7) permet décrire pour ce cas :

$$\begin{cases} V_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d\varphi_{s\alpha}}{dt} \\ V_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d\varphi_{s\beta}}{dt} \\ 0 = R_r i_{r\alpha} \frac{d\varphi_{r\alpha}}{dt} + \omega_r \varphi_{r\beta} \\ 0 = R_r i_{r\beta} \frac{d\varphi_{r\beta}}{dt} - \omega_r \varphi_{r\alpha} \end{cases} \quad (I.26)$$

Les équations de flux sont :

$$\begin{cases} \varphi_{s\alpha} = L_s i_{s\alpha} + M i_{r\alpha} \\ \varphi_{s\beta} = L_s i_{s\beta} + M i_{r\beta} \\ \varphi_{r\alpha} = L_r i_{r\alpha} + M i_{s\alpha} \\ \varphi_{r\beta} = L_r i_{r\beta} + M i_{s\beta} \end{cases} \quad (I.27)$$

En remplace les équations(I.25) dans un les équations(I.24) on trouve :

$$\begin{cases} \frac{di_{s\alpha}}{dt} = -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) \cdot i_{s\alpha} + \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} \cdot \varphi_{r\alpha} + \frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} \cdot \varphi_{r\beta} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{s\alpha} \\ \frac{di_{s\beta}}{dt} = -\frac{1}{\sigma L_s} \left(R_s + \frac{M^2}{L_r T_r} \right) \cdot i_{s\beta} - \frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} \cdot \varphi_{r\alpha} + \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} \cdot \varphi_{r\beta} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{s\beta} \\ \frac{d\varphi_{s\alpha}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{s\alpha} - \frac{1}{T_r} \varphi_{r\alpha} - \omega_r \varphi_{r\beta} \\ \frac{d\varphi_{s\beta}}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{s\beta} + \omega_r \varphi_{r\alpha} - \frac{1}{T_r} \varphi_{r\beta} \end{cases} \quad (I.28)$$

Par ailleurs, l'équation mécanique de la machine est donné par :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_e - C_r - f\Omega \quad (I.29)$$

Et

$$C_e = P \frac{M}{L_r} (\varphi_{r\alpha} i_{s\beta} - \varphi_{r\beta} i_{s\alpha}) \quad (I.30)$$

$$\text{Donc } \frac{d\Omega}{dt} = p \frac{M}{JL_r} (\varphi_{r\alpha} i_{s\beta} - \varphi_{r\beta} i_{s\alpha}) - \frac{1}{J} C_r - \frac{f\Omega}{J} \quad (I.31)$$

Pour la forme d'état, en choisissant comme variables de commandes les tensions statoriques et comme variables d'état les flux rotoriques, les courants statoriques et la vitesse, l'équation d'état s'écrit comme l'équation (I.23):

D'où :

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{s\alpha}}{dt} \\ \frac{di_{s\beta}}{dt} \\ \frac{d\varphi_{r\alpha}}{dt} \\ \frac{d\varphi_{r\beta}}{dt} \\ \frac{d\Omega}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s} (R_s + \frac{M^2}{L_r T_r}) & 0 & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} & \frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\sigma L_s} (R_s + \frac{M^2}{L_r T_r}) & -\frac{\omega_r M}{\sigma L_s L_r} & \frac{M}{\sigma L_s L_r T_r} & 0 \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & -\omega_r & 0 \\ 0 & \frac{M}{T_r} & \omega_r & -\frac{1}{T_r} & 0 \\ -\frac{PM\varphi_{r\alpha}}{JL_r} & \frac{PM\varphi_{r\beta}}{JL_r} & 0 & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \\ \varphi_{r\alpha} \\ \varphi_{r\beta} \\ \Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{s\alpha} \\ V_{s\beta} \\ C_r \end{bmatrix} \quad (I.32)$$

Avec : $X = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta} \ \varphi_{r\alpha} \ \varphi_{r\beta} \ \Omega]^T$ et $U = [V_{s\alpha} \ V_{s\beta} \ C_r]^T$

[X] : vecteur d'état qui représente l'ensemble des variables du système.

[U] : vecteur d'entrée ou de commande.

[A] : matrice d'état dite également matrice d'évolution.

[B] : matrice d'entrée.

1.5.3 Modèle de MAS dans le référentiel lié au Rotor (x, y)

Ce repère lié au rotor (x, y) est intéressant pour l'observation des grandeurs réelles rotoriques notamment la constante de temps rotorique par exemple. Le modèle de la MAS dans un système d'axes lié au rotor (x, y) se déduit facilement du modèle précédent (les équation d'état de (d, q) dans ce cas ω constant et $\omega = \omega_s - \omega_r$, ce qui donnera :

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{sx}}{dt} \\ \frac{di_{sy}}{dt} \\ \frac{d\varphi_{rx}}{dt} \\ \frac{d\varphi_{ry}}{dt} \\ \frac{d\Omega}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda & \omega_r & \frac{k}{T_r} & \omega.k & 0 \\ -\omega_r & -\lambda & -\omega.k & \frac{k}{T_r} & 0 \\ \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{M}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & 0 \\ -\frac{PM\varphi_{rx}}{JL_r} & \frac{PM\varphi_{ry}}{JL_r} & 0 & 0 & -\frac{F}{J} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{sx} \\ i_{sy} \\ \varphi_{rx} \\ \varphi_{ry} \\ \Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sx} \\ V_{sy} \\ C_r \end{bmatrix} \quad (I.33)$$

Ou :

$$X = [i_{sx} \ i_{sy} \ \varphi_{rx} \ \varphi_{ry} \ \Omega]^T \text{ et } U = [V_{sx} \ V_{sy} \ C_r]^T$$

I.6 Modélisation de l'onduleur associé à la machine Asynchrone

I.6.1 Introduction

Le contrôle de la vitesse ou de position des machines asynchrones nécessite l'utilisation d'un convertisseur statique de puissance appelé conventionnellement onduleur de tension. A partir d'une source de tension continue, le convertisseur statique peut, grâce à une séquence appropriée d'ouverture et de fermeture de ses interrupteurs, commuter le courant dans les phases de la machine afin d'obtenir un système triphasé de courant parfaitement commandable.

Les tensions appliquées sur les phases de la machine sont de forme rectangulaire donc ayant un contenu harmonique élève qui provoque des pertes supplémentaires dans la machine ainsi que des oscillations mécaniques à basé fréquence sur l'arbre.

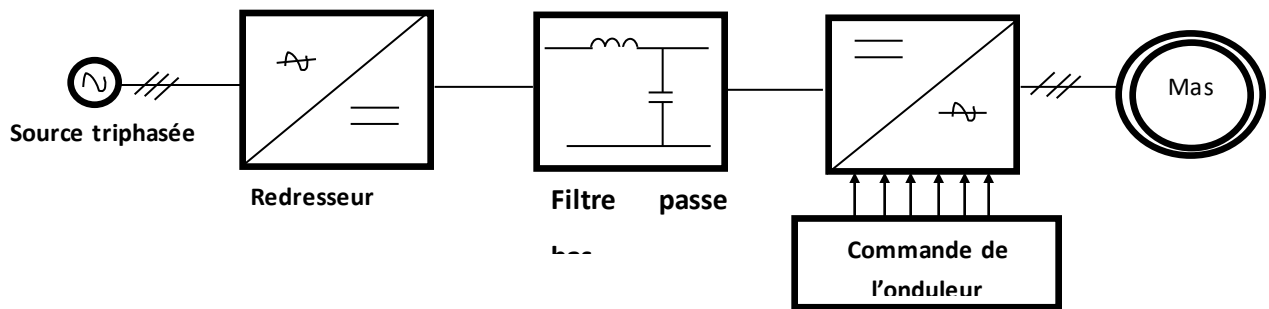
Afin de réduire ces phénomènes, il existe deux possibilités : Soit augmenter le nombre des niveaux de tension générés par l'onduleur, soit imposer sur chaque période des commutateurs judicieusement placées de manière à faire varier la valeur fondamentale de la tension de sortie tout en minimisant son contenu harmonique.

On parle de MLI (modulation de Largeur d'Impulsion) ou encore de PWM (Pulse Width Modulation) dont il propose un grand nombre de solution.

Pour illustrer le fonctionnement de l'onduleur et introduire les caractéristiques des grandeurs d'entrée et de sortie, il est intéressant d'étudier le comportement en « pleine onde ». Ensuite a La modulation de largeur d'impulsions (MLI).

Le réglage de la vitesse (ou de la position) du rotor d'un moteur asynchrone se réalise logiquement par action sur la fréquence de la tension (ou du courant) statorique [13].

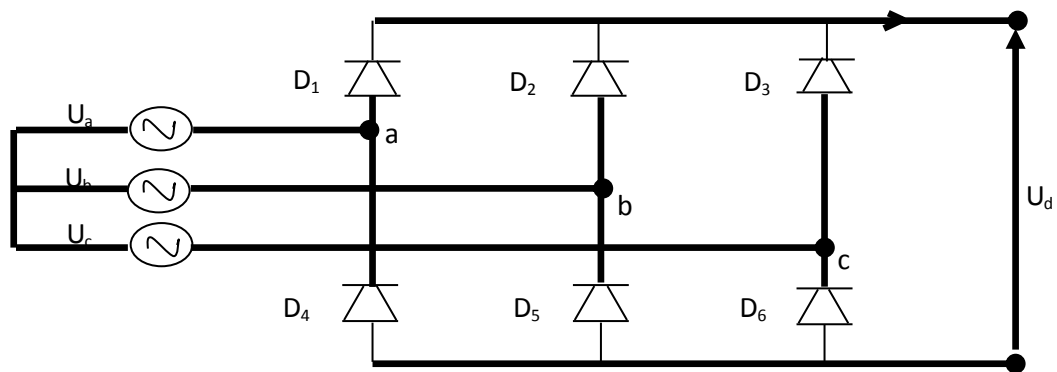
par conséquent, pour réaliser cette action, il faut se disposer d'une source d'alimentation capable de fournir une tension d'amplitude et de fréquence réglable en valeurs instantanées (fig.I.6).



(fig.I.6) Schéma de l'association onduleur – machine asynchrone

I.6.2 Modélisation du redresseur à diodes triphasé double alternances

Le convertisseur alternatif/continu [16] comporte trois diodes (D1, D2, D3) à cathode commune assurant l'allée du courant I_d et trois diodes (D4, D5, D6) à anode commune assurant le retour du courant I_d



(fig.I.7) Représentation du redresseur triphasé double alternance à diodes

On suppose que le redresseur est alimenté par un réseau triphasé équilibré tel que :

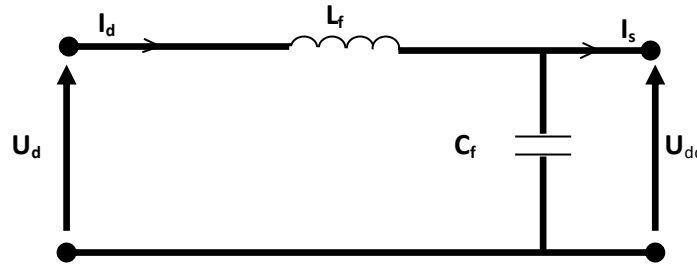
$$\begin{aligned} U_a(t) &= V_m \sin(2\pi ft) \\ U_b(t) &= V_m \sin(2\pi ft - \frac{2\pi}{3}) \\ U_c(t) &= V_m \sin(2\pi ft - \frac{4\pi}{3}) \end{aligned} \quad (I.32)$$

Si on néglige l'effet de l'empiètement, la tension de sortie du redresseur sera définie comme suit :

$$U_d(t) = \text{Max}[U_a(t), U_b(t), U_c(t)] - \text{Min}[U_a(t), U_b(t), U_c(t)] \quad (I.33)$$

I.6.3 Modélisation du filtre

On utilise un filtre passe – bas ($L_f C_f$), pour éliminer les hautes fréquences [16].



(fig1.8) Représentation du filtre passe – bas

Le modèle du filtre est défini par le système d'équation suivant [16].

$$\begin{aligned} U_d(t) &= L_f \frac{dI_d(t)}{dt} + U_{dc}(t) \\ \frac{dU_{dc}(t)}{dt} &= \frac{1}{C_f} (I_d(t) - I_s(t)) \end{aligned} \quad (I.34)$$

D'où la fonction de transfert du filtre ($I_s = 0$) :

$$F(s) = \frac{U_{dc}(s)}{U_d(s)} = \frac{1}{1 + (s\sqrt{L_f C_f})^2} \quad (I.35)$$

La fréquence de coupure de ce filtre est :

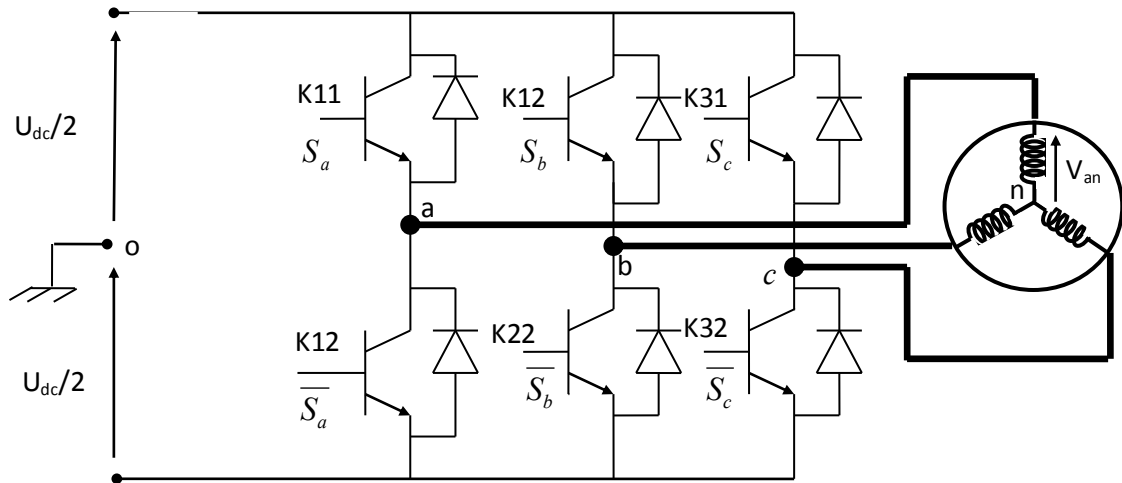
$$f_c = \frac{1}{\sqrt{L_f C_f}} \quad (I.36)$$

La détermination de L_f et C_f se fait en imposant une fréquence de coupure inférieure à la fréquence de la première harmonique à éliminer. [15].

I.6.4 Modélisation de l'onduleur de tension

L'onduleur de tension est un convertisseur statique qui transforme une tension continue en une tension alternative pour pouvoir alimenter des charges en courant alternatif. Les composants semi-conducteurs utilisés dans la structure peuvent être des GTO fonctionnant à des fréquences de commutation relativement basses, ou des IGBT les quels peuvent atteindre des fréquences de travail de l'ordre de 25 KHz. L'onduleur de tension permet d'imposer à la machine des ondes de tension à amplitude et fréquence variables à partir d'un réseau standard (220/380V-50Hz) après redressement et filtrage continue [17].

Pour modéliser l'onduleur de tension présenté par la (fig.I.9), on considère son alimentation comme une source de tension parfaite supposée être constituée de deux générateurs de force électromotrice égale à $U_{dc}/2$. Il est à noter que les interrupteurs d'un même bras ne doivent jamais être fermés simultanément. Chaque interrupteur n'est donc enclenché qu'une seule fois par période, c'est à dire que si : $S_j=1$, alors $\overline{S}_j=0$ avec $j = a, b, c$. [18].



(fig.I.9): Schématisation de l'ensemble onduleur – machine asynchrone

La commutation entre les interrupteurs est supposée instantanée et les chutes de tension à leurs bornes sont considérées négligeables.

$S_j = 1$ si l'interrupteur du haut est fermé et celui de bas est ouvert.

$S_j = 0$ si l'interrupteur du haut est ouvert et celui de bas est fermé.

Les tensions composées sont déterminées par le système d'équations:

$$\begin{aligned} V_{ab} &= V_{ao} + V_{ob} = V_{ao} - V_{bo} \\ V_{bc} &= V_{bo} + V_{oc} = V_{bo} - V_{co} \\ V_{ca} &= V_{co} + V_{oa} = V_{co} - V_{ao} \end{aligned} \quad (I.37)$$

Où V_{ao} , V_{bo} et V_{co} sont les tensions d'entrée de l'onduleur autrement dit les tensions continues fournis par le redresseur. Elles sont référencées par rapport au point milieu (o) d'un diviseur fictif d'entrée. D'après les relations de Charles [14]:

$$\begin{aligned} V_{ao} &= V_{an} + V_{no} \\ V_{bo} &= V_{bn} + V_{no} \\ V_{co} &= V_{cn} + V_{no} \end{aligned} \quad (I.38)$$

Avec :

V_{an} , V_{bn} et V_{cn} sont les tensions simples appliquées à la charge.

V_{no} est la tension entre le point neutre (n) de la charge et le point milieu fictif (o).

Le système triphasé fourni par l'onduleur étant équilibré, il en découle

$$V_{an} + V_{bn} + V_{cn} = 0 \quad (I.39)$$

Utilisant les équations (I.38) et (I.39) on obtient :

$$V_{no} = \frac{1}{3}(V_{ao} + V_{bo} + V_{co}) \quad (I.40)$$

Remplaçons (I.40) dans (I.38), on obtient :

$$\begin{aligned} V_{an} &= \frac{2}{3}V_{ao} - \frac{1}{3}V_{bo} - \frac{1}{3}V_{co} \\ V_{bn} &= -\frac{1}{3}V_{ao} + \frac{2}{3}V_{bo} - \frac{1}{3}V_{co} \\ V_{cn} &= -\frac{1}{3}V_{ao} - \frac{1}{3}V_{bo} + \frac{2}{3}V_{co} \end{aligned} \quad (I.41)$$

Donc le système (I.41) s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} V_{ao} \\ V_{bo} \\ V_{co} \end{bmatrix} \quad (I.42)$$

• Posons :

$$[T] = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \quad (I.43)$$

$$\begin{bmatrix} V_{ao} & V_{bo} & V_{co} \end{bmatrix}^T = \frac{U_{dc}}{2} [S_a \quad S_b \quad S_c]^T \quad (I.44)$$

Donc l'onduleur est modélisé par la matrice de transfert $[T]$ avec U_{dc} est la tension continue à la sortie du filtre. Le courant à l'entrée de l'onduleur :

$$i = S_a i_a + S_b i_b + S_c i_c \quad (I.45)$$

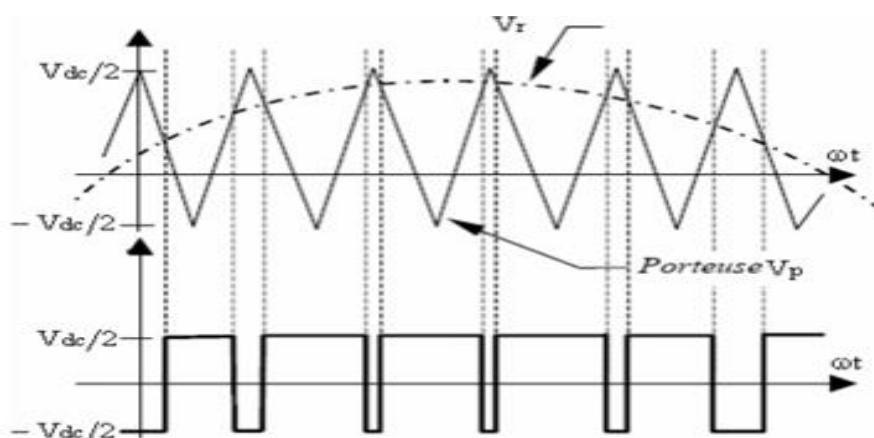
I.6.4.1 La technique de commande de l'onduleur de tension par MLI

L'objectif de la commande de l'onduleur de tension consiste, à envoyer des séquences d'amorçage et de blocage aux semi-conducteurs de l'onduleur. Les modalités d'implantation et les principes utilisés pour déterminer les instants de commande sont très variés [19].

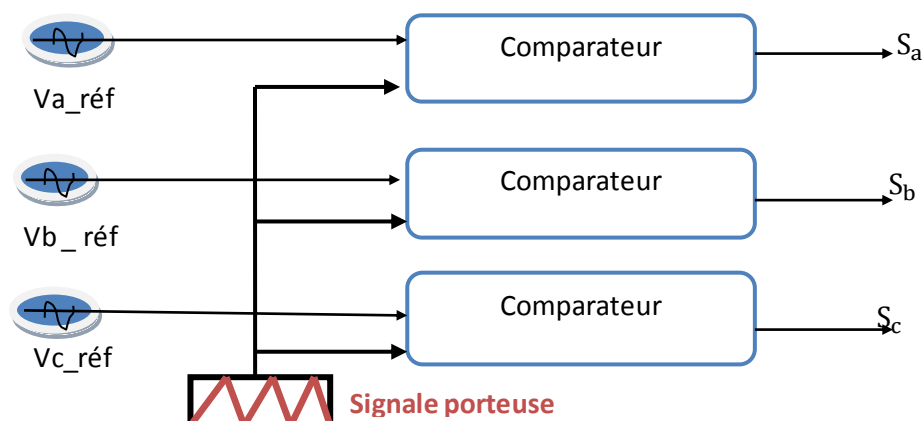
Pour La modulation de largeur d'impulsions (MLI) consiste à adopter une fréquence de commutation supérieure à la fréquence des grandeurs de sortie et à former une succession de créneaux de largeurs convenable (*fig.I.10*).

Elle utilise le principe d'intersection entre une référence sinusoïdale de fréquence f_m appelé modulante, et un signal triangulaire de haut fréquence f_p appelé la porteuse, afin de déterminer les instants de commutation (*fig.I.11*). Les paramètres essentiels de la MLI sont :

- ✓ L'indice de modulation m égal au rapport de la fréquence de la porteuse à la fréquence du modulante : $m = \frac{f_p}{f_m}$.
- ✓ Le coefficient de réglage en tension r égal au rapport de l'amplitude de la tension de référence (V_m) à la valeur crête de l'onde de la porteuse V_p : $r = \frac{V_m}{V_p}$.
- ✓ La valeur maximale du fondamentale de la tension de phase à la sortie de l'onduleur vaut : $V_{1max} = r \frac{U_{dc}}{2}$



(*fig.I.10*) Détermination des instants de commutations



(fig.I.11) schéma de principe de la MLI sinus – triangle

Les principaux objectifs d'une MLI sont les suivants [19]:

- Repousse les harmoniques de la tension de sortie vers des fréquences élevées, ce qui facilite le filtrage.
- Réglage de la tension de sortie.
- Obtention dans la charge des courants dont la variation est proche de la sinusoïde par le contrôle de l'évolution des rapports cycliques, et grâce à la fréquence des commutations des interrupteurs par rapport à la fréquence de sortie.

Minimisation des oscillations sur la vitesse, le couple et les courants; Ce qui permettra de réduire la pollution en harmonique dans le réseau électrique avec minimisation des pertes et donc amélioration du rendement.

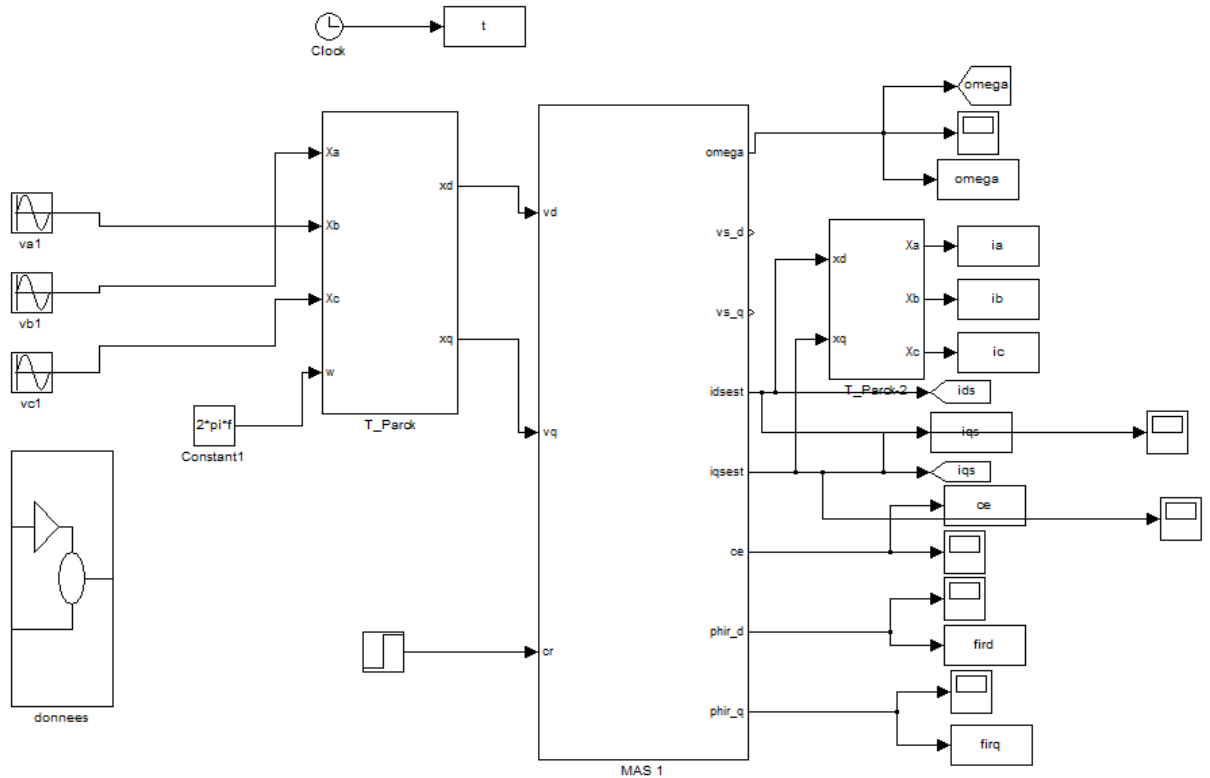
I.7 Schémas blocs des simulations de la Machine asynchrone

Une simulation en SIMULINK sous MATLAB est effectuée afin de suivre le comportement des différentes grandeurs qui caractérisent la machine en visualisant les résultats sous forme graphique. Ses paramètres sont donnés à l'annexe A.

I.7.1 Schéma bloc de simulation de la Machine asynchrone alimentée par le réseau

Le but de cette simulation est de valider le modèle adopté de la machine asynchrone, et d'analyser le comportement lorsque la machine est alimentée directement par le réseau standard.220 / 380V

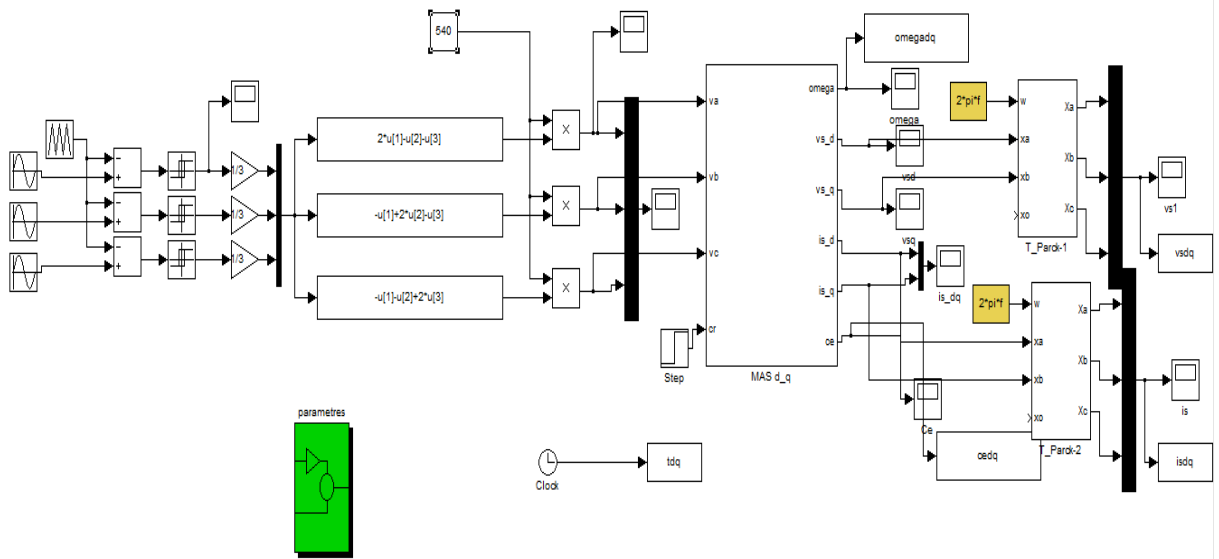
La structure en schéma bloc présentée par la figure (I.12). Les entrées sont la tension d'alimentation v_{sd}, v_{sq} (repère de Park) ainsi que le couple résistant C_r et comme sorties la vitesse Ω , le couple électromagnétique C_e , les courants statorique et les flux rotoriques.



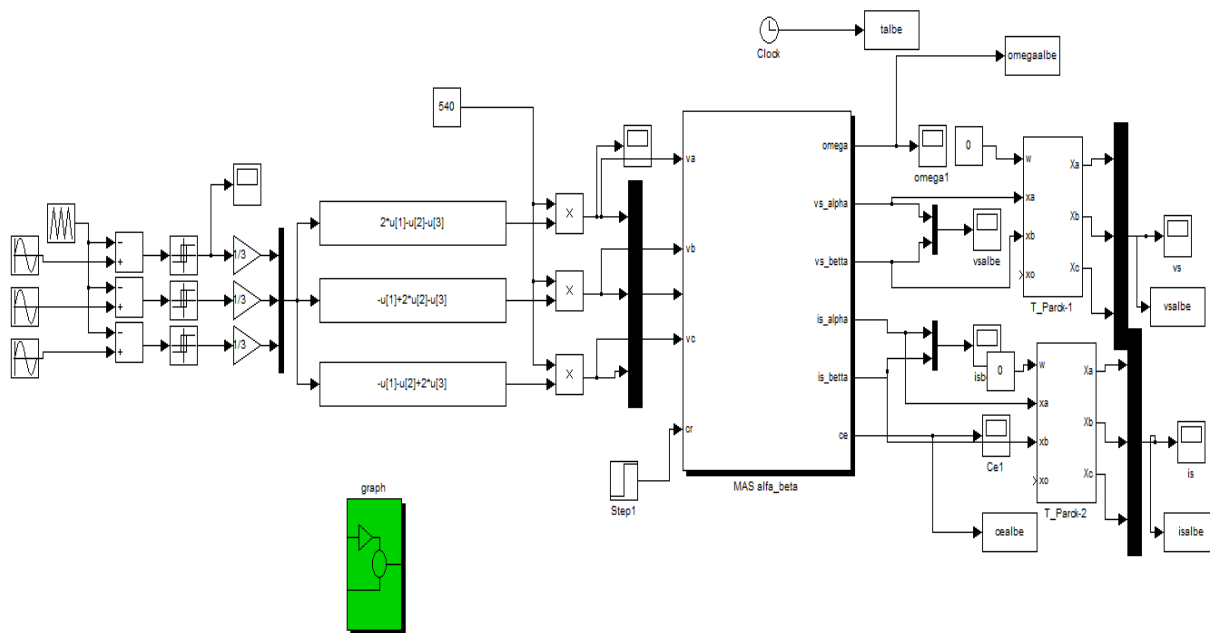
(fig.I.12) schéma bloc de simulation de la MAS

I.7.2 Schéma bloc de simulation de la Machine asynchrone associé a un l'onduleur onduleur triphasé

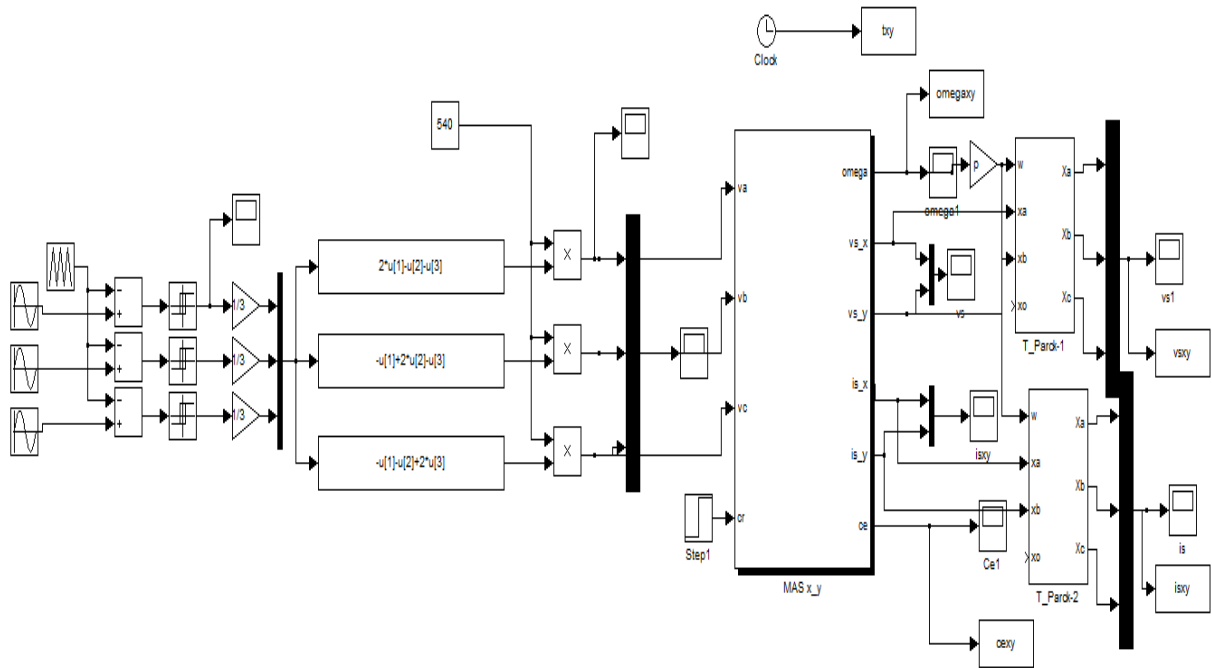
Les équations du modèle de la machine associé a l'onduleur sont représentées par le schéma bloc (fig.I.13), (fig.I.14) et (fig.I.15).



(fig.I.13) Schéma bloc de simulation de la MAS avec onduleur dans le répers (d,q)

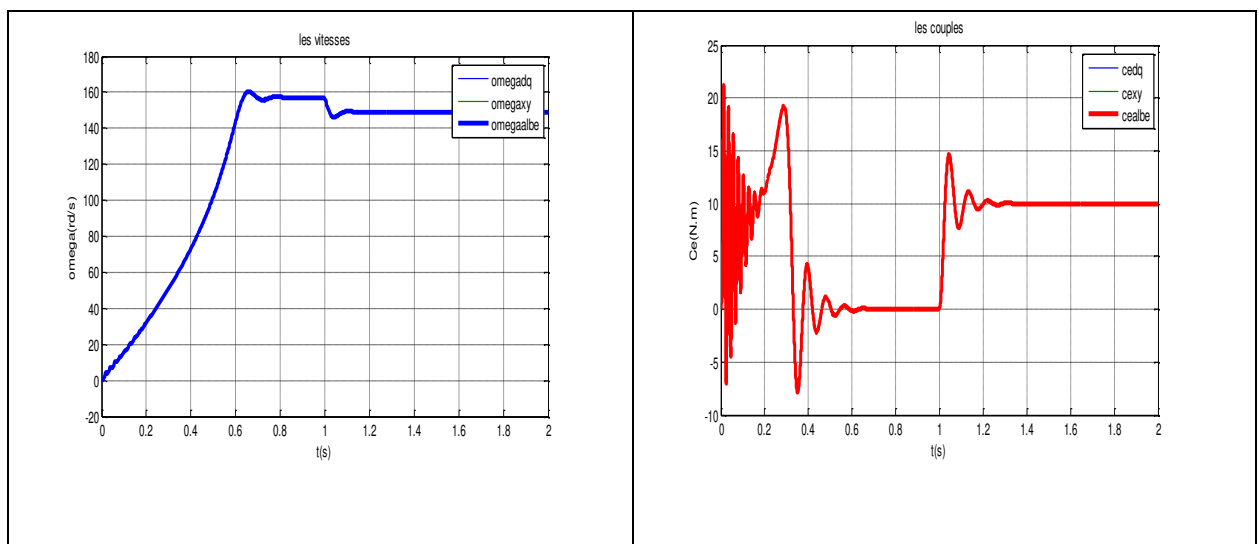


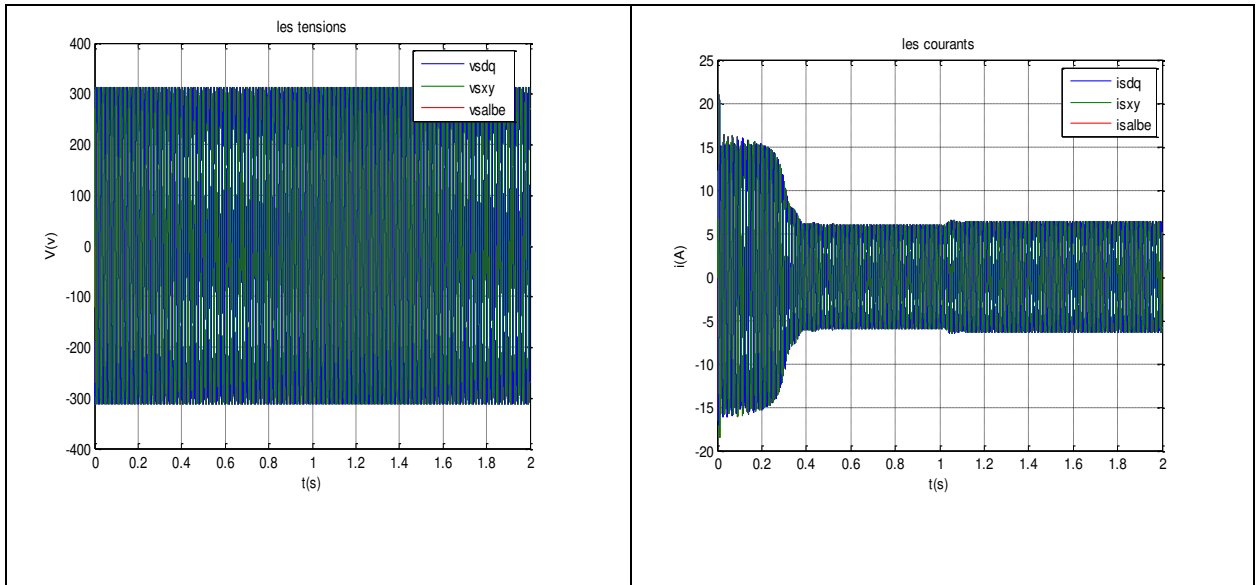
(fig.I.14) Schéma bloc de simulation de la MAS avec onduleur dans le répers (alpha, beta)



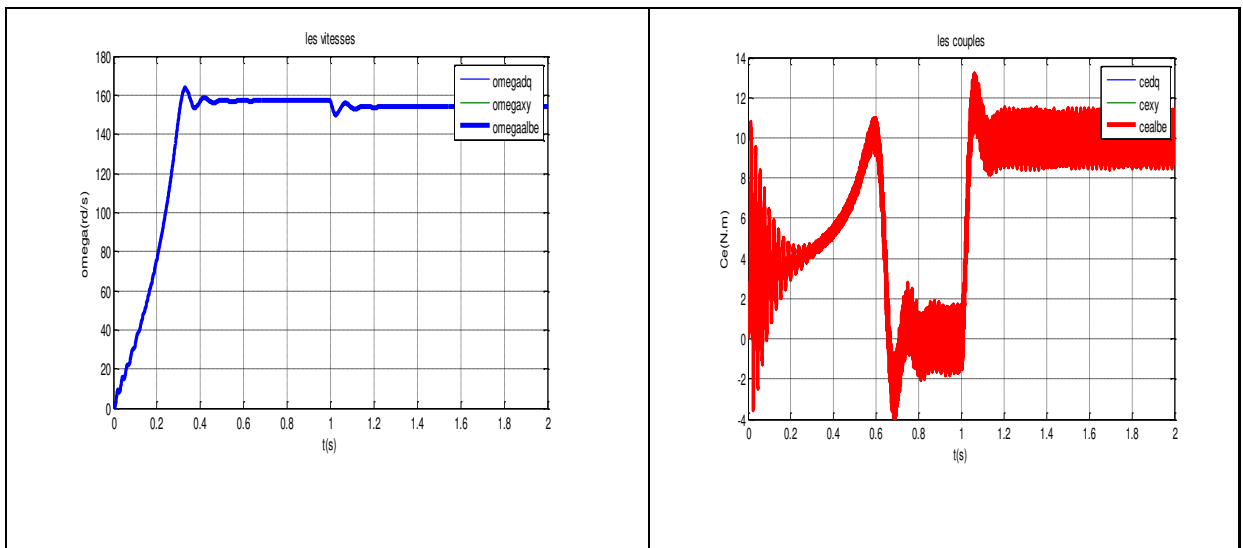
(fig.1.15) Schéma bloc de simulation de la MAS avec onduleur dans le répers (x, y)

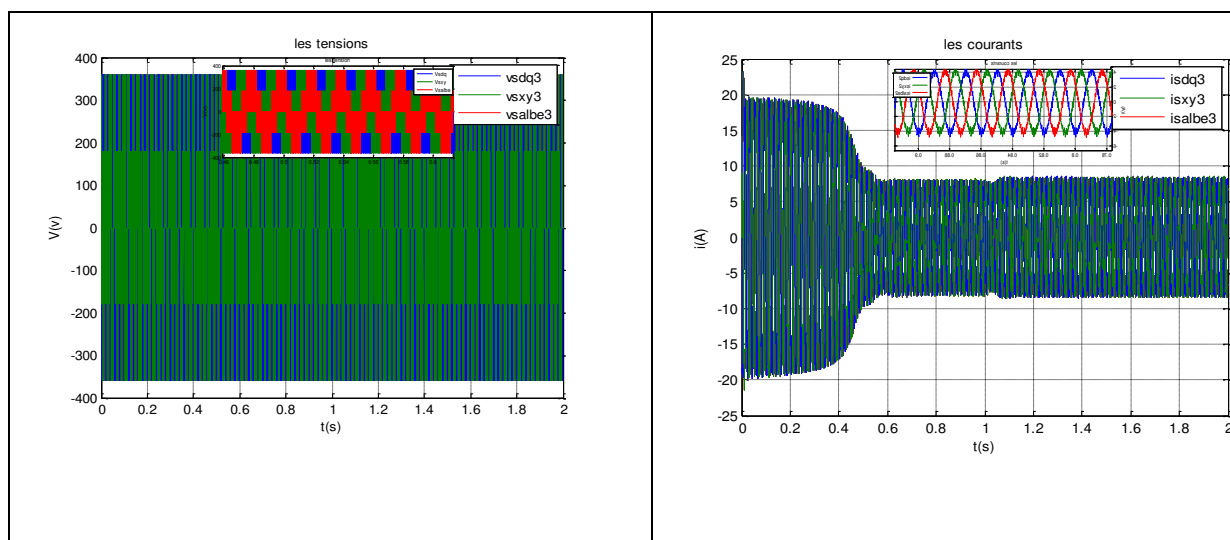
1.7.3 Résultats graphiques de Simulation





(fig. 16) Résultats de simulation de la MAS alimentée par le réseau





(fig. I. 17) Résultats de simulation de la MAS alimentée par un onduleur avec $[C_r = 10N.m$ à $t = 1sec$].

I.7.4 interprétations des résultats

Les résultats de simulation sous Matlab/simulink de la MAS à vide et en charge alimentée directement par le réseau triphasé dans les trois repères sont illustrés par la figure (1.16).

Et La figure (1.17) regroupe les différents résultats de simulation des différentes allures de la machine Asynchrone dans les trois repères, associés à un onduleur triphasé commandé en MLI.

A partir de ces figures (fig. I. 16) et (fig. I. 17) On constate que :

Les courbes des deux simulations de la machine alimentée par le réseau et par l'onduleur de tension sont presque les mêmes alors le comportement du système MAS-Onduleur reste identique à celui de la machine alimentée par des tensions parfaitement sinusoïdales avec des petites oscillations dues à la fréquence de commutation des interrupteurs.

I.8 Conclusion

Ce chapitre concerne la modélisation de la machine asynchrone et de son alimentation construite d'un onduleur de tension triphasé à deux niveaux et d'un moteur asynchrone.

Pour éviter la complexité des équations différentielles, on a utilisé la transformation de Park qui a permis le changement du système triphasé réel en système biphasé linéaire équivalent à la machine ce qui signifie une facilité de résolution et de simulation.

On a procédé à la modélisation de l'onduleur de tension et de sa technique de commande (en utilisant les commandes MLI sinus-triangle), qui impose à la machine des ondes de tensions, à amplitudes et fréquences Variables.

Puis la simulation des performances du système MAS-Onduleur a donné Les résultats graphique qui ont montré la validité du modèle mathématique de la machine asynchrone. Lors de démarrage à vide, on constate l'importance des courants statoriques et rotoriques et le risque de sur-échauffement en cas de répétitions successives des essais. Pendant le régime transitoire, le couple est fortement pulsatif c'est à dire un bruit au niveau de la partie mécanique.

Une simulation en SIMULIK sous MATLAB du modèle fictif a permis de suivre le Comportement des grandeurs qui régissent le fonctionnement de la machine et qui a montré le couplage du flux au couple. Afin de linéarité le modèle et par conséquent découpler le flux du couple et ceci en appliquant une commande par l'orientation du flux rotorique. Cette commande, qui sera le thème du deuxième chapitre.

CHAPITRE II

*COMMANDE VECTORIELLE
D'UNE MACHINE ASYNCHRONE*

II.1 Introduction

La grande exploitation du contrôle de la machine à induction a commencé par l'invention du contrôle vectoriel par flux orienté à la fin des années 60, [20]. Les techniques de la commande vectorielle appelées aussi commande à orientation du flux ont pour but d'assurer un certain découplage dans les moteurs à courant alternatif de façon à ce que le flux et le couple de ces moteurs soient commandés indépendamment. Ces techniques tirent leur idée de base du modèle (d, q) du moteur asynchrone dans le repère synchrone et de la façon dont les moteurs à courant continu à excitation séparée sont commandés.

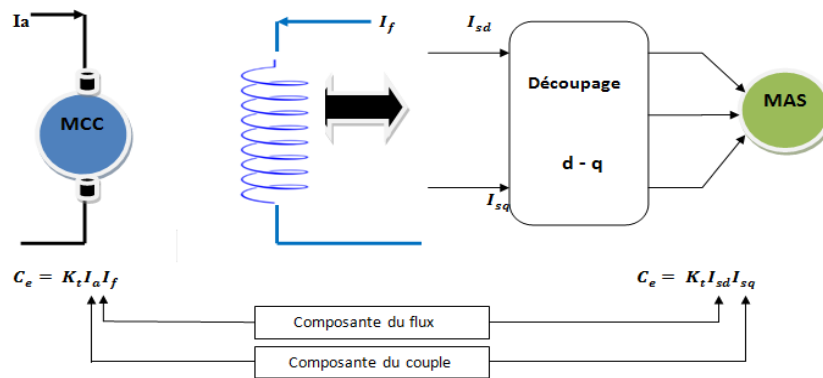
Elles sont basées sur l'orientation du flux dans la machine selon l'axe d, ce qui assure de ce fait que sa composante quadrature demeure tout le temps nulle. Le couple et le flux peuvent être contrôlés par deux différentes composantes du courant statorique. En maintenant le flux constant, le couple peut être réglé de façon indépendante du flux. Pour réaliser ces conditions, une commande vectorielle nécessite la connaissance de la position du flux à orienter. Ceci peut être réalisé par une mesure directe à l'aide de capteurs de flux, d'où le nom de commande directe, ou par une estimation indirecte d'où le nom de commande indirecte

- Contrôle par flux orienté
- Contrôle direct du couple

II.2. Principe de la commande vectorielle

II.2.1. Principe du découplage

Dans une machine à courant continu, le rotor est bobiné de telle manière, que l'axe de la force magnétomotrice de l'induit établit un angle de 90° avec l'axe du flux inducteur, et ceci quelle que soit la vitesse de rotation de la machine. De ce fait, le couple est proportionnel au produit du flux inducteur et de courant d'induit. Par contre, dans une machine asynchrone, l'angle entre le champ tournant du stator et celui du rotor varie avec le temps, ce qui donne des interactions complexe. Pour obtenir une situation équivalente à celle d'une machine à courant continu, on cherche un repère propre pour que le vecteur courant du stator se décompose en deux composantes, une qui produit le flux et l'autre le couple [21] (*fig. II. 1*).



(fig. II. 1) principe du découpage pour la MAS par analogie avec la MCC

II.2.2. Principe de la commande vectorielle par orientation du flux :

De l'anglais, Field Oriented Control ou FOC ; Le principe de cette commande est de réduire l'équation de couple électromagnétique de la machine afin d'être comparable à celle d'une machine à courant continu. Il existe trois types de commande vectorielle à flux orienté selon la nature du flux :

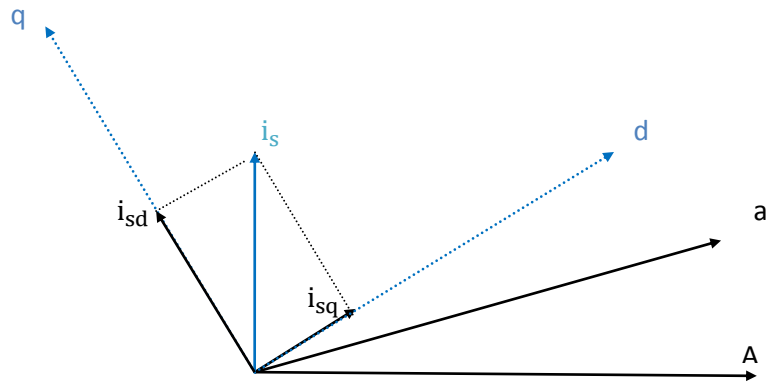
- commande vectorielle à flux rotorique orienté.
- commande vectorielle à flux statorique orienté.
- commande vectorielle à flux de magnétisation orienté.

La plus fréquemment utilisée est la commande vectorielle par orientation du flux rotorique, elle élimine l'influence des réactances de fuite rotorique et statorique et donnent de meilleurs résultats que les méthodes basées sur l'orientation du flux statorique ou d'entrefer [20], [21], [8]. Alors Ce type de commande qui sera traité.

Le choix du type de la commande vectorielle à flux orienté (CVOF) dépend du choix de l'équation de couple électromagnétique

II.2.3. Orientation du flux rotorique

Cette commande est réalisée en orientant le flux rotorique suivant l'axe direct "d" du repère tournant comme le montre la figure (II.2).



(fig. II. 2) Orientation du flux rotorique

Tels que $\varphi_{rd} = \varphi_r$ (constant) et $\varphi_{rq} = 0$.

le couple en régime quelconque s'exprime dans le repère (d,q) comme un produit croisé de courants ou de flux :

$$C_e = p \frac{M}{L_r} (\varphi_{rd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) \tag{II.1}$$

Donc si le flux rotorique est orienté sur l'axe d d'un repère lié au champ tournant alors le couple devient :

$$C_e = p \frac{M}{L_r} (\varphi_{rd} i_{sq}) \tag{II.2}$$

A l'examen de ces dernières relations, on constate que :

- la composante i_{sd} joue le rôle du courant d'excitation qui génère et contrôle le flux d'excitation φ_{rd}
- la composante i_{sq} joue le rôle du courant induit qui, à flux d'excitation donné, contrôle le couple.

Sachant que la commande vectorielle avec orientation du flux rotorique nécessite la condition suivante [21]:

$$\varphi_{rd} = \varphi_r \text{ et } \varphi_{rq} = 0 \tag{II.3}$$

En substituant (II.3) dans le (I.12) et en tenant compte de (II.2), on obtient :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{sd} = \sigma L_s \frac{di_{sd}}{dt} + \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{sd} - \omega_s \sigma L_s i_{sq} - \frac{M}{L_r^2} R_r \varphi_r \\ V_{sq} = \sigma L_s \frac{di_{sq}}{dt} + \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{sq} + \omega_s \sigma L_s i_{sd} + \omega \frac{M}{L_r} \varphi_r \\ \frac{d\varphi_r}{dt} = \frac{M}{T_r} i_{sd} - \frac{1}{T_r} \varphi_r \\ C_e = \frac{PM}{L_r} \varphi_r i_{sq} \\ \omega = \frac{M i_{sd}}{T_r \varphi_r} \\ J \frac{d\Omega_r}{dt} = C_e - C_r - f\Omega_r \end{array} \right. \quad (II.4)$$

Les deux principales méthodes d'établissement de la commande à flux rotorique orienté sont :

- La méthode à contrôle direct (DFOC) qui à été développé par F.Blaschke.
- Seconde connue par la méthode à contrôle indirect (IRFOC) développée par k.Hasse.

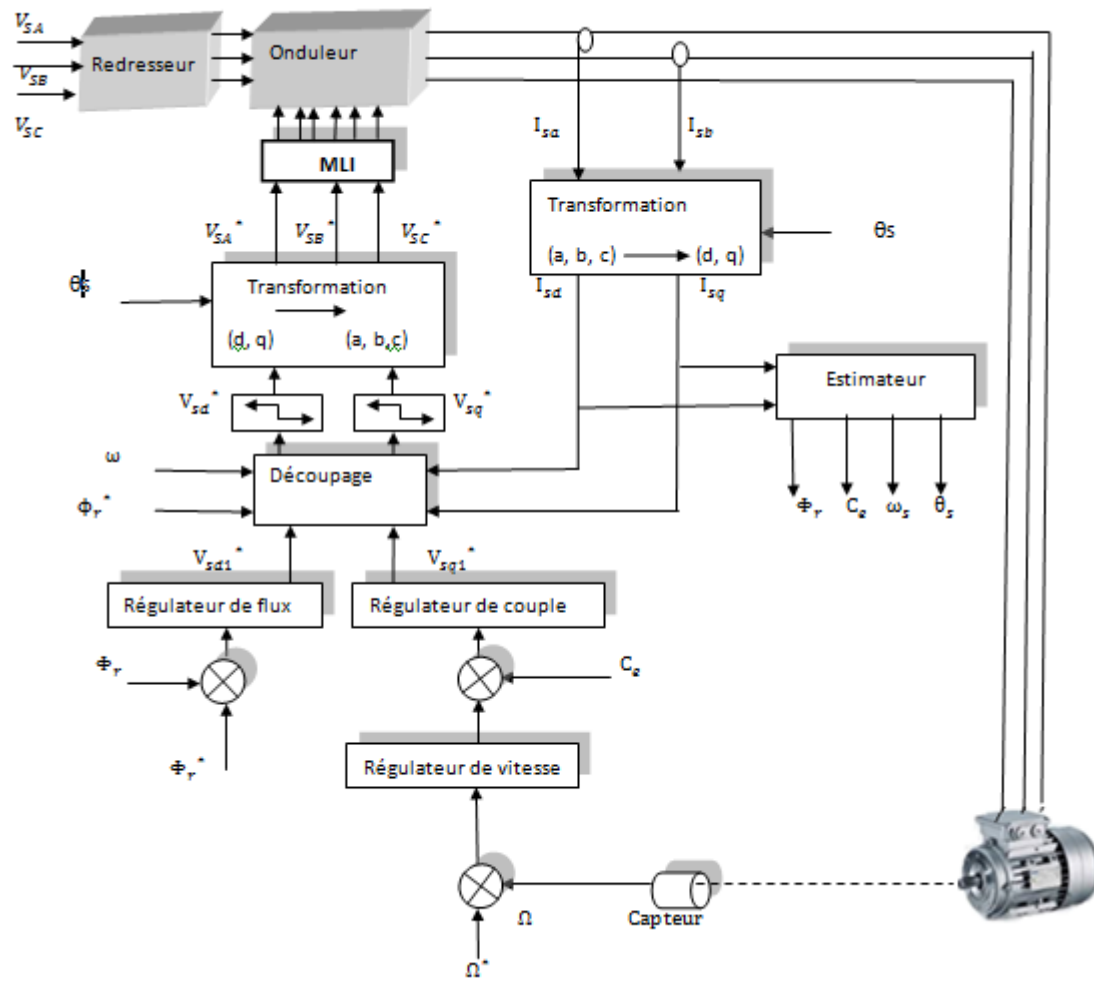
II.3 Commande Vectorielle Directe à Flux Rotorique Orienté (DFOC)

Le flux rotorique est déduit à partir du flux dans l'entrefer et du courant statorique, Le flux d'entrefer est mesuré avec des sondes à effet hall logées dans le bobinage statorique.

Le module du flux rotorique déduit est utilisé comme retour de la boucle de flux et l'orientation permet de ramener les composantes directes et transverse du courant au repère fixe. La commande directe ne fait pas explicitement apparaître les paramètres électriques de la machine.

Cependant, l'emplacement des sondes ou des bobines supplémentaires dans le bobinage statorique influe sur le coût de la machine et sur sa robustesse (nécessité de moteurs asynchrones spéciaux et la sensibilité des capteurs vis-à-vis de la température), Par conséquent, dans la grande majorité de cas, on fait appel à des estimateurs ou des observateurs à partir des mesures effectuées sur le variateur.

On peut en concevoir de très nombreuses variantes selon le mode d'alimentation de la machine et le référentiel choisi. La présentation de ce type de commande (*fig.II.3*).



(fig.II.3) Commande vectorielle directe de flux d'une machine alimentée en tension

II.4. Commande Vectorielle Indirecte à Flux Rotorique Orienté

La méthode indirecte consiste à ne pas réguler (donc ni mesuré, ni estimé) l'amplitude du flux rotorique mais à utiliser directement l'amplitude de référence φ_r^* .

Cette stratégie, est basée sur les équations de la machine dans le référentiel de champ tournant, permet d'estimer la position du flux rotorique. Elle présente l'avantage de ne pas nécessiter la mesure ou la reconstitution du flux mais exige la présence d'un capteur de position du rotor. Cette position est calculée à partir de la vitesse de la machine et d'autres grandeurs accessibles comme les courants ou les tensions statoriques. Toutefois, l'utilisation du modèle de la machine rend cette solution très sensible à la précision avec laquelle les paramètres du modèle sont connus. Ces paramètres dépendent largement des conditions de fonctionnement (saturation, échauffement, fréquence,). En cas d'imprécision sur la détermination de ces paramètres, le

découplage entre flux et couple ne sera pas assuré. La conséquence serait une dégradation des performances dynamiques et statiques [20], [24], [25], [26].

II.4.1 Mise en équation de la commande IRFOC

Rappelons que dans un repère lié au champ tournant, les équations des tensions statoriques et rotoriques de la MAS (I.17)

La mise en œuvre de la commande vectorielle à flux rotorique orienté est basée sur l'orientation du repère tournant d'axes (d,q) , tel que l'axe d soit confondu avec la direction de φ_r .

Les équations des tensions rotoriques deviennent :

$$\begin{cases} 0 = R_r i_{rd} + \frac{d}{dt} \varphi_{rd} \\ 0 = R_r i_{rq} + (\omega_s - \omega) \varphi_{rd} \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

Celles des flux :

$$\begin{cases} \varphi_{sd} = \sigma l_s i_{sd} + \frac{M}{L_r} \varphi_{rd} \\ \varphi_{sq} = \sigma l_s i_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

Et les composantes des tensions statoriques :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s i_{sd} + \sigma l_s \frac{d}{dt} i_{sd} + \frac{M}{L_r} \frac{d}{dt} \varphi_{rd} - \omega_s \sigma l_s i_{sd} \\ V_{sq} = R_s i_{sq} + \sigma l_s \frac{d}{dt} i_{sq} + \frac{M}{L_r} \frac{d}{dt} \varphi_{rq} + \omega_s \sigma l_s i_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

II.4.2 Estimation de ω_s et de θ_s :

Dans la commande IRFOC la pulsation statorique est déterminée indirectement depuis, la mesure de la vitesse mécanique et la relation suivante:

$$\begin{cases} \omega_r = \frac{M}{T_r \varphi_{rd}} i_{sq} \\ \omega_s = \omega_r + P\Omega \quad \text{Avec : } \omega = \Omega \cdot P \\ \omega_s = \frac{M}{T_r \varphi_{rd}} i_{sq} + P\Omega \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

Nous remarquons l'apparition de la constante de temps rotorique, qui est un paramètre influant sur les performances de cette commande. La position θ_s , est déterminée ensuite par l'intégration de ω_s :

$$\theta_s = \int \omega_s \cdot dt$$

D'où :

$$\theta_s = \int \left(\frac{M}{T_r \phi_{rd}} i_{sq} + P\Omega \right) dt \quad (\text{II.9})$$

II. 4. 3 Découplage par compensation

Les expressions du système (II.4) peuvent être exploitées telles quelles pour réaliser la commande vectorielle mais elles ont un grand inconvénient : V_{sd} influe à la fois sur i_{sd} et i_{sq} donc sur le flux et le couple. Il en est de même pour V_{sq} . Alors une nécessité d'un découplage [21].

Le découplage par compensation ; revient à définir deux nouvelles variables V_{sd1} et V_{sq1} telles que V_{sd1} n'agisse que sur i_{sd} et V_{sq1} sur i_{sq} . Définissons deux nouvelles variables de commande V_{sd}^* et V_{sq}^* [2] [22].

Deux nouvelles variables de commande V_{sd}^* et V_{sq}^* sont définies telles que :

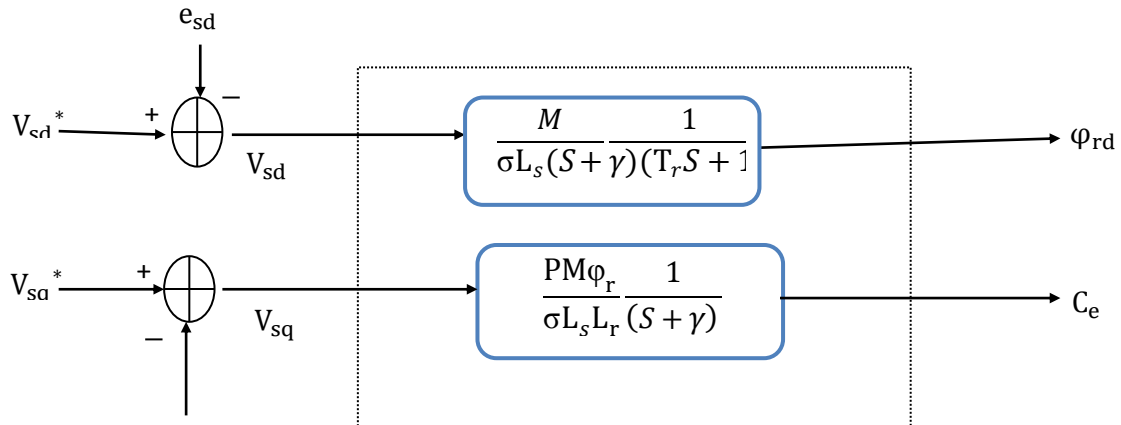
$$\begin{cases} V_{sd} = V_{sd}^* - e_{sd} \\ \quad \quad \quad et \\ V_{sq} = V_{sq}^* - e_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

Avec :

$$\begin{cases} e_{sd} = \omega_s \sigma L_s i_{sq} + \frac{M}{L_r^2} R_r \phi_r \\ e_{sq} = - \left(\omega_s \sigma L_s i_{sd} + \omega \frac{M}{L_r} \phi_r \right) \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

Les tensions V_{sd} et V_{sq} sont alors reconstitués à partir des tensions V_{sd}^* et V_{sq}^*

$$\begin{cases} V_{sd}^* = \sigma L_s \frac{di_{sd}}{dt} + \left(R_s + \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{sd} \\ V_{sq}^* = \sigma L_s \frac{di_{sq}}{dt} + \left(R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) i_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.12})$$



(fig.II.4) Commande découplée – expression de φ_{rd} et C_e

Avec :

$$\gamma = \frac{1}{\sigma T_s} + \frac{1 - \sigma}{\sigma T_r} \tag{II.13}$$

Les termes (e_{sd} , e_{sq}) représentent les forces électromotrices de compensation que l'on doit ajouter à la sortie de chaque régulateur, afin de reconstituer le vecteur tension modulant appliquée à la machine. Ces f.é.m. de compensation permettent de confirmer le découplage. D'après les équations des tensions

II.4.4 Bloc de défluxage

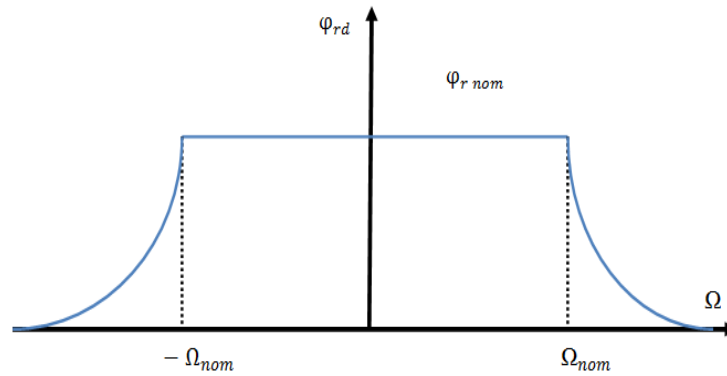
Les opérations à toutes vitesses caractérisant le fonctionnement optimal de la machine à induction sont réalisées pratiquement par un bloc de défluxage, voir (fig.II.11).Ce dernier est défini par la fonction non-linéaire suivante :

$$\begin{cases} \varphi_r = \varphi_{r\text{ nom}} & \text{Si } \Omega < \Omega_{\text{nom}} \\ \varphi_r = \frac{\varphi_{r\text{ nom}}}{\Omega} \Omega_{\text{nom}} & \text{Si } \Omega > \Omega_{\text{nom}} \end{cases} \tag{II.14}$$

Avec

$\varphi_{r\text{ nom}}$: Flux rotorique nominal

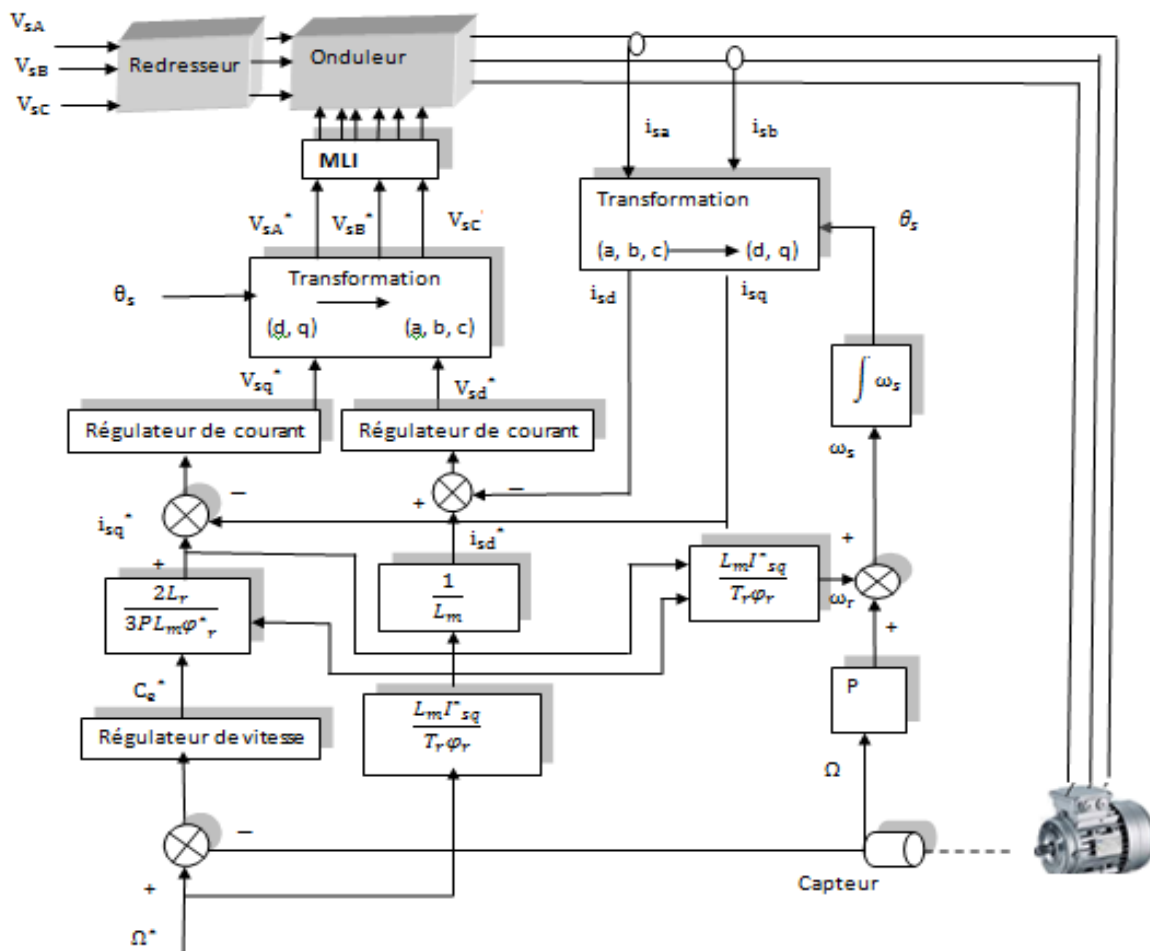
Ω_{nom} : Vitesse de rotation nominale



(fig.II.5) Bloc de défluxage

II.4.5 Schéma fonctionnelle de la commande

La (fig.II.6) représente le schéma bloc d'une commande vectorielle indirecte à flux rotorique orienté d'une machine asynchrone.



(fig.II.6) Commande vectorielle indirecte de flux d'une MAS alimentée en tension

II.4.6. La stratégie de la commande

II. 4.6.1 Calcul des régulateurs

Dans le contrôle vectoriel l'idée sur la régulation consiste à contrôler les deux grandeurs importantes de la machine asynchrone : le flux et le couple. Ces réglages doivent annuler l'erreur existante entre les valeurs des grandeurs et leurs consignes de référence, en imposant un nouveau vecteur de tension de référence à chaque période d'échantillonnage (V_s^*), [2] [21], [22], [24], [26].

La grandeur essentielle à contrôler avec une grande dynamique est le couple électromagnétique, en présence de la charge mécanique qui peut varier très brutalement. Cependant, il est aussi nécessaire de bien contrôler le flux pour éviter les surintensités des courants et d'obtenir un bon rendement de l'ensemble du système. Etant donné que le flux est défini par le courant i_s , il suffit de contrôler ce courant pour maîtriser le flux. Le couple dépend du produit entre le flux φ_r et le courant i_s . Le flux est une variable qui évolue plus lentement que le courant i_s , c'est ce dernier qui est pris en compte pour contrôler le couple.

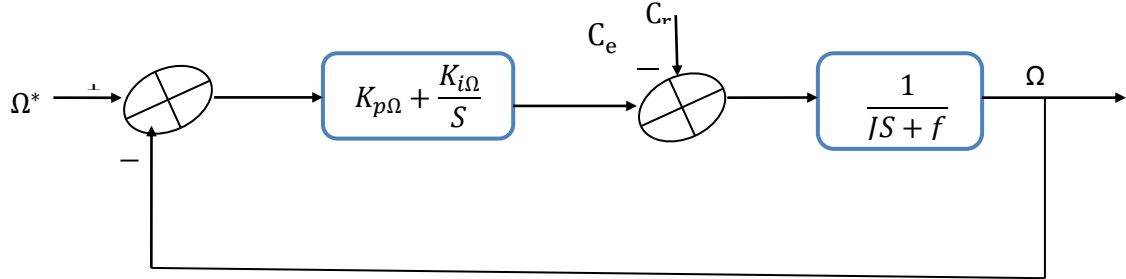
Ce type de contrôle dans lequel la régulation du moteur se fait en courant et l'alimentation en tension permet d'obtenir le couple maximal sur toute la plage de vitesses.

Pour la régulation des courants, de la vitesse et du flux, nous avons choisi d'utiliser des régulateurs de type Proportionnel-Intégral (PI), étant donné qu'ils sont simples à mettre en œuvre. Ce type de régulateur assure une erreur statique nulle grâce à l'action d'intégration, tandis que la rapidité de réponse est établie par l'action proportionnelle. Le dimensionnement des régulateurs sera basé sur la dynamique en boucle fermée par imposition de pôles [2] [25], [26].

✓ Régulateur de la vitesse

Les paramètres du régulateur PI sont définis à partir du schéma illustré par (*fig.II.6*). La fonction de transfert du régulateur PI de vitesse est donnée par :

$$C_{\Omega}(S) = K_{p\Omega} + \frac{K_{i\Omega}}{S} \quad (\text{II. 15})$$



(fig.II.7) Schémas fonctionnel de la régulation de vitesse

Pour calculer un régulateur *PI* nous considérons les équations de la machine, en supposant que le flux est parfaitement régulé. Comme le temps de réponse de la boucle de courant (mode électrique) est très faible par rapport à la dynamique de la boucle de vitesse (mode mécanique), nous considérons que la réponse des courants (i_{sd}, i_{sq}) vis-à-vis de leurs valeurs de référence est quasi -instantanée par rapport à la partie mécanique. La fonction de transfert de régulateur de vitesse s'écrit sous la forme suivante :

$$\Omega = \frac{1}{JS + f} (C_{em} - C_r) \quad (II.16)$$

Alors Ω devient :

$$\Omega = \frac{1}{JS + f} \left(K_{p\Omega} + \frac{K_{i\Omega}}{S} \right) (\Omega^* - \Omega) - \frac{1}{JS + f} C_r$$

Soit :

$$\Omega = \left(\frac{SK_{p\Omega} + K_{i\Omega}}{JS^2 + (K_{p\Omega} + f)S + K_{i\Omega}} \Omega^* \right) - \frac{S}{JS^2 + (K_{p\Omega} + f)S + K_{i\Omega}} C_r \quad (II.17)$$

En considérant le couple de charge comme perturbation ($C_r = 0$), la relation(II.17) devient

$$\Omega = \frac{\left(\frac{K_{p\Omega}}{K_{i\Omega}} \right) S + 1}{\left(\frac{J}{K_{i\Omega}} \right) S^2 + \left(\frac{K_{p\Omega} + f}{K_{i\Omega}} \right) S + 1} \Omega^* \quad (II.18)$$

La fonction de transfert en boucle fermée du schéma bloc est donnée par :

$$\frac{\Omega}{\Omega^*} = \frac{1 + \tau_1 S}{1 + \left(\tau_1 + \frac{f}{K_{i\Omega}}\right) S + \frac{J}{K_{i\Omega}} S^2} \quad (\text{II. 19})$$

Avec :

$$\tau_1 = \frac{K_{p\Omega}}{K_{i\Omega}} \quad (\text{II. 20})$$

Par identification membre à membre le dénominateur de l'équation (II.19) à la forme canonique suivante:

$$G(S) = \frac{1}{1 + \frac{2\xi}{\omega_0} S + \frac{1}{\omega_0^2} S^2} \quad (\text{II. 21})$$

La comparaison avec la forme canonique standard du système du second ordre (puisque la réponse indicielle de ce système est connue) donne :

$$\begin{cases} \frac{1}{\omega_0^2} = \frac{J}{K_{i\Omega}} \\ \frac{2\xi}{\omega_0} = \tau_1 + \frac{f}{K_{i\Omega}} \end{cases} \quad (\text{II. 22})$$

On obtient :

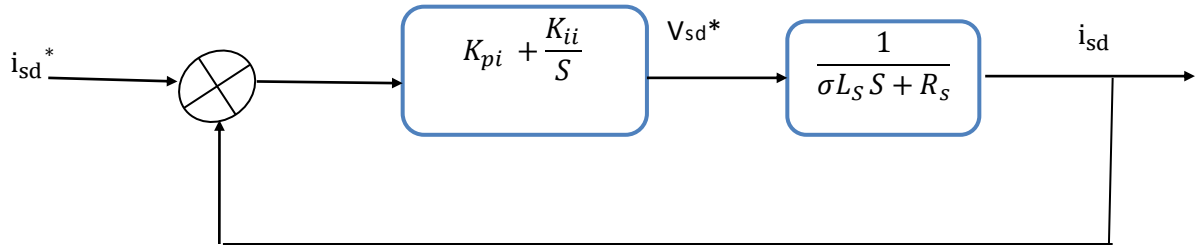
$$\begin{cases} K_{i\Omega} = J\omega_0^2 \\ K_{p\Omega} = \tau_1 + \frac{2\xi K_{i\Omega}}{\omega_0} - f \end{cases} \quad (\text{II. 23})$$

✓ **Régulateurs de courants :**

- **Régulateur du courant i_{sd}**

Le régulateur du courant i_{sd} fournit la tension V_{sd}^* de référence, la boucle de régulation est alors indiquée à la (fig.II.8)

$$C_i(S) = K_{pi} + \frac{K_{ii}}{S} \quad (\text{II. 24})$$



(fig.II.8) Schéma fonctionnel de la régulation du courant i_{sd}

La fonction de transfert en boucle ouverte du système est donc :

$$G_{i0} = K_{pi} \left(S + \frac{K_{ii}}{K_{pi}} \right) \frac{1}{S} \left(\frac{\frac{1}{\sigma L_s}}{\frac{R_s}{\sigma L_s} + S} \right) \quad (II.25)$$

Par compensation de pole :

$$\frac{K_{ii}}{K_{pi}} = \frac{R_s}{\sigma L_s}$$

Alors : $G_{i0} = \frac{K_{pi}}{S \sigma L_s}$

Donc la boucle fermée sera :

$$G_{iF} = \frac{\frac{K_{pi}}{S \sigma L_s}}{1 + \frac{K_{pi}}{S \sigma L_s}} = \frac{1}{\tau S + 1} \quad (II.26)$$

Avec : $\tau = \frac{\sigma L_s}{K_{pi}}$

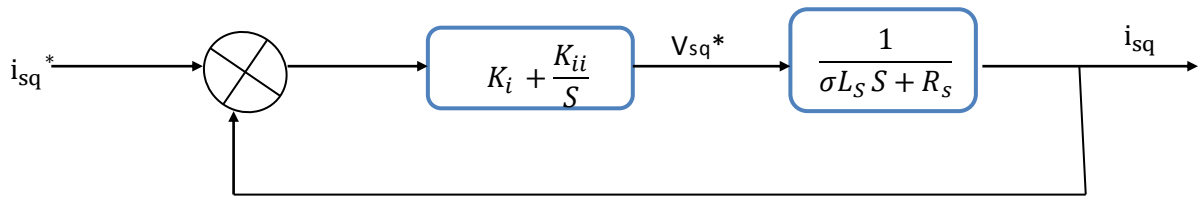
Les valeurs des régulateurs K_{pi} et K_{ii} sont déterminés selon la constante de temps

(choisi à $\tau=1$).

- **Régulateur du courant i_{sq}**

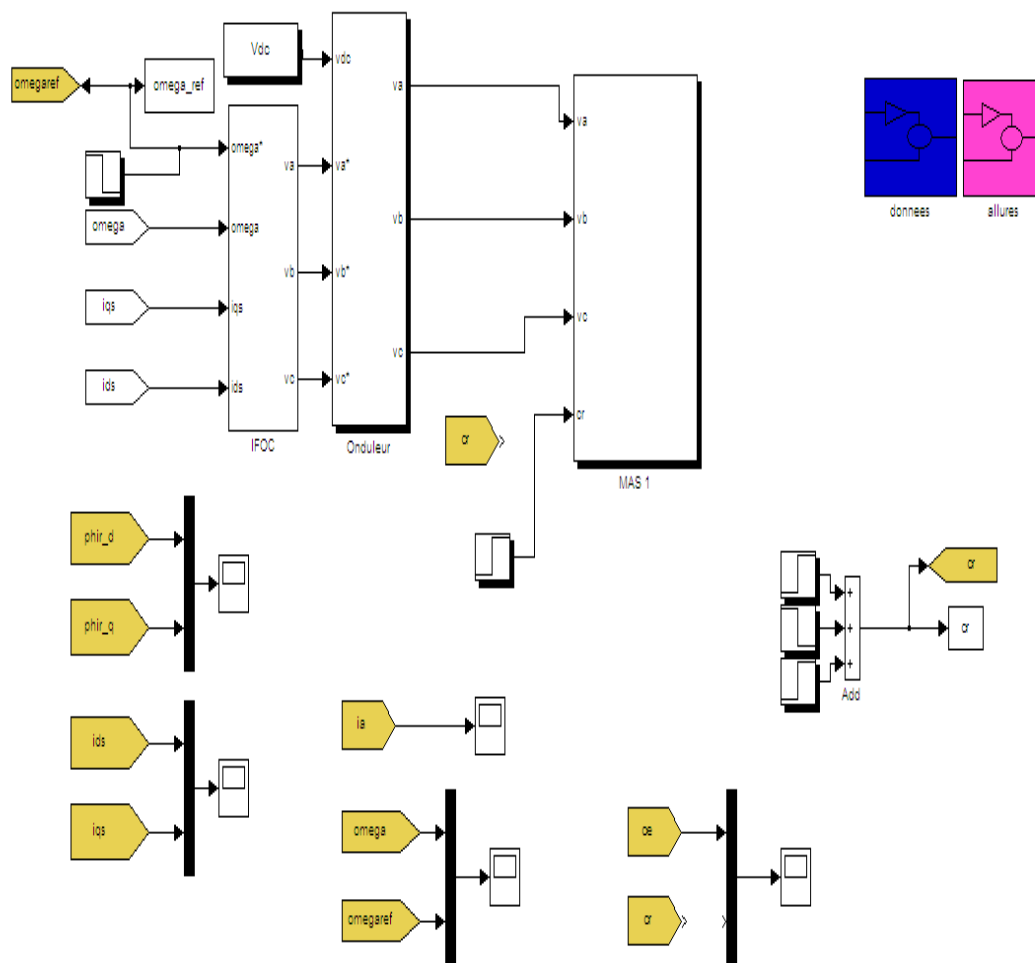
En procédant de la même manière que pour le régulateur de i_{sd} on déterminera les coefficients du régulateur de courant i_{sq} qui fournira la tension de référence V_{sq}^* .

Le schéma de régulation du courant i_{sq} est représenté sur (fig.II.9), on remarque bien que c'est la même que pour le courant i_{sd} .



(fig.II.9) Schéma fonctionnel de la régulation du courant i_{sq}

II.5. SIMULATION ET INTERPRETATIONS DES RESULTATS

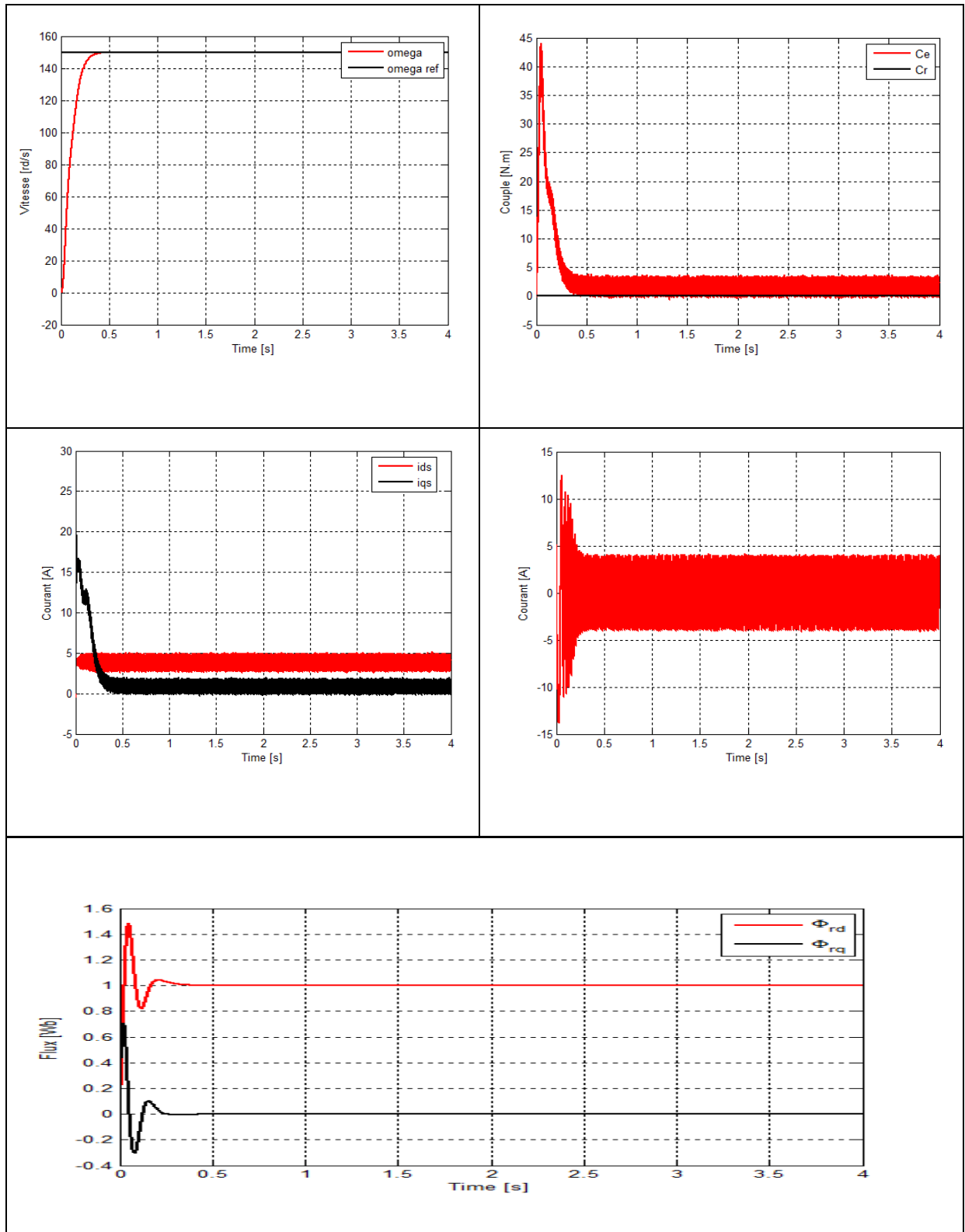


(fig.II.10) Schéma bloc final de la commande vectorielle IRFOC

II.5.1 REULTATS DE SIMULATION

Nous effectuons une série de tests suivants afin de tester la robustesse de la commande développée. Les performances statique et dynamique de la commande par linéarisation entrée-sortie sont analysées à partir des tests de simulation des quatre modes de fonctionnement suivants :

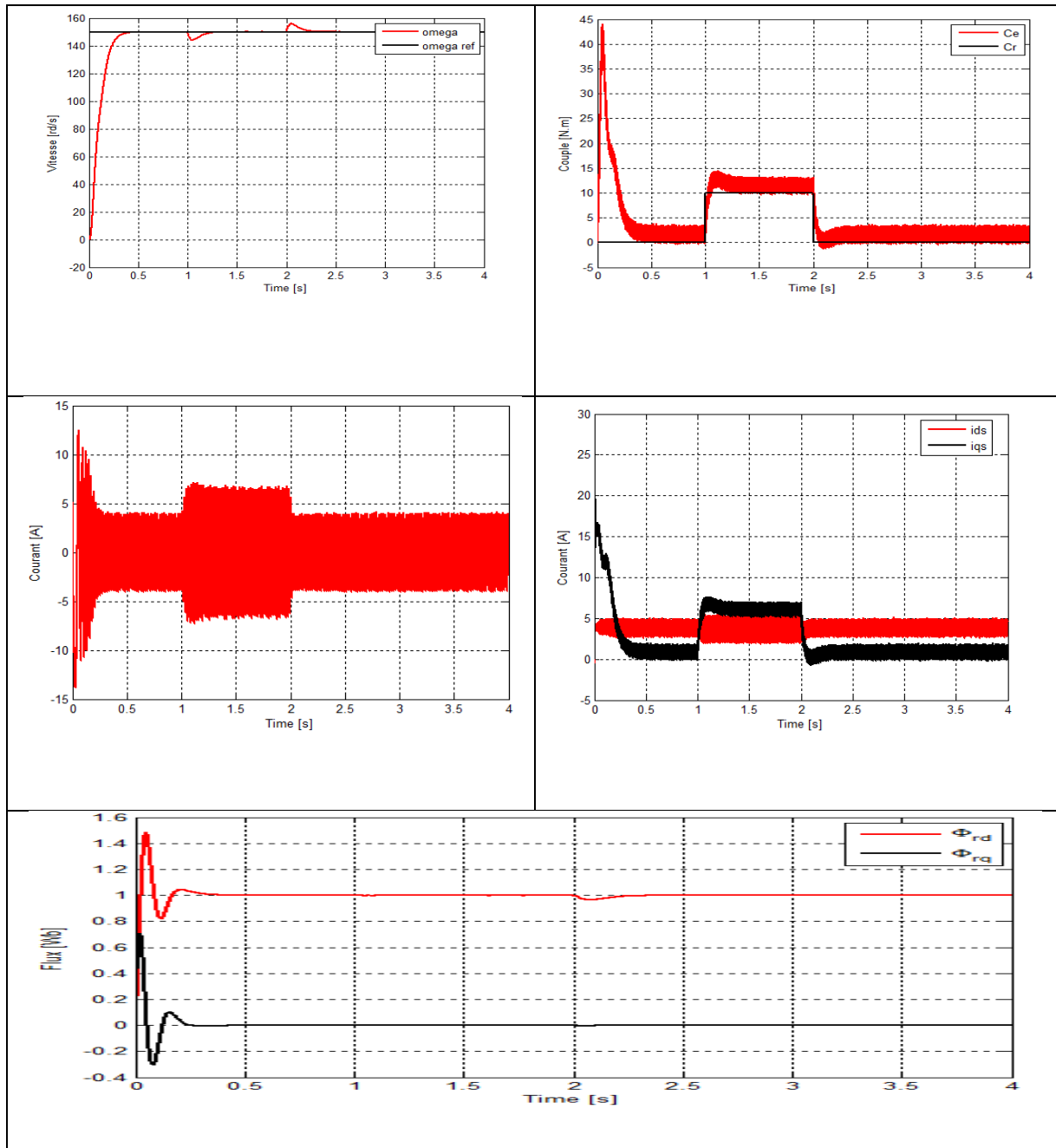
➤ Test de démarrage à vide



(fig. II. 11)Résultats de simulation de la machine asynchrone Lors du démarrage à vide

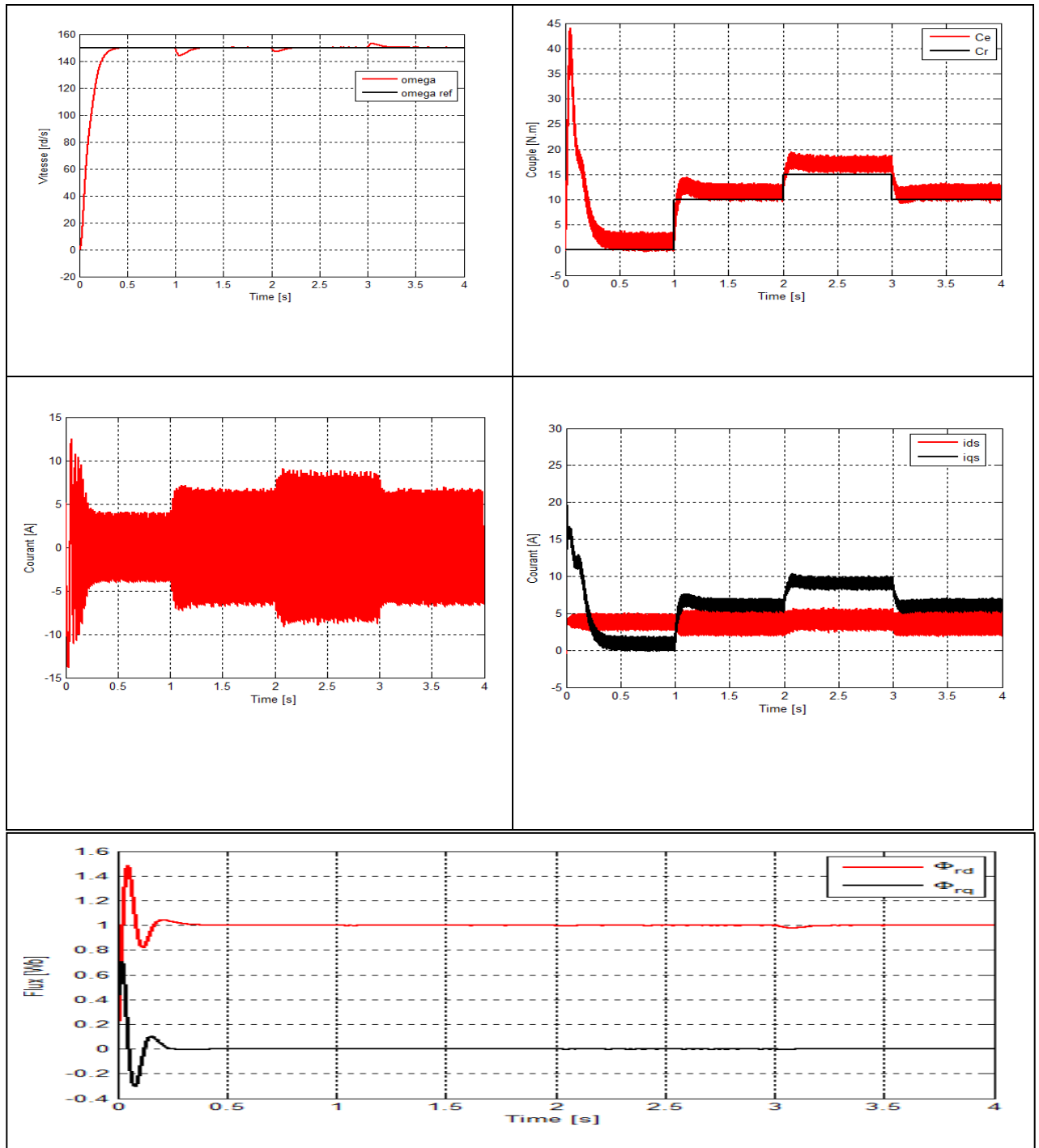
➤ Test de démarrage En charge

Dans ce teste, on applique à la machine une charge variable de $C_r = 10 \text{ N.m}$ à l'instant $t = 1\text{s}$, puis on enlève la charge de -10 N.m à l'instant $t = 2\text{s}$, les résultats de simulation sont illustrés par la figure (II.12).



(fig.II.12) Résultats de simulation de la machine asynchrone Lors du démarrage en charge à $t = 1\text{sec}$ et enlèvement de la charge à $t = 2\text{sec}$

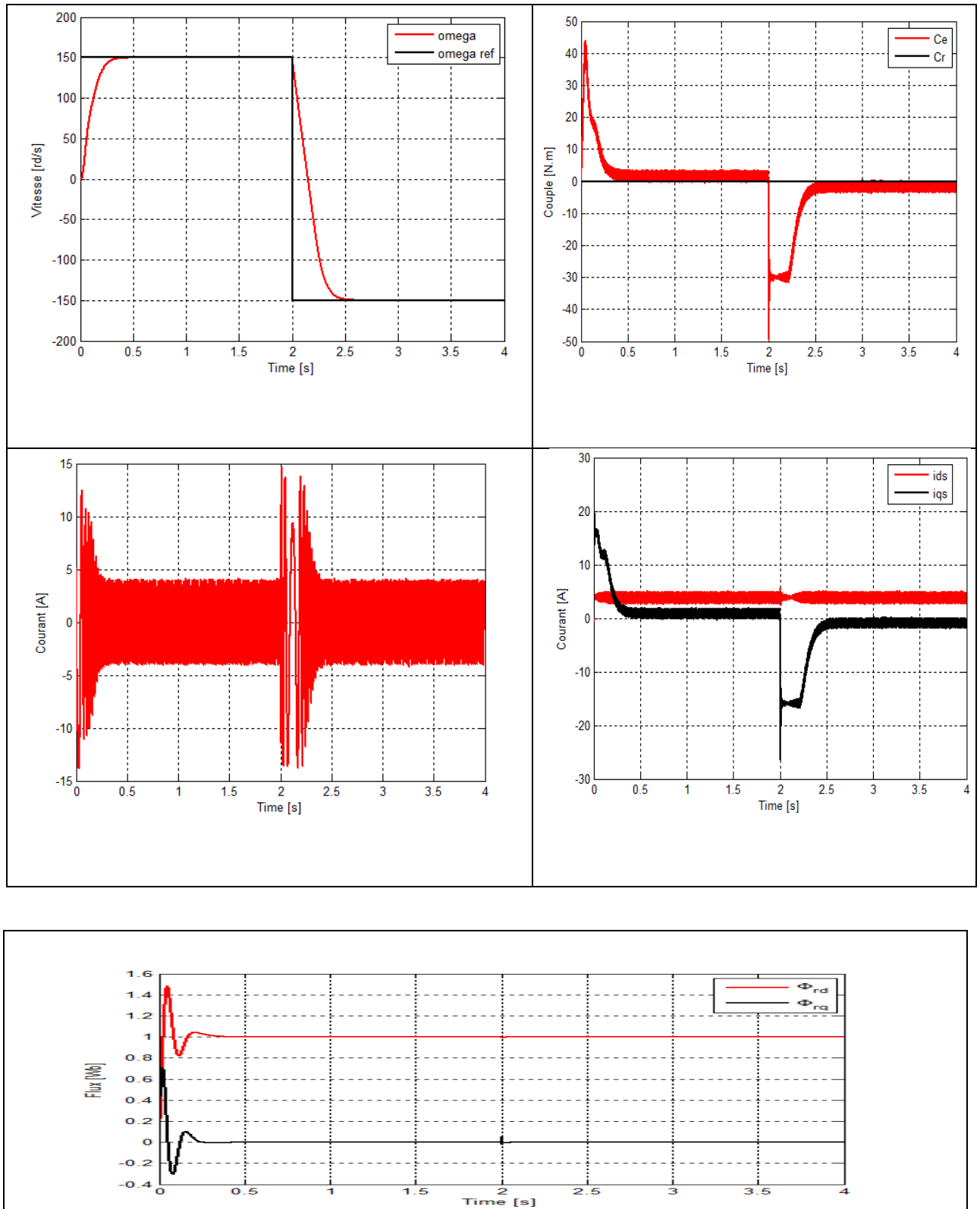
➤ Test en charge variable



(fig. II. 13) Résultats de simulation de Test avec couple de charge variable de la machine asynchrone

➤ Test en Inversion de sens de rotation

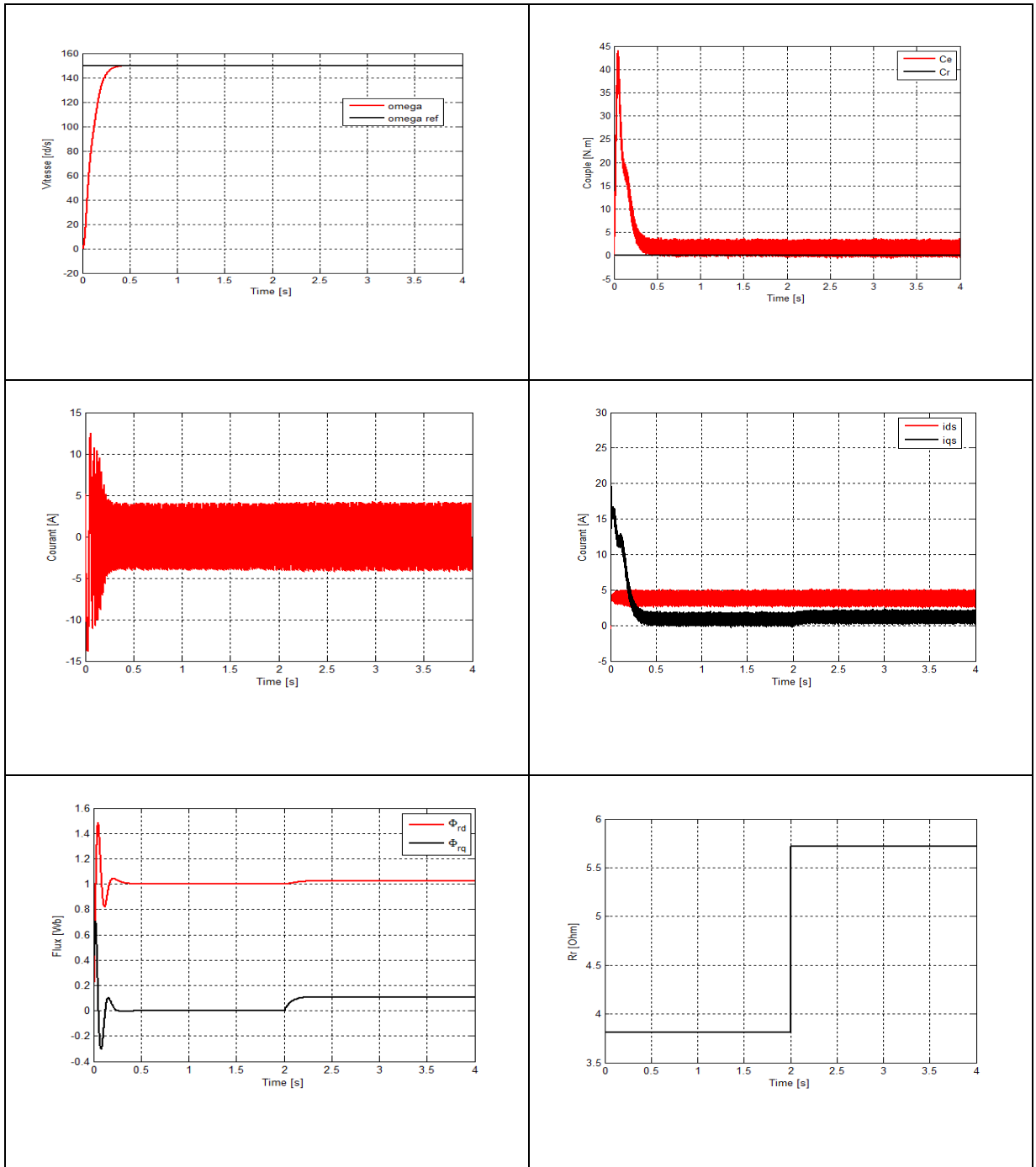
La figure (II.14), illustre les différentes allures obtenues après la simulation dans le cas d'inversion de sens de rotation.



(fig. II. 14) Résultats de simulation de Test avec inversion de sens de rotation de la machine Asynchrone

➤ Test en variation de la résistance rotorique

Dans ces figures nous avons introduire un test de variation de la résistance rotorique de la machine asynchrone tout en gardons les autres grandeurs fixes.



(fig. II. 15) Résultats de simulation de Test pour la variation de la résistance rotorique de la machine asynchrone

II.5.2 Interprétation des résultats

a) Test avec couple de charge variable

À partir des (*fig.II. 11*), (*fig.II. 12*)

- ✓ La vitesse atteint la référence après chaque régime transitoire, suit bien son profil après la chute de 10% due à l'introduction de la charge à $t = 1$ sec, à l'instant de l'enlèvement de la charge $t = 2$ sec, la vitesse de la machine monte (presque) de la même valeur, puis elle suit bien son profil de référence grâce à une bonne régulation.
- ✓ En régime transitoire le couple atteint 44 N.m puis il commence à descendre pour atteindre une valeur nul puisqu'il n'y a pas de charge, Mais à l'instant $t = 1$ sec lorsque la charge est appliquée le couple fait un petit pic, puis il se stabilise à une valeur égale 10 N.m, à $t = 2$ on enlevant la charge $C = 0$ N.m.
- ✓ Appel de courant au démarrage atteint 12A en régime transitoire de temps très court d'environ 0.2 sec, puis il se stabilise à 3.9A. lors de l'application de la charge le courant augmente à 7A, puis il se stabilise à une valeur égale 3.9A à l'enlèvement de la charge.
- ✓ Après chaque régime transitoire, le flux tend vers 1 Wb (la valeur de référence), mais présente un grand pic lors de variation de vitesse ; une légère transition en module des composants directs des φ_{rd} , avec le maintien de φ_{rq} pratiquement nul, notant Le découplage est assuré pour la commande vectorielle à flux rotorique orienté.

b) Test avec couple de charge variable

À partir de la (*fig.II. 13*), Un changement de différents niveaux de couple de charge qui sont appliqués à la MAS :

- Temps (Sec) = [0, 1, 2, 3];
- Cr (N.m) = [0, 10, 15, 10];
- ✓ Le couple stabilise à une valeur égale 10 N.m, puis il sera monté à 15 N.m et redescend à 10 N.m, à $t = 1$ sec, 2 sec, 3sec respectivement.
- ✓ La vitesse fait des pics aux instants de l'application de couple de charge, mais elle revient toujours à la poursuite de la consigne.
- ✓ Le courant i_{sq} a la même allure que Le couple électromagnétique, et suit parfaitement la variation de la charge.
- ✓ Les composantes du flux rotorique ne sont pas affectées par ce test cela montre bien la robustesse de notre commande.

c) Test avec inversion de sens de rotation :

La série de (*fig. II.14*), montre la robustesse de la commande vectorielle indirecte vis-à-vis des variations brusques de vitesse de rotation ; en appliquant un changement de la consigne de +150rad/sec à -150rad/sec à partir de $t=2$ sec, Nous remarquons d'après les réponses que :

- ✓ La vitesse est obtenue sans dépassement malgré la dynamique du flux. Ce qui montre par la suite que l'approche analytique proposée pour la conception du régulateur PI est assez rigoureuse.
- ✓ Un dépassement du couple électromagnétique dû à l'initialisation du flux Lors du démarrage.
- ✓ On constate que le système répond avec succès à ce type de test et le découplage entre le flux et le couple est vérifié

d) Test pour la variation de la résistance rotorique :

À partir de la (*fig. II.15*) pour une variation de la résistance rotorique, on augmente R_r de 50% de sa valeur à partir de $t=2$ sec tel que :

- ✓ Toutes les grandeurs qui se stabilisent à leurs valeurs permanentes.
- ✓ Les allures de flux, sont divergentes aux valeurs désirées.
- ✓ Confirme la dépendance de la loi de commande vectorielle indirecte de la résistance rotorique.

II.6. Conclusion

On a présenté dans ce chapitre une commande vectorielle indirecte de la machine asynchrone par un régulateur PI classique. Cette technique a rendu la commande de la machine asynchrone semblable à celle de la machine à courant continu à excitation séparée. Elle est parfaite pour la machine avec des paramètres nominaux, invariables, mais elle n'est pas robuste face aux variations paramétriques.

Afin de maintenir les performances dynamiques ciblées on doit utiliser d'autres techniques de commande, parmi ces méthodes nous avons choisi la technique de la commande par les réseaux de neurone artificiel (RNA) qui fera l'objet de notre troisième chapitre.

CHAPITRE III :
APPLICATION DES RNA SUR LA
COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE

III.1 Introduction

Le cerveau humain a une fantastique puissance de traitement de l'information si l'on considère ses capacités à prendre en charge certaines tâches nécessaires pour obtenir un comportement intelligent, d'où l'apparition de l'intelligence artificielle (IA) : L'Intelligence Artificielle, branche de l'Informatique fondamentale s'est développée avec pour objectif la simulation des comportements du cerveau humain, ces techniques telles que les systèmes experts, la logique floue, les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été largement utilisées dans le domaine de l'électronique de puissance et de la commande des machines électrique) afin de résoudre les problèmes d'identification, de régulation de processus, d'optimisation, de classification, de détection de défauts ou de prise de décision .elles constituent des approches qui, tout compte fait, ne sont pas nouvelles. Leur développement se fait à travers les méthodes par lesquelles l'homme essaye de copier la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propres. [27]

Comme on a Considéré que la machine asynchrone à cage et le convertisseur statique associé posent des problèmes difficiles à étudier pour sa commande, nous nous proposons d'analyser la méthode des réseaux de neurones artificiels qui constituent l'une des approches d'intelligence artificielle et que peut-elle apporter comme solution à cette commande. Nous examinerons plus précisément la régulation ainsi que son optimisation, [2].

Dans ce chapitre la première partie est consacrée à un aperçu de cette technique à travers une présentation générale de RNA .LA seconde partie, a pour but d'étudier le remplacement des régulateurs classiques (PI) par des régulateurs basé sur des réseaux de neurones. .

III.2 Généralités sur les Réseaux de Neurones Artificiels

L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurone interconnecte. Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80. [34].

Les réseaux de neurones forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Un réseau de neurone est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de

l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones.

III.2.2 Historique

Les recherches sur les méthodes neuronales de traitement de l'information en vue de modéliser le comportement du cerveau humain ne sont pas récentes, en : [27]

- ✓ **1890** : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.
- ✓ **1943** : J. Mc Culloch et W. Pitts, laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).
- ✓ **1949** : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.
- ✓ **1957** : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuroordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
- ✓ **1960** : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle ADALINE (ADaptive LInear NEuron). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de retro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type ADALINE restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières
- ✓ **1969** : M.L. Minsky et S. Papert publient ensuite un ouvrage qui met en évidence les limitations théoriques du Perceptron. Ces limitations concernent l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires en utilisant ce modèle.

- ✓ **1972** : T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes.
- ✓ **1982** : J.J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. Il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones.
- ✓ **1983** : La machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du Perceptron. Mais l'utilisation pratiques'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).
- ✓ **1985** : La rétropropagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que « la chose était dans l'air ». Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables.

III.2.3 Définitions

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids [29].

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [28].

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de Roseblatt, les réseaux de Hopfield etc.... [29].

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches, [29] :

- ✓ **Couche d'entrée** : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.
- ✓ **Couches cachées** : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante,[28].
- ✓ **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone. [28]

III.2.3.1 Modèle de Neurone Biologique

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central. Celui-ci en posséderait environ cent milliards. Les neurones possèdent de nombreux points communs dans leur organisation générale et leur système biochimique avec les autres cellules. Ils présentent cependant des caractéristiques qui leur sont propres et se retrouvent au niveau des cinq fonctions spécialisées qu'ils assurent [33] :

- ✓ Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins,
- ✓ Intégrer ces signaux,
- ✓ Engendrer un influx nerveux,
- ✓ Le conduire,
- ✓ Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir

III.2.3.2 Structure des Neurones :

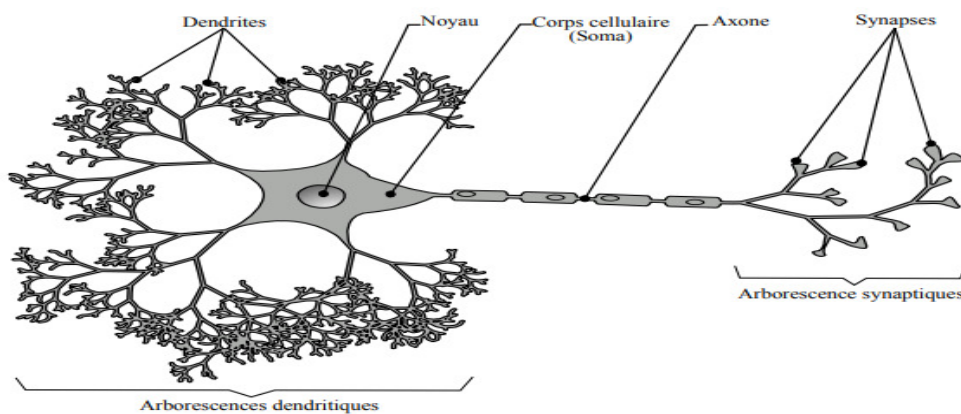
Le cerveau humain, est le meilleur modèle de la machine, polyvalente incroyablement rapide et surtout douée d'une incomparable capacité d'auto organisation. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Il est constitué d'un grand nombre d'unités biologiques élémentaires (1000 à 10000 synapse par neurone).

Les cellules nerveuses appelées " neurones ", sont les éléments de base du système nerveux central. Elles sont constituées de trois parties essentielles : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone (*fig. III. 1*) [29] [31].

- ✓ **Le corps cellulaire** : contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent

la vie de neurone. Sa forme est pyramidale ou sphérique dans la plupart des cas, elle dépend souvent de sa position dans le cerveau. Ce corps cellulaire fait quelques microns de diamètre [30].

- ✓ **Les dendrites** : Chaque neurone possède une chevelure de dendrites. Celles-ci sont de fines extensions tubulaires, de quelques dizaines de microns de diamètre et d'une longueur de quelques dizaines de microns. Elles se ramifient, ce qui les amène à former une espace d'arborescence autour du corps cellulaires. Elles sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent [30].
- ✓ **L'axone** : qui est à proprement parler la fibre nerveuse, sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long que les dendrites, et se ramifie à son extrémité, là où il communique avec les autres neurones, alors que les ramifications des dendrites se produisent plutôt près du corps cellulaire. Pour former le système nerveux, les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angstrom (10-9 m) entre l'axone du neurone et les dendrites d'un autre neurone. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse [29] [30].
- ✓ **Les synapses** : Le rôle des synapses est fondamental pour permettre aux cellules nerveuses de communiquer entre elles. Les signaux qui se propagent dans les neurones sont de nature électrique. Cependant, il n'existe pas de liaisons directes entre deux cellules nerveuses. Celles-ci sont séparées par un espace appelé fente synaptique que l'influx électrique ne peut traverser. Le relais s'effectue à ce niveau par l'intermédiaire d'un éditeur chimique [32].



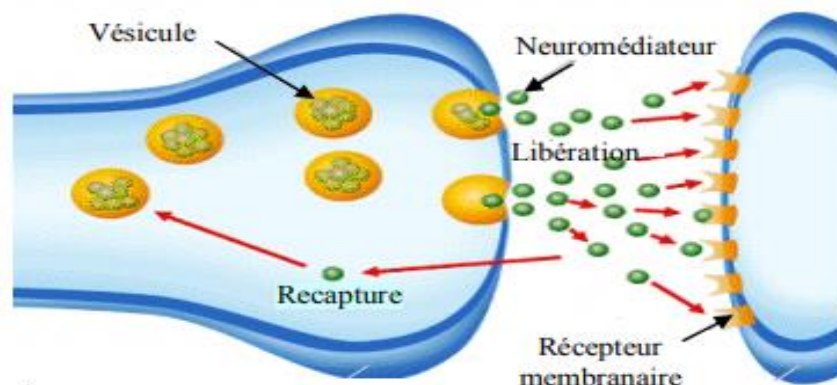
(fig. III.1) Structure d'unneurone biologique

III.2.3.3 Fonctionnement des neurones

Différentes fonctions neuronales, y compris celle de la mémoire, sont stockées au niveau des connexions (synapses) entre les neurones. C'est ce genre de théorie qui a inspiré la plupart des architectures de réseaux de neurones artificiels.

L'apprentissage consiste alors soit à établir de nouvelles connexions, soit à en modifier des existantes. Un neurone est une cellule particulière comme la montre la figure (III.2).

Elle possède des extensions par lesquelles elle peut distribuer des signaux (axones) ou en recevoir (dendrites). Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire des axones et des dendrites. En première approche. On peut considérer que ces sortes de filaments sont conductrices d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie. Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe en fait au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps, c'est à dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique. La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction (c'est à dire de la synapse), il existe un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques, les neuromédiateurs. Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter synaptique, (fig.III.2)



(fig.III.2) Transmission de l'information entre les neurones biologiques.

Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut

renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice,[27].

III.2.3.4 Le Neurone Formel (Artificiel)

Le neurone formel représente la brique de base des RNA, c'est un automate dont le modèle s'inspire de celui d'un neurone biologique. Les premiers travaux datent de 1943 par MM. Mac Culloch et Pitts. Ils présentent un modèle assez simple pour le neurone et explorent les possibilités de ce modèle pour concevoir tous les réseaux de neurones [29].

Cette modélisation consiste à mettre en œuvre le système sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique qu'on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux [29].

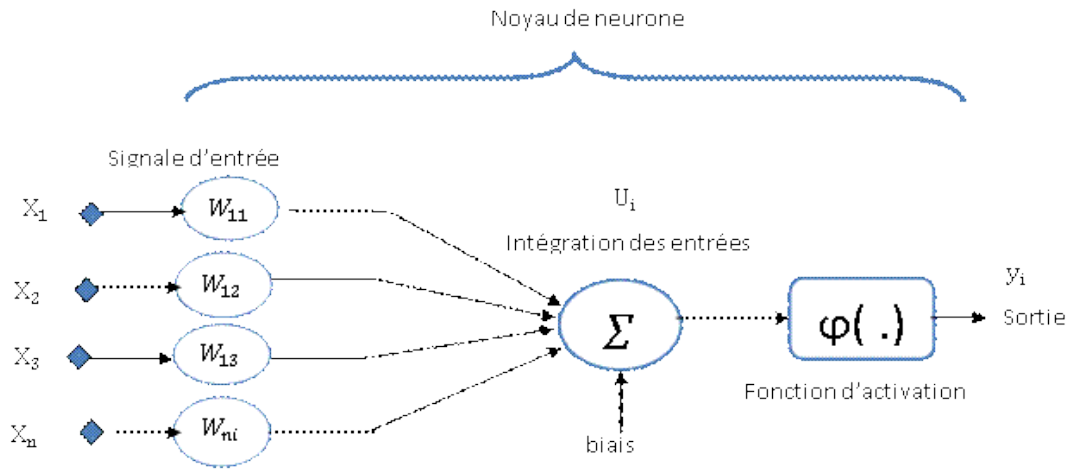
On pourra résumer cette modélisation par le tableau ci-dessous (*Tableau.III.1*), qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel [33].

(*Tableau.III.1*) Transition entre le neurone biologique et le neurone formel

Neurone Biologique	Neurone artificiel
Synapse	Poids de connexion
Axone	Signal d'entrée
Dendrite	Signal de sortie
Somma	Fonction d'activation

. Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les grands principes du fonctionnement du neurone biologique et particulièrement, la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même «valeur» (pour simplifier disons que les connexions entre les neurones sont plus ou moins fortes). Les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération). Autrement dit pour un nombre quelconque n , le neurone formel va calculer la somme de n entrées (X_1, \dots, X_n) , pondérées par les poids synaptiques $(\omega_1, \dots, \omega_n)$ et la comparer à un seuil téta. Si le résultat est supérieur au seuil, alors a renvoie 1,

Sinon a renvoie 0



(fig.III.3) Représentation de base d'un neurone formel

La formule mathématique s'écrit ainsi :

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n W_j X_j - \theta\right) \tag{III.1}$$

Notons qu'il existe plusieurs variantes du neurone formel selon la nature de la fonction d'activation choisie. A titre d'exemple, on peut citer quelques unes comme il est décrit au tableau(Tableaux.III.2):

(Tableaux.III.2)Différent types de fonctions d'activation

Fonction	Fonction	Fonction	Fonction	Fonction	Fonction
Heaviside	linéaire	linéaire	seuils	sigmoïde	stochastique
	sans	avec	multiples	$f(s)$	$p(s) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{s}{t}}}$
	saturation	seuil		$= \frac{e^{-s} - 1}{e^{-s} + 1}$	t:température

- La fonction sigmoïde unipolaire : $y(V) = \frac{1}{1+e^{-v}}$ (III. 2)

- La tangente hyperbolique (sigmoïde bipolaire) : $\frac{1-e^V}{1+e^{-V}}$ (III. 3)

- La fonction Gaussien : $y(V) = e^{-V^2}$ (III. 4)

- fonction à seuil : $y(V) \begin{cases} 1 & \text{si } V > 0 \\ 0 & \text{si } V < 0 \end{cases}$ (III. 5)

- Fonction linéaire $y(V) = \begin{cases} 1 & \text{si } V > 0 \\ V & \text{si } -1 \leq V \leq 1 \\ -1 & \text{si } V < -1 \end{cases}$ (III. 6)

III.2.3.5 Réseaux de Neurones Artificiels :

Un RNA est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche. De la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculons ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Les RNA ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage [35].

III.2.4 Propriétés des réseaux de neurones

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans quelques propriétés intéressantes qu'ils possèdent et qui devraient permettre de dépasser les limitations de l'informatique traditionnelle, tant au niveau programmation qu'au niveau machine, [33].

✓ Le parallélisme

Cette notion se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones considérés comme ensemble d'entités élémentaires travaillant simultanément. Avec l'étude du fonctionnement des réseaux neurones, on pourrait aboutir à des nouvelles techniques de formalisation de problème qui permettraient de les traiter en parallèle, [33].

✓ La capacité d'adaptation

Celle-ci se manifeste par la capacité d'apprentissage qui permet de tenir compte des nouvelles contraintes ou des nouvelles données du monde extérieur. Certains réseaux se caractérisent aussi par leur capacité d'auto organisation qui assure leur stabilité en tant que systèmes dynamiques capables de tenir compte des situations non encore connues [33].

✓ **La mémoire distribuée :**

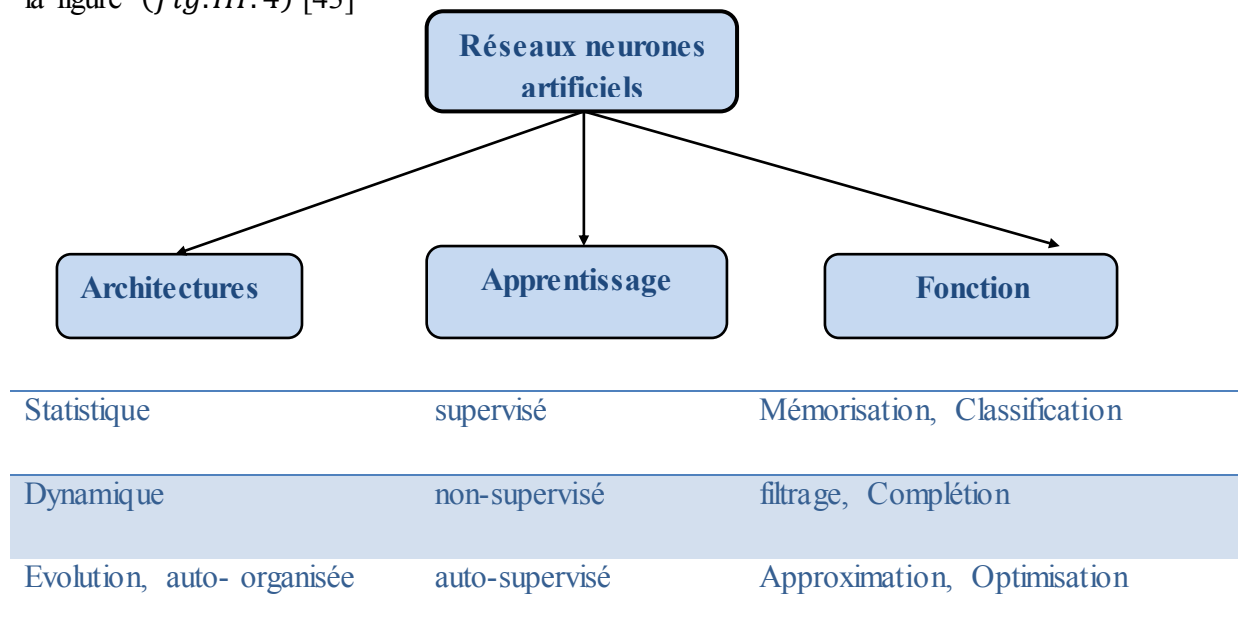
Dans les réseaux de neurones, la mémoire correspond à une carte d'activation de neurones. Cette carte est en quelque sorte un codage du fait mémorisé ce qui attribue à ce réseaux l'avantage de résister aux bruits (pannes) car la perte d'un élément ne correspond pas à la perte d'un fait mémorisé [33].

✓ **La capacité de généralisation :**

Cette capacité est important surtout dans le cas où la constitution de recueils d'expertise pour un système expert devient difficile (reconnaissance intuitive ou implicite). Les réseaux neuronaux peuvent apprendre à retrouver des règles à partir des exemples [33].

III.2.5 Classification des réseaux de neurones :

Les différentes possibilités de classification des réseaux neurones artificiels sont présentées dans la figure (fig.III.4) [43]



(fig. III.4) Les différentes possibilités de classification des réseaux neurones artificiels

III.2.6 Architectures

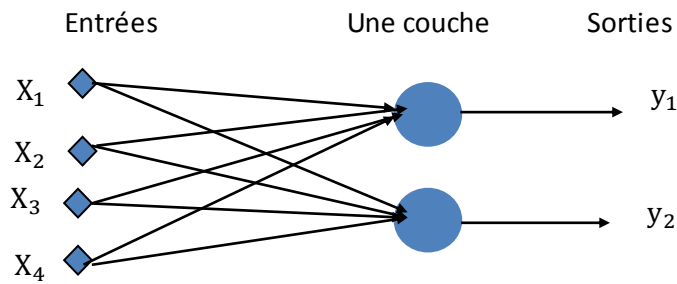
Sur le plan mathématique, un réseau de neurones artificiels est un graphe pondéré c.à.d. un ensemble de nœuds (les neurones) interconnectés par des arcs associés à des poids appelés poids synaptiques. Sur le plan électronique et informatique, un réseau de neurones est un système distribué et parallèle composé d'éléments de calcul (les neurones) interconnectés par des liens et qui fournit un résultat à partir de données internes (les poids synaptiques) et externes. Les paramètres d'un tel système sont,[43] :

- L'ensemble des unités de calcul (les neurones) ;
- Les interconnexions entre ces unités de calcul ;
- Le type de connexions entre les unités de calcul (binaires ou réels) et le poids de ces connexions ;
- La règle de propagation c.à.d. la manière de combiner les entrées d'une unité de calcul ;
- La fonction d'activation qui détermine la sortie de chaque unité de calcul partir de la règle de propagation ;
- L'entrée externe (biais) de chaque unité ;
- La méthode d'acquisition de l'information (apprentissage).

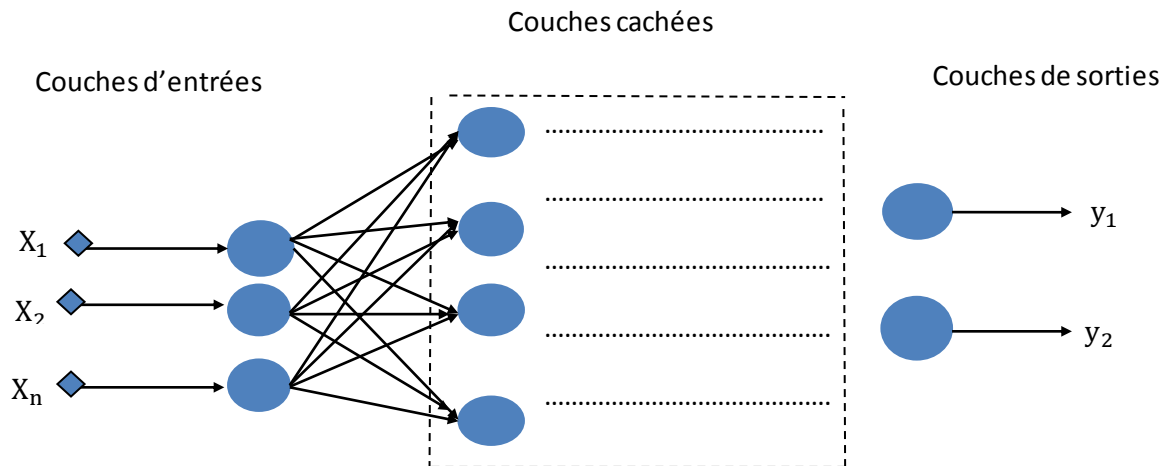
Les réseaux de neurones sont classés selon deux principales topologies [35] :

✓ **Les réseaux unidirectionnels (Les réseaux non bouclés) :**

Un réseau unidirectionnel se présente sous la forme d'une ou de plusieurs couches successives. L'interconnexion des neurones est réalisée entre couches successives selon un sens unique de transfert des informations. De façon typique, les sorties des neurones d'une couche deviennent les entrées des neurones de la couche suivante. Le transfert de l'information se fait à partir d'une couche d'entrée qui souvent n'effectue aucun traitement, vers une couche de sortie, via les couches intermédiaires appelées couches cachées. L'interconnexion des neurones entre deux couches adjacentes est soit totale, soit partielle [35]. La (*fig.III.5*) fournit un exemple d'un réseau unidirectionnel : un réseau monocouche,



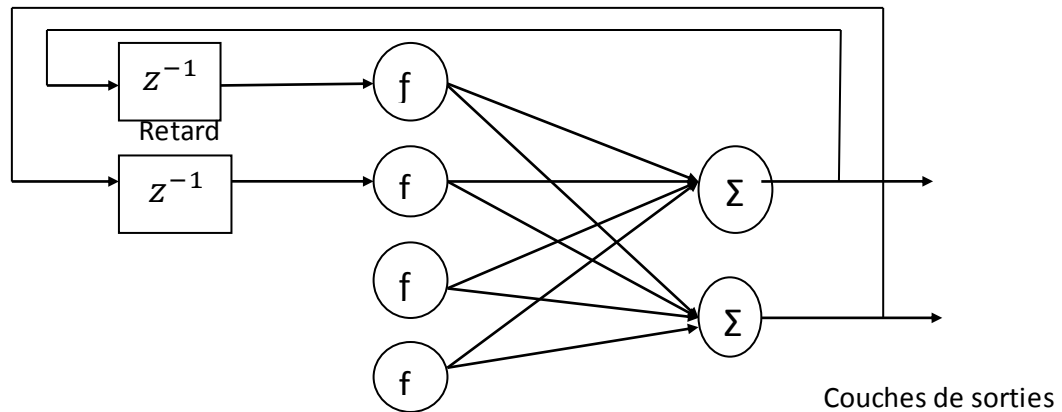
(fig.III.5) schéma d'un réseaux de neurones monocouche



(fig.III.6) schémas d'un reseau de neurones multicouche

✓ Les réseaux récurrents (Les réseaux bouclés)

Un réseau récurrent se présente sous la forme d'un réseau mono- ou multicouche et se différencie des réseaux unidirectionnels par la présence de boucles de réaction interne. Dans les réseaux récurrents, chaque neurone peut être connecté à des neurones voisins déjà activés, ou à lui-même. La (fig.III.7) montre un réseau récurrent typique constitué de deux entrées, de deux sorties et à interconnexion totale [35].



(fig.III.7) Architecture d'un réseau récurrent

Grâce aux délais introduits par les boucles de réaction, un réseau récurrent présente un comportement dynamique qui lui permet d'intégrer explicitement la dimension temporelle. L'aboutissement est un processus de relaxation au cours duquel le réseau passe par une série d'états d'activation. L'état à l'instant $k+1$ étant calculé en fonction de l'état, ou des états précédents. Le réseau se comporte comme un système dynamique tendant vers des états attracteurs, des cycles attracteurs ou des comportements chaotiques [35].

III.2.7 Quelques modèles des réseaux de neurones

Cette partie est consacrée à une présentation des modèles connexionnistes incontournables. Ces modèles reflètent les différentes topologies des réseaux de neurones dans le sens où la grande majorité des réseaux classiques [31].

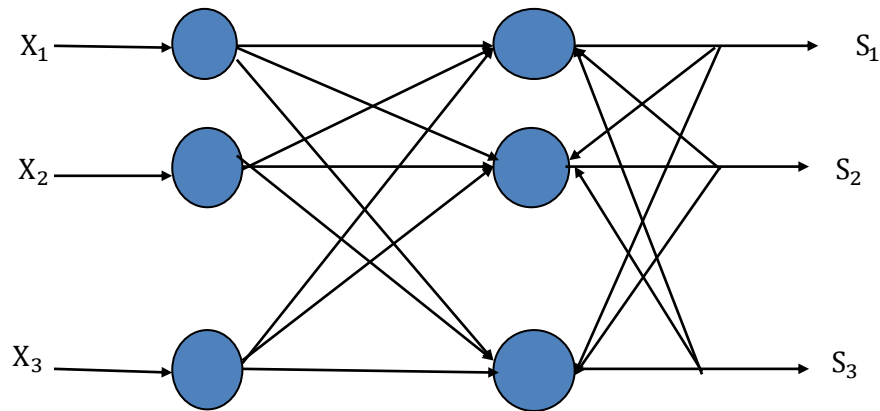
✓ Modèle de Kohonen

Le réseau de Kohonen est un réseau de neurones dont la particularité est d'agir en tant que compresseur de données, en conservant uniquement les informations caractérisant.

L'objet présenté au réseau sans perte importante d'information. Une élimination des Paramètres corrélés s'effectue. En effet, sa capacité de conservation topologique permet une réduction des données de l'entrée selon le nombre de neurone formant le réseau [31].

Ce modèle a été présenté par Kohonen en 1982 en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions. Les cartes de Kohonen sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une en sortie.

Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie, (fig.III.8)[31]



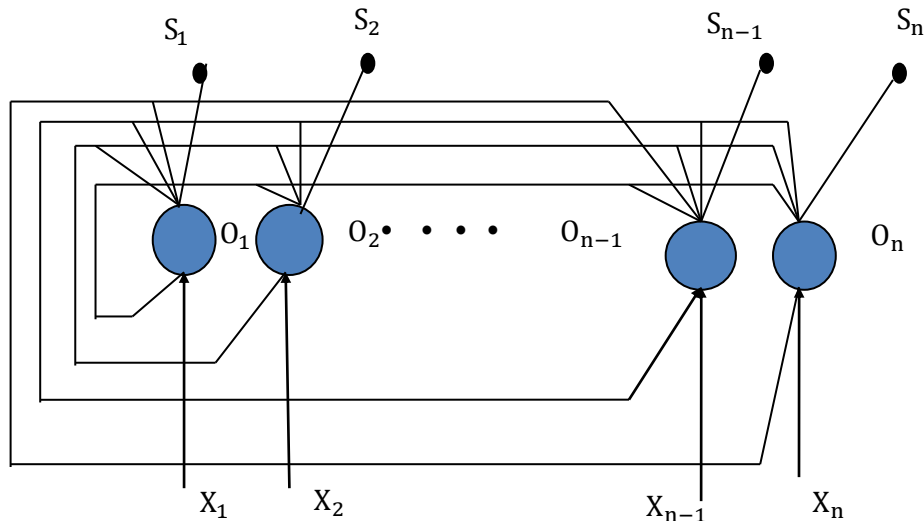
(fig.III.8) Le modèle de kohonen

Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace d'une ou de deux dimensions en général, chaque neurone possède donc des voisins dans cet espace. Et enfin chaque neurone de la couche de sortie possède des connexions latérales récurrentes dans sa couche. Le neurone inhibe les neurones éloignés et laisse agir les neurones voisins.

✓ Modèle de Hopfield

Les modèles de Hopfield représentent une architecture plus historique que pratique. Ils sont importants car apparus à un tournant de l'histoire du connexionnisme. Ils sont considérés comme la base de son redémarrage. En revanche ils ne sont quasiment plus utilisés dans leur version de base en raison de leur coût en termes de temps de calculs et de leurs relativement faibles performances [31].

Formellement, comme la montre la (fig.III.9) , un réseau de Hopfield est un réseau récurrent, chacun des neurones du réseau étant connecté à tous les autres, mais pas à lui-même. Les neurones disposent de sorties binaires (+1 ou -1), et les interconnexions entre les neurones sont symétriques (Pour tous les neurones i et j , $W_{ij} = W_{ji}$), [31]



(fig. III.9) Réseau de Hopfield

Un neurone est lié à tous les autres, les liaisons sont symétriques, un neurone n'est pas lié à lui-même et un seul neurone est actualisé par itération. Chaque neurone est à la fois neurone d'entrée et de sortie du réseau [31]

✓ Le Perceptron

Le Perceptron a été développé par Roseblatt en 1950 pour résoudre, à l'aide des neurones de Mc Culloch et Pitts, les problèmes de la vision humaine.

L'architecture générale d'un Perceptron comprend trois éléments principaux :

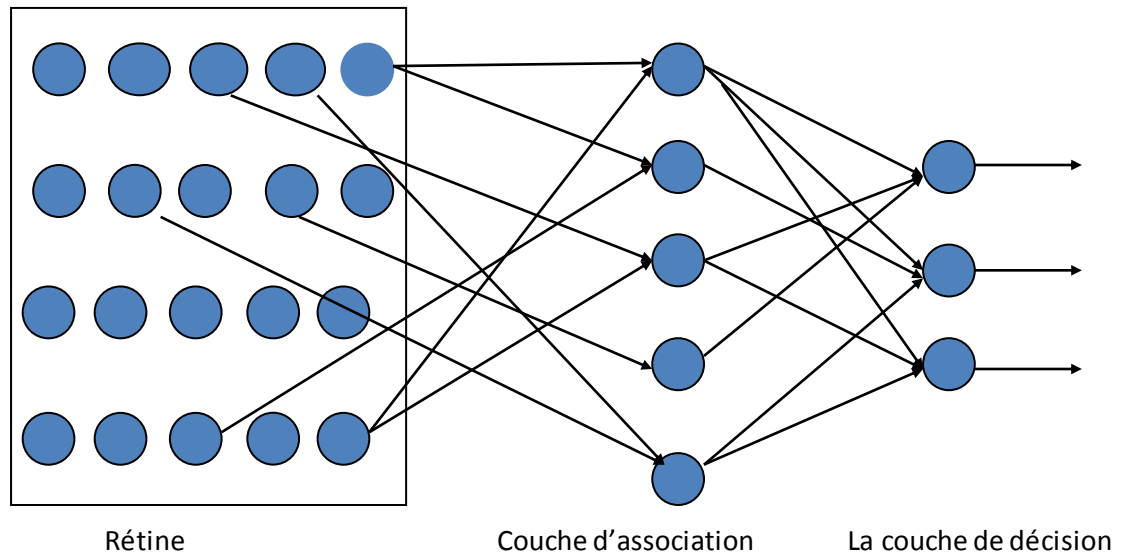
- **Rétine :**

La première couche, composée de la rétine, comprend plusieurs cellules qui jouent le rôle de capteurs. Elle reçoit les exemples ou formes à classer. Chaque élément de la rétine peut être considéré comme un pixel prenant des valeurs binaires 1 et 0, [31].

- **Couche d'association :**

La deuxième couche d'association est composée de cellules associatives qui sont connectées totalement ou de façon aléatoire aux cellules de la rétine, Ces cellules d'associations A_j sont dotées de façons d'association h qui peuvent par exemple réaliser des fonctions booléennes ou bien utiliser des fonctions linéaires. Dans le perceptron, les fonctions $h_i, i=1,2,\dots,N$ sont déterminées à l'avance et elles restent fixes pendant la phase d'apprentissage. La sortie X_j de la cellule d'association A_j est transmise à la cellule de décision de p_i après avoir été pondérée par le coefficient ajustable W_{ij} , [31].

- **Couche de cellule de décision** : La cellule de décision est un automate à seuil de fonction de transfert f qui délivre la sortie binaire S_i . La combinatoire de toutes les configurations possibles est presque infinie si l'on influe sur les connexions et la nature des fonctions f et h , [31]



(fig.III.10) Schéma d'un perceptron

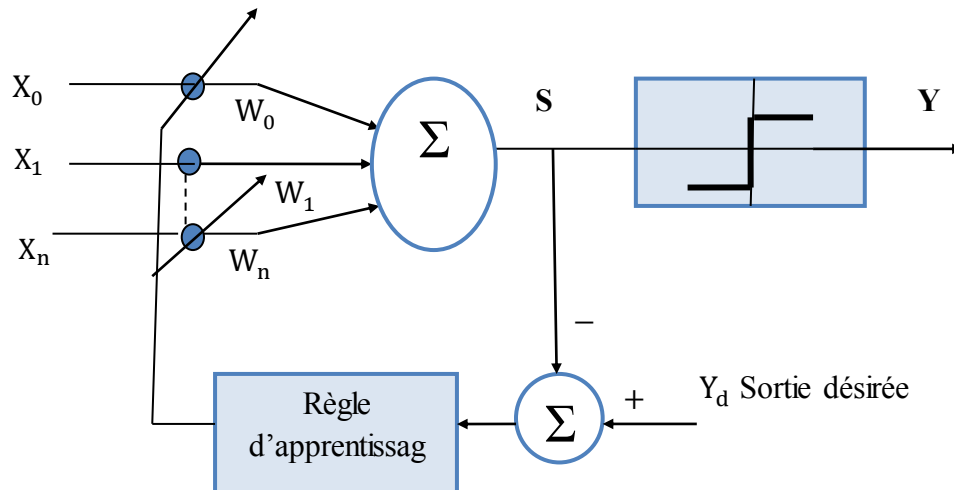
✓ Modèle Adaline

Au début des années 60 B. Widrow et M.E. Hoff ont proposé un système adaptatif qu'ils ont appelé Adaline (de l'anglais ADaptive LINear Element). La structure de l'Adaline diffère du perceptron par l'utilisation d'une seule cellule d'association et l'utilisation d'une fonction de seuil différent de celle de Heaviside (-1 et +1).

De plus, il utilise un algorithme adaptatif pour mesurer l'écart entre la sortie réelle et la sortie du processeur élémentaire. Le schéma de l'Adaline est représenté en (fig.III.11).

Le plus souvent, les entrées sont binaires et la réponse souhaitée est également binaire.

L'Adaline est le seul réseau de neurones artificiels utilisé massivement dans l'industrie, Ce circuit est en effet utilisé dans la télécommunication pour améliorer le signal sur bruit en prenant en compte la variation de l'impédance des différentes lignes téléphoniques, [31].



(fig.III.11) Schéma de principe de l'adaline

$$\text{Avec } S = \sum_{j=0}^{j=n} W_j X_j \quad (\text{III.7})$$

Et ξ : signal d'erreur

III.2.8 L'apprentissage des RNA

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Le rôle de l'apprentissage est de définir le poids de chaque connexion. De nombreuses règles existent pour modifier le poids des connexions et donc pour arriver à un apprentissage correct. Lorsque la phase d'apprentissage est achevée, le réseau doit être capable de faire les bonnes associations pour les vecteurs d'entrées qu'il n'aura pas appris. C'est l'une des propriétés importantes dans les réseaux de neurones, car elle permet de donner la capacité de reconnaître des formes ressemblantes et même dégradées des prototypes, c'est la phase de reconnaissance.[29]

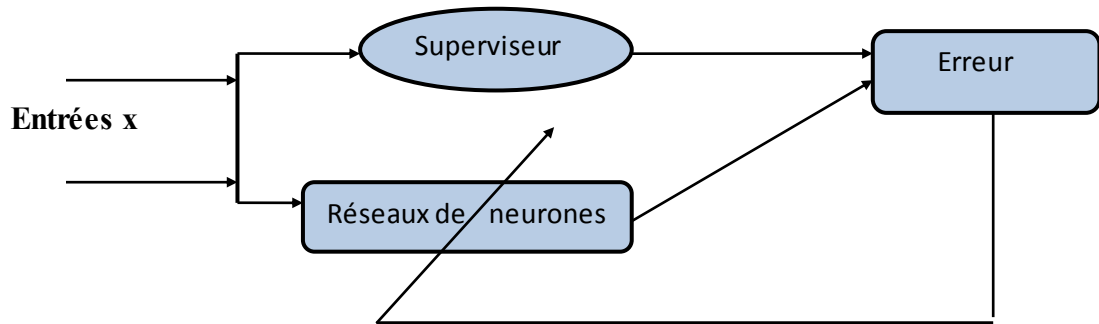
III.2.8.1 Les différents Types d'apprentissage :

Les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones se répartissent en trois grandes familles.

- **Apprentissage supervisé**

Un superviseur, ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrées-sorties. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrées-sorties

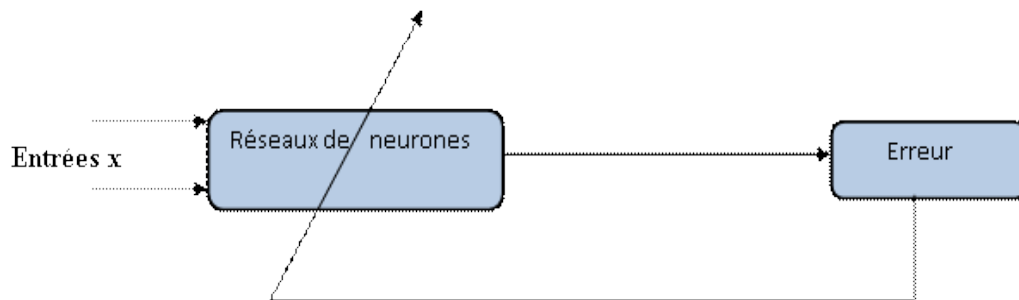
sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve, entre autres dans le perceptron.[29],[36]



(fig.III.12) illustration de l'apprentissage supervisé

- **Apprentissage non supervisé :**

Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen sont des réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus, [29]



(fig.III.13) illustration de l'apprentissage non supervisé

- **Apprentissage auto-supervisé (Apprentissage par assignation de crédit)**

Le réseau de neurones évalue lui-même ses performances, sans l'aide d'un « professeur ». Un objet est présent à l'entrée du réseau de neurones, à qui on a indiqué la classe à laquelle appartient cet objet. Si le réseau ne le classe pas correctement, il mesure lui-même l'erreur qui le fait, le propage cette erreur vers l'entrée. Le réseau procède à autant d'itérations qu'il est nécessaire jusqu'à obtenir la réponse correcte [29].

III.2.8. 2 Les méthodes d'apprentissage

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert ont une forme énumérée ; elles sont exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée ; elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie du réseau, les

fonctions de transfert de chaque neurone, le seuil de ces fonctions, la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage : [36]

✓ **Règle de Hebb**

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1943) elle est inspirée de la biologie, Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié.

✓ **Retro-propagation du gradient de l'erreur**

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type feed forward, ce sont des réseaux de neurones à couche, ayant une couche d'entrée, une couche de sortie, et au moins une couche cachée. Il n'y a pas de récursivité dans les connexions, et pas de connexions entre neurones de la même couche. Le principe de la retro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie n passant par les couches. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, est calculé le gradient de l'erreur qui est à tour propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de retro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage. L'opération est répétée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère soit vérifié.

III.2.9 Mise en œuvre de réseaux de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Ils peuvent approcher toute fonction de régression si l'on trouve un réseau de neurone qui rend minimum la fonction de coût des moindres carrés (Somme des carrés des différences entre les valeurs calculées par le réseau de neurones et les valeurs mesurées). La mise en œuvre d'un réseau de neurone nécessite donc [37]:

- De déterminer les entrées pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- De choisir l'architecture du réseau, c'est-à-dire les entrées externes, le nombre de neurones cachés et l'agencement des neurones entre eux, de telle manière que le réseau soit en mesure de reproduire ce qui est déterministe dans les données. Notons que le nombre de poids ajustables est un des facteurs fondamentaux de la réussite d'une application ; si le réseau possède un trop grand nombre de poids, c'est-à-dire si le réseau est très « souple », il risque de s'ajuster au bruit qui est présenté dans les données de l'ensemble d'apprentissage, et même en absence de bruit, il risque de présenter des

oscillations non significatives entre les points d'apprentissage donc de présenter de mauvaises propriétés de généralisation. Si ce nombre est trop petit, le réseau est trop «rigide» et ne peut conduire que la partie déterministe de la fonction. Le problème de la détermination de l'architecture optimale est resté pendant longtemps un problème ouvert, mais il existe actuellement diverses méthodes, mettant notamment en jeu des tests statistiques qui permettent de déterminer cette architecture pour une vaste classe de réseaux, [37].

- De calculer les poids du réseau ou, en d'autres termes, d'estimer les paramètres de la régression non linéaire, à partir des exemples, en minimisant l'erreur d'approximation, de telle manière que le réseau réalise la tâche désirée.
- D'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage.

III.2.10 Domaines d'applications

Les grands domaines d'application des réseaux de neurones découlent naturellement des propriétés énoncées précédemment. Nous présentons dans les sections suivantes quelques exemples pour montrer le vaste étendu de leur applicabilité.

- **La régression non linéaire, ou modélisation de données statiques :** Une immense variété de phénomènes statiques peut être caractérisée par une relation déterministe entre des causes et des effets ; les réseaux de neurones sont de bons candidats pour modéliser de telles relations à partir d'observations expérimentales, sous réserve que celles-ci soient suffisamment nombreuses et représentatives [39].
- **La modélisation de processus dynamiques non linéaires :** consiste à déterminer un ensemble d'équations mathématiques qui décrivent le comportement dynamique du processus, c'est-à-dire l'évolution de ses sorties en fonction de l'évolution de ses entrées, [40].

Ce problème peut être avantageusement résolu par un réseau de neurones, si le phénomène que l'on désire modéliser est non linéaire.

- **La commande de processus :** consiste à concevoir un système comprenant un organe qui calcule la commande à appliquer au processus pour assurer un comportement dynamique spécifié par des cahiers de charges : régulation au voisinage d'un point de fonctionnement, poursuite d'une trajectoire de consigne, commande optimale.... L'ensemble commande /

processus peut donc être considéré comme un système qui réalise une fonction (non linéaire) qu'un réseau de neurone peut approcher, [38] [40][42].

- **La classification :** Une autre grande catégorie de problème industriel consiste à attribuer de façon automatique un objet à une classe, parmi d'autres classes possibles. Et en raison de leur propriété d'approximateurs universels, les réseaux de neurones sont capables d'estimer de manière précise la probabilité d'appartenance d'un objet inconnu à une classe parmi plusieurs possibles [41].

III.2.11 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

Les avantages et inconvénients des réseaux de neurones sont présentés dans (Tableaux.III.3)

(Tableaux.III.3) Les Avantages et les inconvénients des réseaux de neurones

Avantage des réseaux de neurones	Inconvénients des réseaux de neurones
<ul style="list-style-type: none"> • Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe ; • Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par « rétro propagation des erreurs ». l'apprentissage ou construction du modèle est automatique ; • Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données ; 	<ul style="list-style-type: none"> • 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 ; • Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation) ;

III.3 Application de RNA sur la commande de la MAS

Dans cette partie de notre travail, nous allons mettre en œuvre les réseaux de neurones artificiels dans le but de reconstituer l'allure de la vitesse d'une machine asynchrone à partir des résultats obtenus lors d'une simulation du modèle de la MAS commandé en boucle fermée par un régulateur PI. Les réseaux de neurones utilisés pour l'évaluation de cette vitesse sont implémentés sous le logiciel MATLAB. Les différentes étapes suivies seront détaillés ci- après.

➤ Mise en application des réseaux de neurones

Afin de développer une structure optimale du réseau neuronal, nous avons effectué plusieurs apprentissages en variant les paramètres du réseau tels que la fonction d'activation, le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche, l'algorithme d'apprentissage, ainsi que le pas d'apprentissage. Finalement nos choix sont orientés de la sorte :

➤ Choix du type de réseau de neurones

Comme nous l'avons vu auparavant, il existe plusieurs types de RNA, dans notre étude nous avons adopté le **Perceptron Multi Couches (PMC)**. En effet, ces dernières années plusieurs techniques à base de PMC ont prouvé leur efficacité en termes d'erreurs de corrélation.

Durant toute cette partie nous considérerons un PMC contenant seulement une seule couche cachée ayant des neurones à fonction d'activation type tangente sigmoïde et une couche de sortie contenant un seul neurone à fonction d'activation linéaire.

Cependant la seule différence concernera le nombre de neurones dans la couche cachée qui va être différent d'un cas à l'autre.

➤ Choix de la stratégie d'apprentissage

L'apprentissage est une propriété très importante des réseaux de neurones, dans notre cas nous avons choisi l'apprentissage supervisé, rappelons que l'apprentissage est dit supervisé lorsque les exemples sont constitués de couples de valeurs du type : (valeur d'entrée, valeur de sortie désirée). Le réseau doit alors s'adapter en calculant ses poids afin que sa sortie corresponde bien à la sortie désirée. Actuellement plusieurs algorithmes d'apprentissage sont développés, notre choix s'est orienté vers une méthode du second ordre qui est l'algorithme de Levenberg-Marquardt, ce dernier assure une convergence plus rapide.

➤ Choix de la fonction coût

La fonction coût choisie est l'erreur quadratique moyenne, MSE e anglais (Mean Square Error), reflétant l'écart entre la sortie du réseau et la sortie désirée, elle est définie par :

$$MES = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (e)(k)^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t(k) - a(k))^2 \quad (III.8)$$

N : le nombre d'exemples dans la base d'apprentissage ; $t(k)$: le vecteur cible (sortie désirée)
 $e(k)$: l'erreur quadratique commise à la sortie du réseau ; $a(k)$: le vecteur de sortie élaboré par le réseau

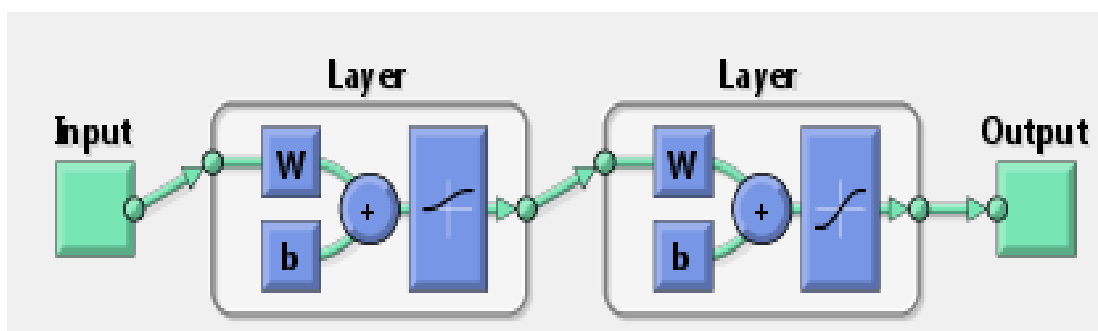
➤ **Elaboration de la base de données pour l'apprentissage**

Le choix de la base d'apprentissage est une étape très importante qui ne faut pas négliger et qui influe directement sur les résultats obtenus par le réseau de neurones.

La base d'apprentissage utilisé dans notre travail a été élaborée à partir des résultats de simulations de la MAS utilisons un régulateur PI, les résultats obtenus de la vitesse à vide, en charge et inversion de sens de rotation par le modèle PI (commande vectorielle Indirecte à Flux Rotorique Orienté) est exportés par un Workspace au programme principale du Réseau de Neurone que nous avons développés qui se comporte comme base de données, après exécution du programme principale en calcul l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error) (MSE). Si (MSE) est minimale l'algorithme de Levenberg-Marquardt s'arrête si non on exécute le programme principal une deuxième fois.

Nous avons construit une base d'apprentissage de 250 exemples (entrées, sorties désirées), tel que les entrées sont l'erreur (Err) et la dérivée de l'erreur (dErr/dt), et la sortie désirée représente la vitesse ($\Omega_{désirée}$).

Finalement on obtient un bloc de réseau de neurone sous simulink, utilisant l'expression « gensim (net, t) ». Après la convergence de l'erreur vers son minimum (fig.III.14).



(fig.III.14) Constitution d'un réseau de neurone

On a effectué sous environnement MATLAB nos simulations en utilisant les paramètres du réseau suivants :

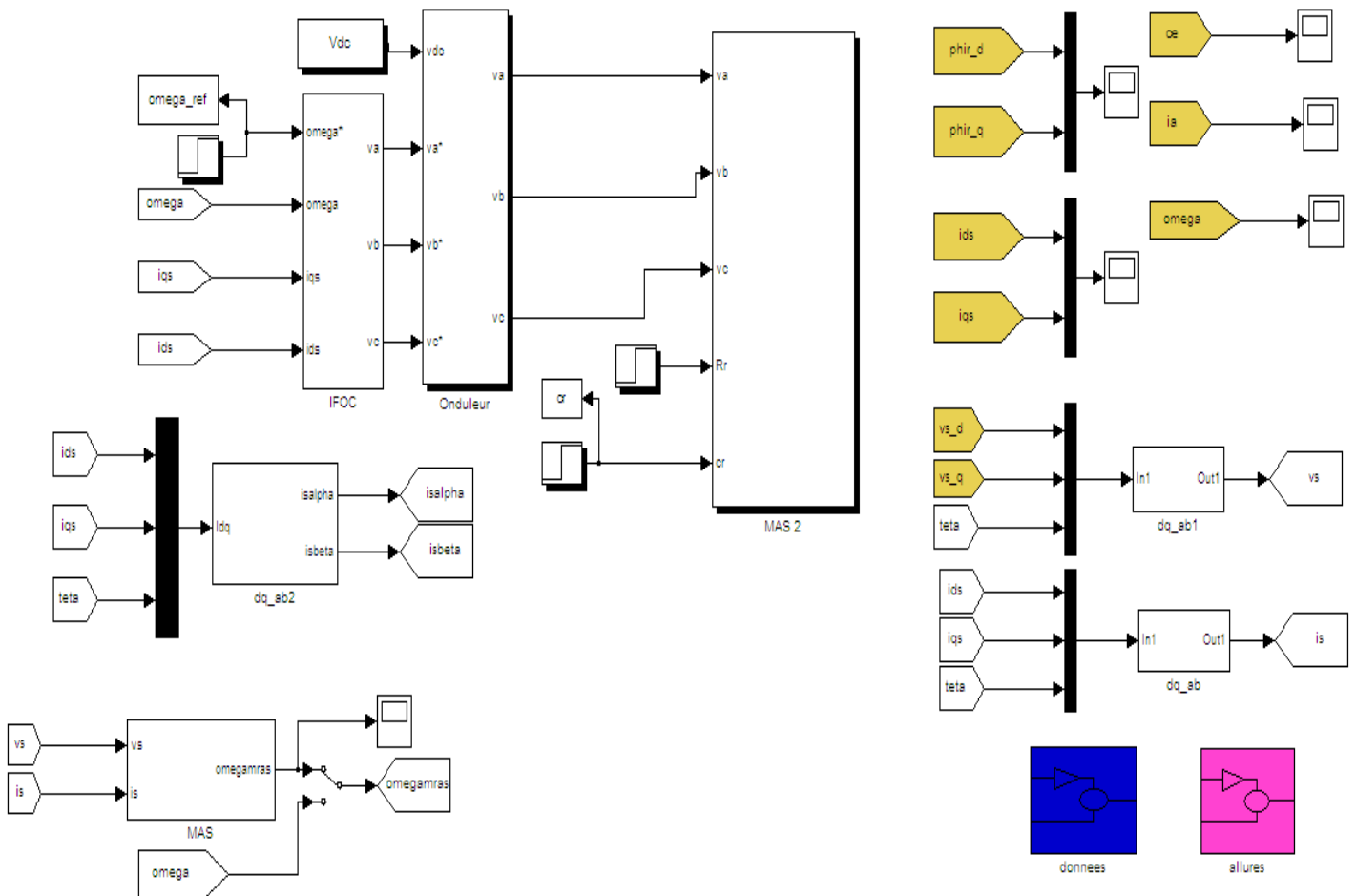
Nombre de neurones dans la couche cachée = 15 neurones (donnée que nous pouvons varier).

Taux d'apprentissage = 0.0001 (donnée que nous avons fixé pour des raisons de stabilité du réseau).

Nombre maximal d'itérations = 1000 itérations (donnée qu'on peut varier) Les résultats obtenus lors de nos simulations pour les différentes applications sont donnés ci-dessous :

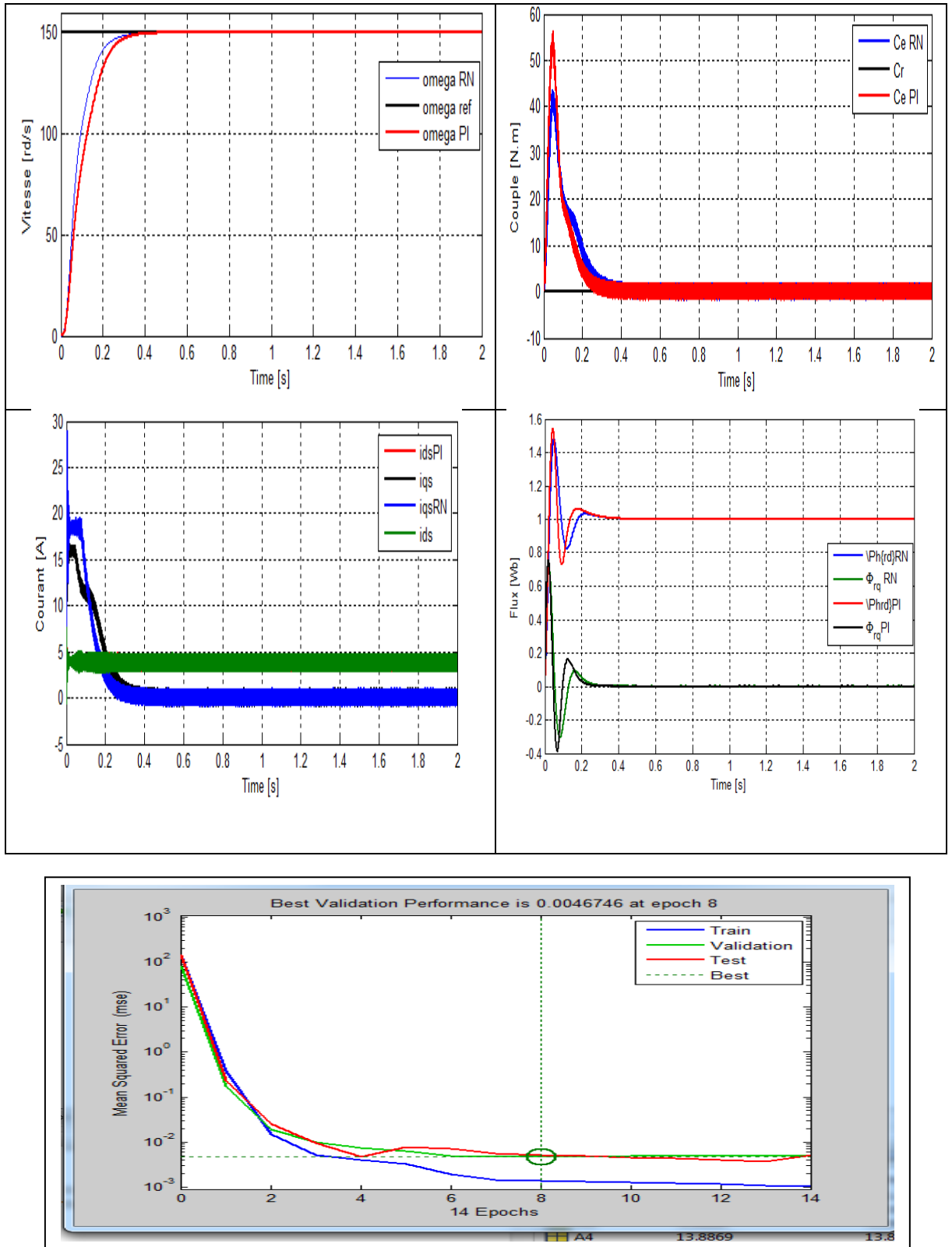
III.3.1 Schéma bloc de la commande du MAS

Le schéma bloc de la commande vectorielle indirecte de la MAS à base des réseaux de neurones(fig.III. 15).



(fig.III. 15)Schéma bloc d'une IFOC à base des RNA de la MAS

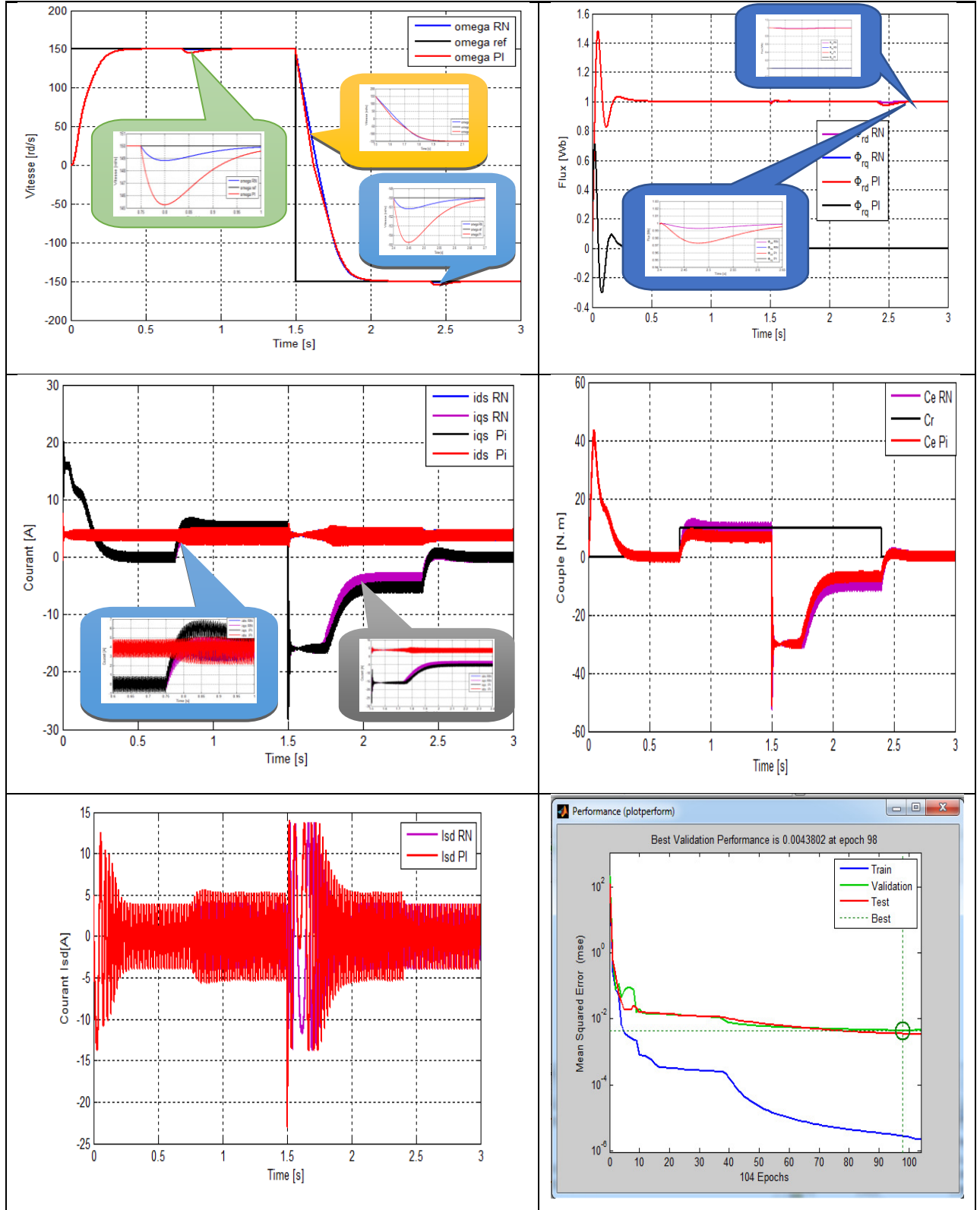
III.3.2 Résultats de simulation

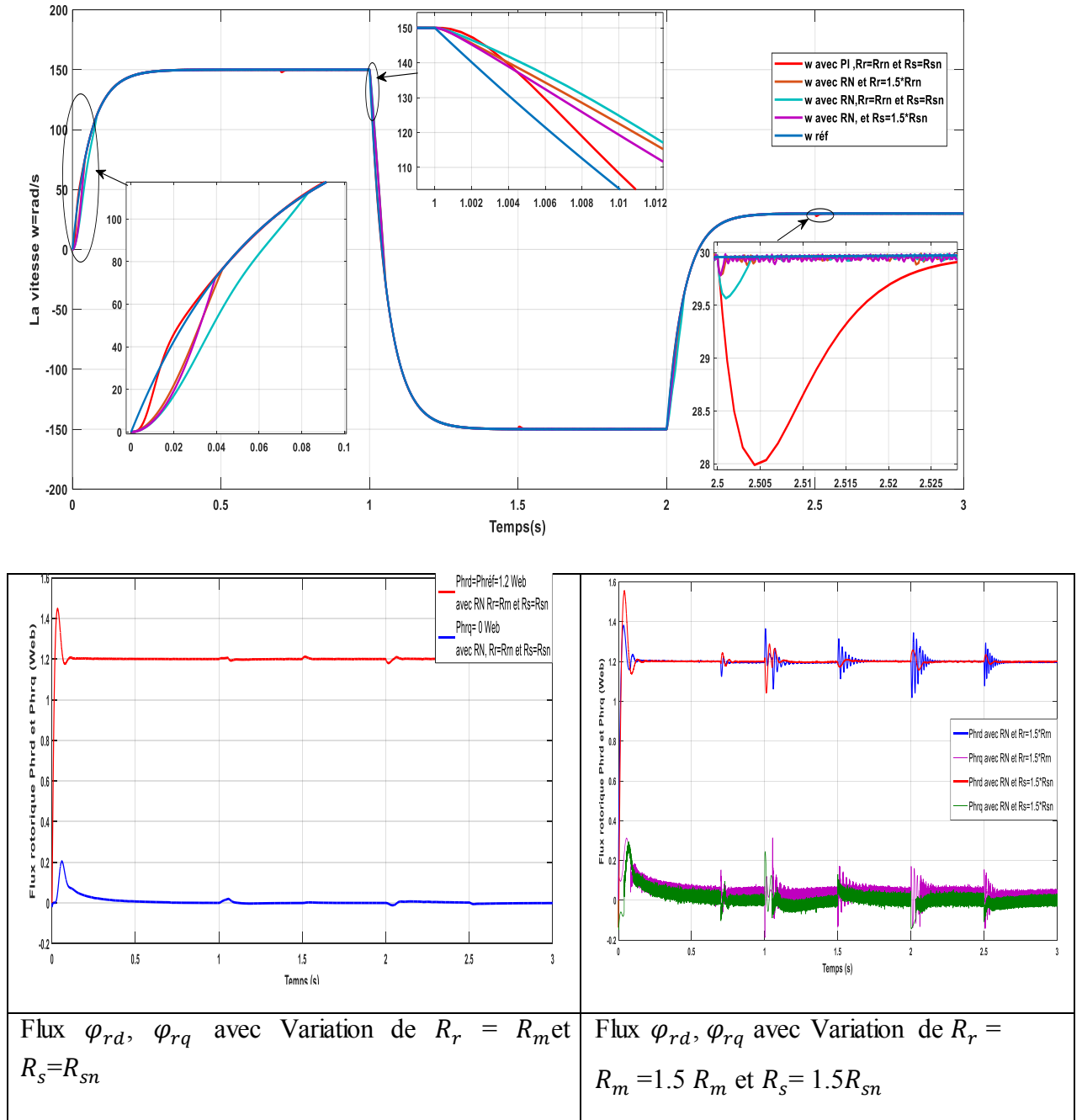


(fig.III.16) Résultats de simulation d'une IFOC à base des RNA de la MAS lors du démarrage à vide

Nous avons commencé par la réalisation de notre base de données à partir de cet essai

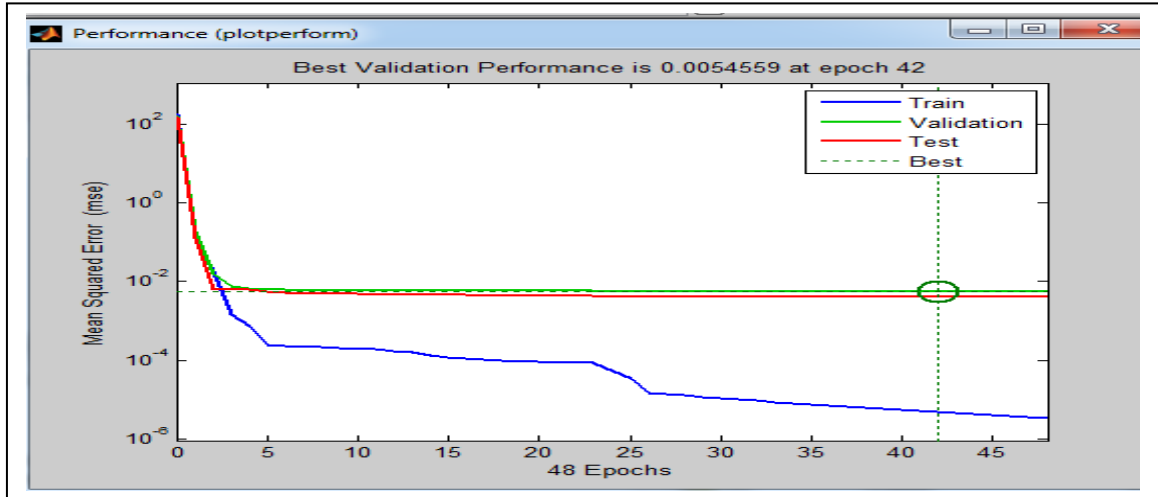
Dans cette section nous avons limité notre étude uniquement aux variations de la résistance rotorique tout en gardons les autres grandeurs constats.





(fig.III.17) Essai avec variation de la résistance rotorique et statorique

D'après les courbes, on constate que le réseau de neurone converge vers l'erreur minimale avec un nombre d'itérations moins que celui de la vitesse, parce que le réseau est entraîné au paravent (cas vitesse).



(fig.III.18) Essai avec variation de la résistance rotorique et statorique

III.3.4 Interprétations des résultats RN et PI

À partir des figures (fig.III.16) et (fig.III.17) on remarque que :

A) La vitesse

La vitesse de rotation avec le contrôleur PI suit bien son profil de référence avec une erreur de poursuite pendant les phases transitoires et en s'annulant en régime permanent jusqu'à l'introduction du couple à l'instant $t=0.7s$ qui génère une diminution de la vitesse de rotation. Par contre la réponse de la vitesse par le régulateur RNA présente des meilleures performances de la poursuite et sa est remarquable au démarrage, il est clair que le système est rapide (temps de réponse au démarrage) pour rejoindre la consigne. Le contrôleur neuronal rejette la perturbation de charge rapidement dans la vitesse sans dépassement et sans erreur statique.

À l'inversion du sens de rotation, le contrôleur neuronal (RN) suit parfaitement sa consigne par apport au contrôleur PI La vitesse s'inverse et atteint sa consigne négative rapidement et sans dépassement pour les deux contrôleurs.

B) Effet de la résistance rotorique sur le couple électromagnétique

Nous remarquons aussi de façon claire que la variation de la résistance rotorique pour les deux régulateurs influe d'une façon remarquable sur le couple qui est altéré pendant les

phases transitoires et à l'insertion du couple de charge et surtout durant l'inversion de la consigne et en basse vitesse à $t=2.5$ sec. Mais avec le contrôleur RN, ces perturbations sont moins importantes par rapport aux régulateurs PI conventionnel.

C) Effet de la résistance rotorique sur le flux rotorique

La variation de la résistance rotorique influe d'une façon remarquable sur l'orientation du flux. L'effet est clairement apparu sur les deux régulateurs. Le flux est altéré surtout pendant les phases transitoires et à l'insertion du couple de charge durant l'inversion de la consigne et en basse vitesse. Mais avec le contrôleur RN ces perturbations sont moins importantes par rapport aux régulateurs PI. Nous remarquons aussi que l'allure des flux rotoriques pour les deux régulateurs est identique à celle des courants qui les génèrent.

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons élaboré une structure de commande par un régulateur neuronal, les bonnes améliorations apportées par cette structure ; à savoir : la robustesse, le temps de réponse amélioré et l'erreur de rebondissement éliminée ; une meilleure capacité de minimiser les perturbations sur les flux ; causé par l'application d'un couple de charge ou d'asservissement de vitesse.

Cependant, l'élaboration d'un régulateur neuronal n'est pas assez facile ; car il n'existe aucune méthode théorique permettant de déterminer la meilleure architecture de réseau pour résoudre un problème donné mais sans négliger la simplicité de la topologie. L'autre difficulté est le nombre d'exemple d'apprentissage qu'il faut augmenter afin d'atteindre une erreur petite.

Une étude comparative entre la commande vectorielle classique et celle à base des réseaux de neurone appliquée à la machine asynchrone triphasé nous a permis de juger la qualité de cette dernière qui constitue un plus pour les commandes des machines à courant alternatif.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons présenté la modélisation et la commande vectorielle de la machine asynchrone via deux différentes structures de commande : la commande vectorielle indirecte par régulateur classique (PI) et un régulateur par réseaux de neurones artificiels (RNA)

En premier lieu, nous avons établi le modèle mathématique de la machine d'après la modélisation avec la transformation de Park, afin de simplifier les équations de la machine asynchrone.

Ensuite, nous avons donné les principes de bases de la commande vectorielle indirecte par orientation de flux rotorique, qui permet d'imposer à la machine asynchrone un comportement semblable à celle de la machine à courant continu à excitation séparée où le flux n'est pas affecté par la variation du couple électromagnétique.

Les résultats obtenus par la commande vectorielle indirecte montrent bien un découplage parfait ; mais ce dernier est affecté par les variations des paramètres de la machine, ce qui représente l'inconvénient majeur de la commande vectorielle. Pour résoudre ce problème la commande par un régulateur neuronal a été exploitée.

Comme les résultats obtenus dans le chapitre précédent utilisent un régulateur PI pose des problèmes surtout la variation paramétrique (variation de la résistance rotorique par exemple), donc pour résoudre ce problème nous avons fait appel à un régulateur neuronal qui a été traité dans le chapitre trois. Nous avons remarqué que les résultats obtenus par le régulateur neuronal sont meilleurs que celles obtenus par (PI) surtout dans le cas de la variation paramétrique.

En conclusion pour étudier la robustesse de telle MAS le choix du régulateur neuronal reste le plus adopté.

Bibliographie

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Chekima Djamel, "Commande d'une machine asynchrone par logique floue", Thèse de master, Université de El-Oued 2014.
- [2] Baghli. Lotfi, "Contribution à la commande de la machine asynchrone. Utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes géométriques," Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré, Nancy-I.
- [3] site « Industrial Product Buying Guide » July 4, 2019 Machines
- [4] cours machines électriques, "La machine asynchrone, " Formation continue - Techniciens supérieurs - Ingénieurs électrotechniciens, par Bapio BAYALA Edition revue 2010.
- [5] El hellia. O et Damene. A, "Etude de stratégies de commande pour la régulation des courants de la MAS," Mémoire Master Ouargla, 2013.
- [6] Ben Hadda Nabil, « Commande Direct du Couple d'une Machine Asynchrone, ». mémoire d'ingénieur, Université de Batna, 2003.
- [7] Lameche Toufik, « Développement et Implémentation par Logique Floue d'une commande DTC d'un Moteur à Induction Alimenté par un Onduleur de Tension PWM, », Thèse de magister, université de Sétif, 2003.
- [8] Carlos Canudasdewit, « Commande des Moteur Asynchrones. Volume1, Modélisation Contrôle Vectoriel et DTC », Paris, Hermès Science publications, 2000.
- [9] Guy STRUTZER, Eddie SAMIGIEL, « Modélisation et Commande des Moteurs Triphasés. Commande vectorielle des moteurs synchrones. Commande numérique par contrôleurs DSP ». Ellipses, Mars 2000.
- [10] Rezgui. S. E, "Commande de Machine Electrique en environnement Matlab / Simulink et temps réel," Thèse Magister Constantine, 2009.
- [11] DIAF. Y et Ben Antar. D, "Modélisation et commande d'un onduleur triphasé pilote par MLI a structure multiniveaux," Université KasdiMerbah, Ouargla.)
- [12] "Télemécanique, schématique électrotechnique," Editions 1986
- [13] F.Nacéri, Commande non linéaire adaptative des machines électriques associées à des convertisseurs statiques ; projet « J0201320070006 ».

Bibliographie

- [14] Jean pierre caron, « Modélisation et commande de la machine asynchrone », Edition Technip, Paris, 1995
- [15] R.Abdessemmed, M.Kadjoudj, « Modélisation des machines électriques », Presses de L'université de Batna, 1997.
- [16] Cyril W. Lander, « Electronique de puissance cours et exercices», Edition MC Graw- Hill, Paris,1995.
- [17] HT amrabet, "Robustesse d'un contrôle vectoriel de structure minimale d'une machine asynchrone", Thèse de magister, Univ.Batna,May2006.
- [18] THESE Présentée à l' Ecole Nationale d'Ingénieurs de Monastir Pour obtenir le grade de DOCTEUR Dans la discipline Génie Electrique Présenté par Soufien GDAIM (Ingénieur Génie Electrique)
- [19] cour : « Modélisation de l'ensemble MAS –Convertisseur » université de batna 2008/2009
- [20] Henrik Mosskull, Robust control of an induction motor drive. Doctor of Philosophy thesis, Automatic control, School of Electrical engineering, Royal Institute of Technology (KHT), Stockholm, Sweden,2006.
- [21] G.Grellet, G.Clerc, « Actionneurs électriques, principe, modèles, commande », Edition Eyrollres, Paris 2000
- [22] G.Buche, « Commande vectorielle de machine asynchrone en environnement temps réel Matlab/Simulink »Mémoire d'ingénieur, C.U.E.F.A Grenoble, Mars 2001.
- [23] T. Ourth, « Commande vectorielle d'un moteur asynchrone sans capteur », Journal de Physique III.3, pp.1123-1133, Juin 1993.
- [24] M.N.Mawali, A.Keyhani, W.Tjanaka, « Implementation of indirect vector control on an integrated digital signal processorbased system »IEEE Transaction on Energy Conversion, Vol.14, pp.139-146, June 1999.
- [25] J.W.Finch, D.J.Atkinson, P.P.Acarnely, «Full-order estimator for induction motor states and parameters», Proceeding of IEEE, pp.169-179, May 1998.
- [26] U.Gokdere, M.A.Simaan, C.W.Brice, «Global asymptotic stability of indirect field-oriented speed control of current-fed induction motors», Automatica,Vol 34, pp.133-135, 1998.
- [27] Cour : Les Réseaux de Neurones Artificiels Y. Djeriri Université de Si Bel- Abess

Bibliographie

- [28] Y. Morere «TP Réseaux de neurones feedforward», Master 2, université de Metz, 2005.
- [29] C.Touzet, "Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques", Paris, juillet, 1992.
- [30] E. Davalo et P. Naïm, "Des réseaux de neurones," Edition Eyrolle, 1989.
- [31] Said. A et Boussaadia. F, "Identification et commande d'une parabole de radar de poursuite par les réseaux de neurones," Mémoire d'ingénieur de L'université Mohamed BOUDIAF de M'Sila, 2005/2006.
- [32] Mekideche. D et Zebiri. M, "Evaluation de la stabilité dynamique des réseaux D'énergie électrique par les réseaux de neurones," Mémoire d'ingénieur de L'université Mohamed BOUDIAF de M'Sila, 2005/2006.
- [33] Brakni. E. M, " Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire infini TEM," Mémoire Présenté À L'université Du Québec À Chicoutimi Comme Exigence Partielle De La Maîtrise En Ingénierie, Mai 2011
- [34] S. Chekroun « Commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée »; école supérieur d'enseignement technologique d'Oran.
- [35] Toumi. T et Hamani. A, "Identification du modèle d'état de la machine asynchrone par RNA," Mémoire d'ingénieur de L'université Mohamed Khider Biskra, 2006/2007.
- [36] mémoire «identification et commande des systèmes non linéaires» par LEMMO Amira ,BELLAKHDER Khaoukha, LEDJEDEL Adila université de M'Sila Algérie- ingénieur en électronique 2011
- [37] Zebiri. F et Mehamelle. H, "Détection et localisation des défauts de la machine asynchrone a double stator application de la technique l'intelligence artificielle," Mémoire d'ingénieur de L'université Mohamed BOUDIAF de M'Sila.
- [38] G. Dreyfus, J-M. Martinez, M. Samuelides, M.B. Gordon, F. Badran, S. THiria et L.Herault « Réseaux de neurone, Méthodologies et Application » , Paris, Edition Eyrolles.2002.
- [39] G. DREYFUS « les réseaux de neurones, une technique opérationnelle pour le traitement des données industrielles, économiques et financières » École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris (ESPCI), Novembre 1997.
- [40] I.RIVALS, L PERSONNAZ « Les réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification » CNRS Editions, Paris 2003
- [41] B.GOSSELIN « Application de réseaux de neurones artificiels a la connaissance automatique de caractères manuscrits » Thèse de Doctorat, université Mons 1996

Bibliographie

- [42] I. RIVALS, L. PERSONNAZ, G. DREYFUS & J.L. PLOIX « Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles » Publié dans : Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande des procédés, J.-P. Corriou coordonnateur, Lavoisier Technique et Documentation, Paris.1995.
- [43] Analyse, Évaluation et Réduction des Risques d'un Parc Éolien Présentée et soutenue publiquement par : M. ZIANE Khaled, Le: 02 Juillet 2017 Université d'Oran 2.

Annexe

Annexes

Paramètres et caractéristiques de la MAS utilisée :

Paramètre

R_s (Résistance du stator) = 5.8 Ω

R_r (Résistance du rotor) = 5.4479 Ω

L_s (Inductance du stator) = 0.4207H

L_r (Inductance de rotor) = 0.4779H

M_{sr} (Inductances mutuelles) = 0.42H

Constantes mécaniques :

J (Inertie de rotor) = 0.0216

F (coefficient de frottement) = 0.0011.S

Caractéristiques :

Couple résistant = 10 N.m

Fréquence = 50HZ

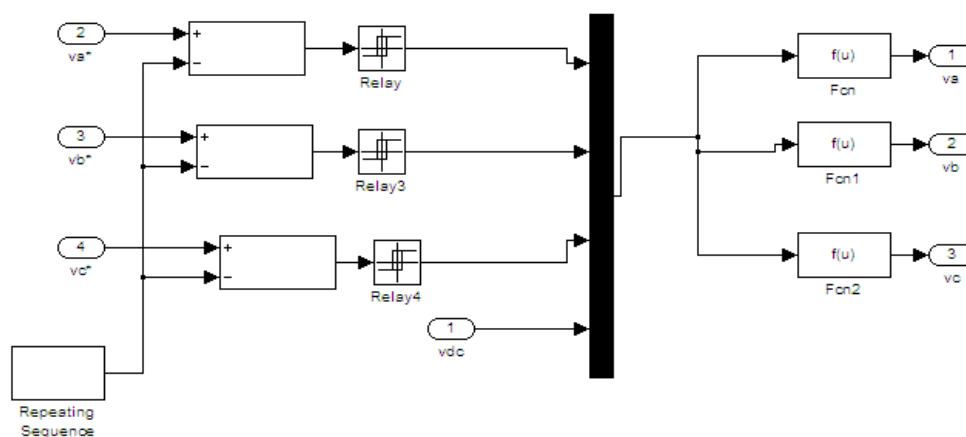
Puissance= 1.5 KW

Tension=220/380v

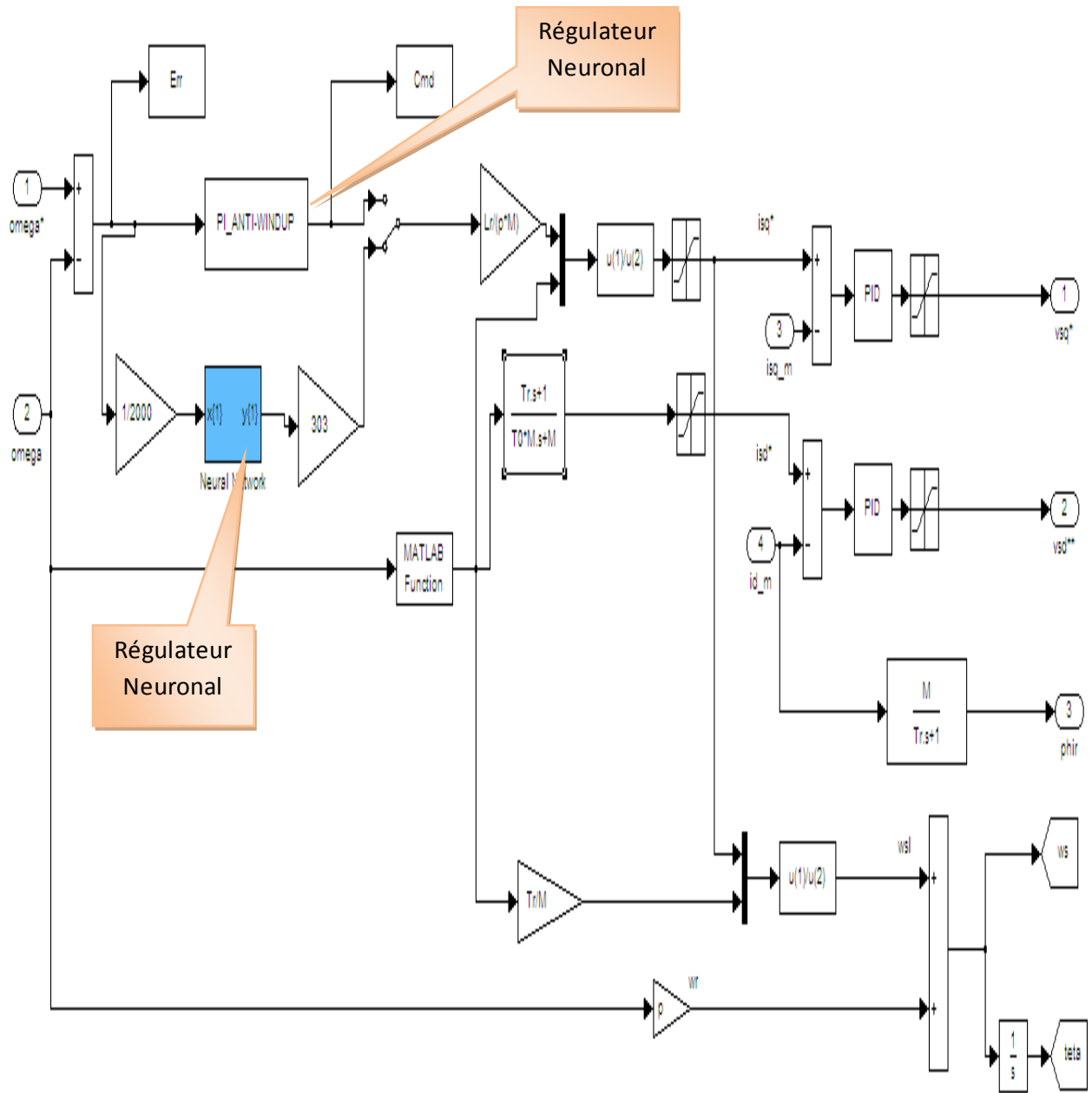
Vitesse=1430 tr/min

Nombre de pair de pôles =2

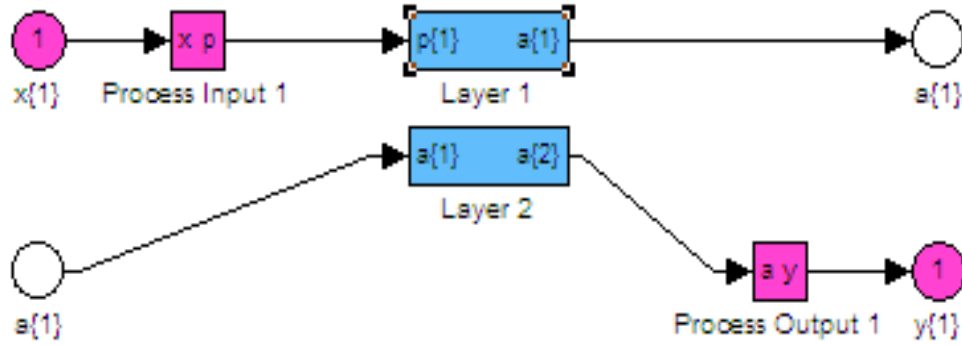
- **L'onduleur Sous SIMULINK/MATLAB**



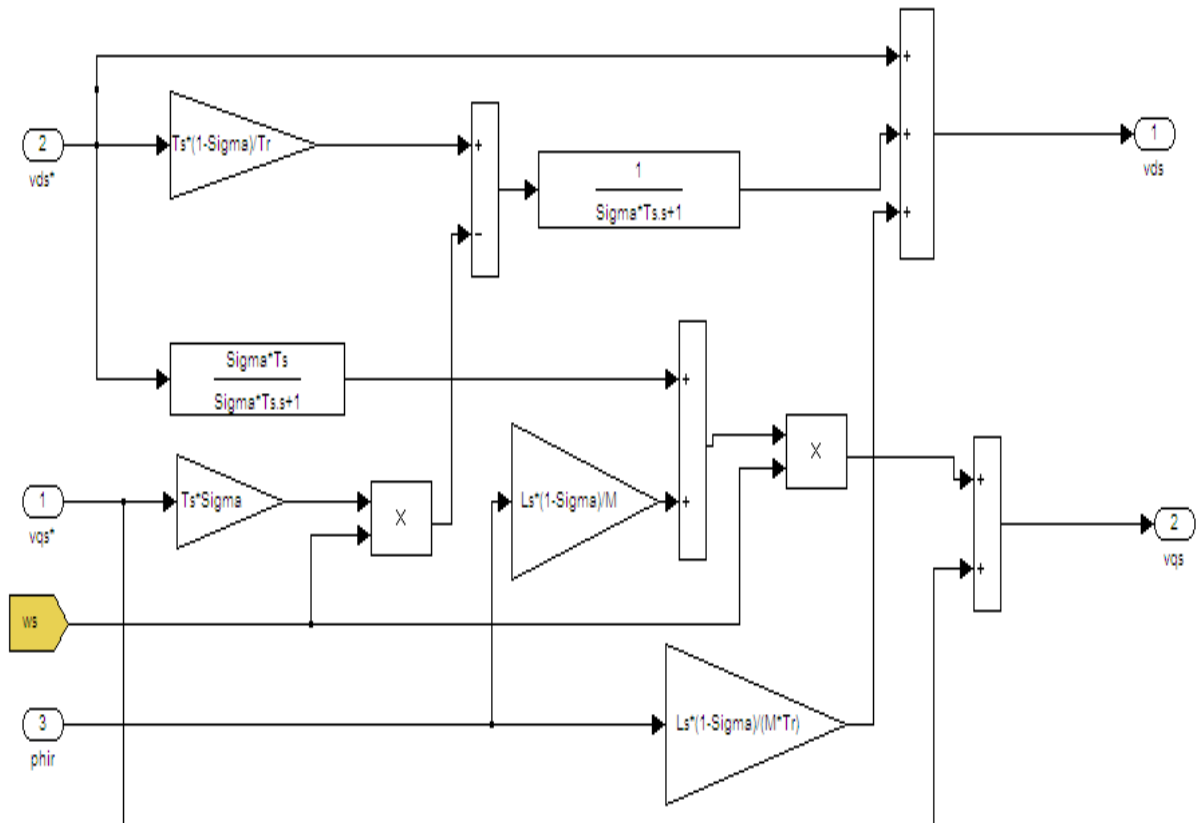
• PI –neuronal sous SIMULINK/MATLAB



- Régulateur neuronal (Neural Network) sous SIMULINK/MATLAB.



- Découplage sous SIMULINK/MATLAB



Résumé

Commande par réseaux de neurones de la machine asynchrone

Résumé :

Dans ce travail on a évalué l'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la commande d'un moteur asynchrone (MAS) car leur intérêt consiste dans le fait qu'ils ne nécessitent pas une connaissance exacte de la structure interne du moteur ; L'approche neuronale permet d'obtenir, de manière simple, un modèle du moteur, sa précision, ou bien l'écart existant entre les mesures effectuées sur le processus et les valeurs fournies par le modèle neuronal, dépend principalement de la qualité de l'apprentissage effectué sur le réseau de neurones artificiels.

Mais sans écarté surement Le régulateur Proportionnel-Intégral (PI) qui est très utilisé dans l'industrie en raison de sa simplicité et de sa robustesse.

Mots clés :

Moteur Asynchrone – Commande Vectorielle – Régulateur Proportionnel-Intégral, (PI) – Réseaux de Neurones Artificiels – Matlab/Simulink.

Control by Artificial Neural Networks of an Induction Motor

Abstract:

In this work, we evaluated the application of artificial neural networks (ANN) for the control of an induction motor because their interest consists in the fact that they do not require an exact knowledge of the internal structure of the motor; The neural approach provides a simple process model. It's accuracy; which means the difference between the measurements made on the process and the values provided by the neural model, depends mainly on the quality of the learning done on the artificial neural network.

But certainly without the gap of The Proportional-Integral (PI) regulator which is widely used in industry because of its simplicity and robustness.

Key words:

Induction Motor – Vector control – Proportional-Integral controller (PI) – Artificial Neural Networks - Matlab/Simulink.

التحكم بتقنية الشبكات العصبونية الاصطناعية لمحرك لا متزامن

الملخص :

نقدم في هذا العمل، تظمينا لتطبيق الشبكات العصبونية الاصطناعية في التحكم بمحرك لا متزامني لان اهميتها يتمثل في عدم ضرورة معرفة البنية الداخلية للمحرك حيث تسمح المقاربة العصبونية باعطاء نموذج بسيط له (المحرك) وتتمثل نقتها في كون الفرق الموجود بين القياسات التي يعطيها المحرك والقيم المقدمة من النموذج العصبوني يعتمد اساسا على نوعية التدريب (التلقين) لشبكة العصبونية الصناعية. دون التقليل من اهمية المنظم النسبي التكاملي كونه مستعمل كثيرا في الصناعة بسبب سهولته وبساطته وكذا قوته .

الكلمات المفتاحية :

الشبكات العصبونية - المحرك اللا متزامن ثلاثي الطور - التحكم الشعاعي - المنظم التناسبي التكاملي - ماتلاب