

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE DE M'SILA  
FACULTE DES SCIENCES ET SCIENCES DE L'INGENIEUR

DEPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME  
D'INGENIEUR D'ETAT EN GENIE ELECTROTECHNIQUE

**OPTION : ELECTROMECHANIQUE**

**THEME**

---

**DETECTION DES DEFAUTS DE L'ASSOCIATION  
CONVERTISSEUR-MOTEUR ASYNCHRONE A DOUBLE  
STATOR PAR L'APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES  
ARTIFICIELS**

---

Proposé et dirigé par:

Dr.Khodja Djalal Eddine

Présenté par :

BENNA Abd Elmalek  
KHELIF Samia  
AOUICHAT Mohamed

Année Universitaire: 2006 / 2007

# *Remerciement*

*Nous adressons nos respectueux remerciement à  
Notre encadreur :*

*Monsieur djalel eddine khodja  
pour leur aide et leur conseils durant tous ce travail  
Notre sincère gratitude à :*

*Messieurs Y. LAAMARI, B.Bendjaima  
Nous tenons également à remercier messieurs les membres de jury  
pour l'honneur qu'il nous ont fait en acceptant de siéger à notre  
soutenance.*

*Toute personne ayant participé de près ou de loin a la réalisation  
de ce travail.*

*Surtout notre camarade Ben china A.Elkerim.*

# Dédicace

*Je dédie ce modeste travail :*

*A Ma très chère mère et mon père*

*A Mes sœurs*

*A Mes frères*

*A toute ma famille*

*A mes chers amis*

*A tous les amis (es) d'études surtout ceux  
d'électromécanique  
Promotion 2007*

*AOUICHAÏ MOHAMÉD*

# NOTATIONS

MASDS:	Machine Asynchrone à Double Stator.
RNA:	Réseau de neurone artificiel.
$s_1, s_2, r$ :	Indices correspondants au stator 1, stator 2 et au rotor.
$a_{s1}, b_{s1}, c_{s1}$ :	Indices correspondants au trois phases du 1 stator.
$a_{s2}, b_{s2}, c_{s2}$ :	Indices correspondants au trois phases du 2 stator.
$a_r, b_r, c_r$ :	Indices correspondants au trois phases du rotor.
$R_{s1}, R_{s2}, R_r$ :	Résistances statoriques et rotoriques.
$L_{s1}, L_{s2}$ :	Inductance propre d'une phase statorique.
$L_r$ :	Inductance propre d'une phase rotorique.
$L_{ms}$ :	Inductance mutuelle entre phases statoriques et rotoriques.
$L_{sr}$ :	Inductance mutuelle entre phases statoriques
$L_{mr}$ :	Inductance mutuelle entre phases rotoriques.
$J$ :	Moment d'inertie.
$\omega_m$ :	Vitesse mécanique de la machine.
$\omega_s$ :	Pulsation électrique statorique.
$\omega_r$ :	Pulsation électrique rotorique.
$\omega_{s1}$ :	Pulsation électrique de glissement.
$\Omega_s$ :	Vitesse de rotation du champ tournant (vitesse de synchronisme).
$p$ :	Nombre de paires de pôles de la machine.
$\omega$ :	Vitesse angulaire des axes (d, q) par rapport au rotor.
$d, q$ :	Axes longitudinal et en quadrature du repère de Park.
$C_r$ :	Couple résistant.
$C_{em}$ :	Couple électromécanique.
$K_f$ :	Coefficient de frottement.
$S$ :	Opérateur de Laplace.
$\Phi_{s1}, \Phi_{s2}, \Phi_r$ :	Flux statorique et rotorique.
$v$ :	Tension.
$i$ :	Courant.

$\Phi_m$ :	Flux magnétisant
$k_p, k_i$ :	Paramètres du régulateur PI.
FOC:	Flux oriented control.
$h$ :	la fonction d'entrée totale.
$f$ :	la fonction d'activation.
$g$ :	la fonction de sortie.
$f_i$ Et $f_j$ :	la fonction d'activation de $p_i$ et $p_j$ .
$s_i$ et $s_j$ :	les valeurs d'activation de $p_i$ et $p_j$ .
$t_i$ :	l'entrée professeur de $p_i$ .

## SOMMAIRE

<i>Introduction générale</i> .....	1
Chapitre I: <b><i>Etude de la problématique du diagnostic des défaillances des MAS</i></b>	
<b>I.1. INTRODUCTION</b> .....	3
<b>I.2. GENERALITES ET DEFINITIONS</b> .....	3
<b>I.3. LES DEFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE</b> .....	6
<b>I.3.1. Les défauts d'alimentation</b> .....	6
<b>I.3.2. Les défauts de la machine</b> .....	6
<b>I.3.2.1. Les défauts de roulements</b> .....	7
<b>I.3.2.2. Les défauts de l'arbre</b> .....	7
<b>I.3.2.3. Dissymétrie du rotor</b> .....	7
<b>I.3.2.4. Les cassures de barres</b> .....	8
<b>I.3.3. Les causes des défauts</b> .....	8
<b>I.3.3.1. Etudes statistique</b> .....	8
<b>I.3.3.2. Les grandeurs indicatrices</b> .....	9
<b>I.3.4. Méthodes de détection des défauts</b> .....	11
<b>I.3.4.1. l'aspect modélisation</b> .....	11
<b>I.3.4.2. l'estimation de paramètres physique</b> .....	11
<b>I.3.4.3. l'estimation d'état</b> .....	11
<b>I.3.4.4. traitement de signaux</b> .....	12
<b>I.4. LA PROCEDURE DE DIAGNOSTIC</b> .....	13
<b>I.4.1. Les méthodes de diagnostic</b> .....	13
<b>I.4.1.1. Les méthodes externes</b> .....	14
<b>I.4.1.2. Les méthodes internes</b> .....	14
<b>I.5. ANALYSE DES METHODES DE DIAGNOSTIC EXISTANTES</b> .....	15
<b>I.6. POSITION DU PROBLEME A RESOUDRE</b> .....	17
<b>I.7. CONCLUSION</b> .....	18

<b>II.1. INTRODUCTION</b> .....	19
<b>II.2. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE A DOUBLE STATOR</b> .....	19
<b>II.2.1. HYPOTHESES D'ETUDE</b> .....	21
<b>II.2.2. MODELE DE LA MASDS</b> .....	21
<b>II.2.2.1. Equations électriques de la machine</b> .....	21
<b>II.2.2.2. Equations magnétiques</b> .....	21
<b>II.2.2.3. Equations mécaniques</b> .....	22
<b>II.2.4. CHOIX DU REFERENTIEL</b> .....	23
<b>II.2.4.1. Référentiel immobile par rapport au stator</b> .....	23
<b>II.2.4.2. Référentiel immobile par rapport au rotor</b> .....	23
<b>II.2.4.3. Référentiel immobile par rapport au champ tournant</b> .....	23
<b>II.2.5. APPLICATION DE LA TRANSFORMATION DE PARK</b> .....	24
<b>II.2.6. MISE SOUS FORME D'EQUATION D'ETAT</b> .....	25
<b>II.2.7. RESULTATS DE SIMULATION NUMERIQUE</b> .....	26
<b>II.2.7.1 interprétations des résultats</b> .....	29
<b>II.3. MODELISATION DE L'ONDULEUR A COMMANDE MLI</b> .....	29
<b>II.3.1. MLI SINUS-TRIANGLE</b> .....	30
<b>II.4. ASSOCIATION DE LA MASDS-ONDULEUR DE TENSION</b> .....	32
<b>II.4.1. RESULTATS DE SIMULATION</b> .....	33
<b>II.5. COMMANDE VECTORIELLE DE LA MASDS</b> .....	34
<b>II.5.1. Principe du découplage</b> .....	35
<b>II.5.2. principe de la commande par orientation du flux</b> .....	35
<b>II.5.3. METHODES DE LA COMMANDE VECTORIELLE</b> .....	36
<b>II.5.3.1. Méthode directe</b> .....	36
<b>II.5.3.1. Méthode indirecte</b> .....	36
<b>II.5.4. COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE SANS REGLAGE DE VITESSE</b> .....	36
<b>II.5.4.1 Synthèse des régulateurs de courant</b> .....	39

II.5.4.1.1 <i>Calcul des paramètres du régulateur PI</i> .....	39
II.5.4.1.2 <i>Discretisation du régulateur PI</i> .....	40
II.5.4.2. <i>RESULTATS DE SIMULATION</i> .....	42
II.5.4.3. <i>Interprétations des résultats</i> .....	43
II.5.5. <i>REGULATION DE LA VITESSE PAR LA METHODE INDIRECTE</i> .....	43
II.5.5.1. <i>Bloc de dé fluxage</i> .....	44
II.5.5.2 <i>Régulateur de vitesse</i> .....	44
II.5.5.2.1. <i>Calcul des paramètres du régulateur PI</i> .....	44
II.5.5.2.2. <i>Discretisation du régulateur PI</i> .....	44
II.5.5.3. <i>LES RESULTATS DE SIMULATION</i> .....	45
II.5.5.3.1. <i>Interprétations des résultats</i> .....	48
II.5.5.4. <i>CONCLUSION</i> .....	48

### **Chapitre III**                      *Notion sur les réseaux de neurones artificiels*

III.1. <i>INTRODUCTION</i> .....	49
III.2. <i>LES RESEAUX DE NEURONES BIOLOGIQUES</i> .....	49
III.3. <i>LES NEURONES ARTIFICIELS</i> .....	51
III.4. <i>LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS</i> .....	55
III.4.1. <i>Introduction</i> .....	55
III.4.2. <i>La nature des cellules</i> .....	56
III.4.3. <i>Les mécanismes d'apprentissage</i> .....	56
III.4.3.1. <i>Définition</i> .....	56
III.4.3.2. <i>Les algorithmes avec apprentissage supervisé</i> .....	56
III.4.3.3. <i>Les algorithmes avec apprentissage non supervisé</i> .....	57
III.4.3.4. <i>Les principales règles d'apprentissage</i> .....	57
III.4.3.4. <i>Les principales règles d'apprentissage</i> .....	57
III.4.4. <i>Les mécanismes de classification</i> .....	60
III.4.5. <i>Les mécanismes de mémorisation</i> .....	61
III.4.6. <i>La structure des connexions</i> .....	61

III.4.6.1. <i>Les réseaux bouclés</i> .....	62
III.4.6.2. <i>Les réseaux non bouclés (réseaux à couches)</i> .....	63
III.4.6.3. <i>L'algorithme de rétropropagation</i> .....	66
III.5. <i>LES APPLICATIONS DES RESEAUX DE NEURONES</i> .....	68
III.6. <i>APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAILLANCES DES MACHINES ASYNCHRONES</i> .....	70
II.6.1. <i>Introduction</i> .....	70
II.6.2. <i>Analyse de la problématique et Choix du type de RNA</i> .....	70
II.6.3. <i>Choix du type d'algorithme d'apprentissage</i> .....	71
II.7. <i>CONCLUSION</i> .....	71

**Chapitre IV *Elaboration du module de détection et de localisation à base  
des réseaux de neurones***

IV.1. <i>INTRODUCTION</i> .....	72
IV.2. <i>DESCRIPTION DE L'ARCHITECTURE EXISTANTE AUTOMTIQUE DU SYSTEM DES DEFAUT</i> .....	73
IV.2.1- <i>Sous-système d'acquisition (SACI-MTI)</i> .....	74
IV.2.2. <i>Sous-système d'interprétation de l'information</i> .....	75
IV.2.2.1. <i>Système d'aide à la décision</i> .....	75
IV.2.3. <i>Les fonctions du sous-système d'interprétation de l'information</i> .....	76
IV.3. <i>ELABORTION DU MODULE D'INTERPRETATION DES INFORMATIONS</i> .....	76
IV.3.1. <i>choix des variables d'entrées de RNA</i> .....	77
IV.3.2. <i>Acquisition des données</i> .....	77
IV.3.3. <i>Construction de la base d'apprentissage du RNA</i> .....	78
IV.3.4. <i>Construction du bloc de RNA</i> .....	78
IV.3.5. <i>Tests de RNA sur le nouvel exemple</i> .....	80
IV.3.6. <i>Interprétation des résultats</i> .....	82
IV.3.7. <i>Localisation des défaillances</i> .....	83
IV.3.7.1. <i>Détection de défaillance et détermination de son code</i> .....	83
IV.3.7.2. <i>Localisation de défaillance par le système d'aide à la décision</i> .....	84
IV.4. <i>conclusion</i> .....	85
<i>Conclusion générale</i> .....	86

## *Introduction générale*

Les techniques modernes d'entraînement électrique à vitesse variable reposent sur l'utilisation de plus en plus large de la machine asynchrone, à cause de sa robustesse, sa fiabilité électromécanique et son faible coût.

Depuis longtemps déjà, on s'intéresse aux machines ayant un nombre de phases supérieur à trois. Ces machines sont souvent appelées machines multiphasées, en particulier, la machine asynchrone à double stator nécessitant une double alimentation triphasée statorique. Une telle machine a l'avantage, outre la segmentation de puissance et la redondance intéressante qu'elle introduit, de réduire de manière significative les ondulations du couple électromagnétique et les pertes rotoriques, permet aussi d'utiliser des composants électroniques de puissance de dimensionnement réduit pour des fréquences de commutation plus élevées qu'avec les machines simple. Cependant l'alimentation des machines asynchrones à double stator par des onduleurs des tensions provoque des harmoniques de courants ce qui ajoute des pertes supplémentaires. Leur maintenance et leur diagnostic deviennent donc un enjeu économique. Il est important de détecter de manière précoce les défauts qui peuvent apparaître dans ces machines et donc de développer des méthodes de surveillance de fonctionnement ou de maintenance préventive.

Les méthodologies de surveillance peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodologies qui se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller, et les méthodologies qui se basent uniquement sur l'analyse des variables de surveillance ainsi que sur les connaissances a priori des experts humains.

Les techniques de surveillance sans modèle sont divisées en deux parties. La première partie correspond aux outils statistiques et de traitement du signal qui sont généralement qualifiés d'outils de traitement de bas niveau, parce qu'ils sont en contact direct avec le signal capteur, et ne servent généralement que pour la génération d'alarmes brutes, sans aucune information concernant leur signification. La deuxième partie est celle des techniques dites de haut niveau et qui sont plutôt orientées vers la communication avec l'expert.

Celles-ci représentent les techniques de l'*Intelligence Artificielle (IA)* et servent comme outil de base pour l'aide à la décision. Leur réponse est donc plus élaborée que celle des techniques de bas niveau. Cette réponse peut être obtenue soit à partir des données brutes venant directement

des variables de surveillance, soit à partir des données traitées venant des sorties des traitements de bas niveau. Le rôle que peut jouer un expert humain reste tout de même indispensable si l'on veut concevoir un outil de surveillance avec les techniques de l'Intelligence Artificielle. Parmi les techniques de l'IA utilisées pour la surveillance, sont les *Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)*, qui se démarquent des autres outils par leur capacité d'apprentissage et de généralisation. A cet effet, notre travail consiste à élaborer un système automatique de diagnostic des défauts de la machine asynchrone à double stator à base des réseaux de neurones artificiels.

Le travail proposé est organisé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, qui contient la problématique de diagnostic, on a cité et défini quelques notions liées au diagnostic, ces différentes méthodes, et la position du problème.

Le deuxième chapitre, nous s'intéressons en premier lieu à la modélisation de la machine asynchrone à double stator, à l'association de cette dernière à deux onduleurs de tension, puis à la commande vectorielle de la machine asynchrone à double stator, qui permet d'envisager un découplage entre le couple et le flux de la machine, et d'aboutir à un control comparable à celui d'une machine à courant continu à excitation séparée.

Le troisième chapitre, sera consacré à la théorie des réseaux de neurones et leurs applications.

Dans le dernier chapitre, nous appliquerons les réseaux de neurones pour la détection des défauts de la machine asynchrone à double stator, en choisissant quelques défauts statoriques.

Nous terminerons avec une conclusion générale.

## ***Chapitre I :***

### ***Etude de la problématique du diagnostic des défaillances des machines asynchrones***

#### ***I.1. INTRODUCTION***

Les arrêts forcés de production suite à des pannes de machines peuvent être coûteux et représenter une part importante de l'investissement initial. Cependant, l'absence d'une stratégie de maintenance peut causer la perte des éléments d'un processus et une diminution de la sécurité, d'où son intérêt stratégique.

La détection automatique des défaillances devient de plus en plus indispensable à cause de la faiblesse de l'opérateur humain ; qui est une conséquence de la fatigue, de l'oubli, et parfois de la pression de l'environnement (bruits, chaleurs, etc.).

De plus, les réparations avant incident sont plus faciles à exécuter et moins coûteuses (en temps d'intervention et en matériel). Il est aussi important de savoir qu'un défaut non traité peut entraîner des dégradations encore plus importantes. Ce qui provoque des conséquences non souhaitables (autant pour la production que pour le personnel), à savoir:

- Arrêts fréquents du processus de production (d'où le manque à gagner);
- Augmentation des pertes d'énergie;
- Augmentation des coûts de maintenance;
- Augmentation des coûts de production;
- Risque de mise hors service des équipements;
- Danger pour la sécurité du personnel.

Par conséquent, on s'intéresse obligatoirement au diagnostic automatique qui permet de détecter de façon précoce les anomalies, chose qui représente un des moyens sûrs pour contribuer à améliorer la productivité des différents secteurs.

#### ***I.2. GENERALITES ET DEFINITIONS***

La machine asynchrone (à cage d'écureuil) était réservée aux entraînements à vitesse constante à cause de la difficulté de sa commande et de difficulté du suivi de ses paramètres rotoriques.

Cependant, cette machine présente de nombreux atouts : sa puissance massique, sa robustesse, son coût de fabrication relativement faible et un entretien minimum, toutes ces qualités justifient le regain d'intérêt de l'industrie vis à vis de ce type de machine. De plus, les développements récents de l'électronique de puissance et de commande permettent aux moteurs asynchrones à cage d'avoir les mêmes performances que celle des machines à courant continu, et ont rendu possible l'implantation de commandes performantes de cette machine faisant d'elle un concurrent redoutable dans les secteurs de la vitesse variable et contrôle rapide du couple. Ceci explique son développement dans l'industrie et le remplacement progressif des machines à courant continu.

Cependant, de nombreux problèmes demeurent l'influence des variations des paramètres de la machine, le comportement en fonctionnement dégradé, la présence d'un capteur mécanique sont autant de difficultés qui ont aiguisé la curiosité des chercheurs dans les laboratoires.

La surveillance est un moyen de garantir le bon fonctionnement des systèmes. Le diagnostic est une partie de la surveillance qui a pour objectif de trouver la cause des dysfonctionnements. La tâche principale d'un ingénieur est de garantir la fiabilité, la disponibilité et la sûreté des systèmes industriels.

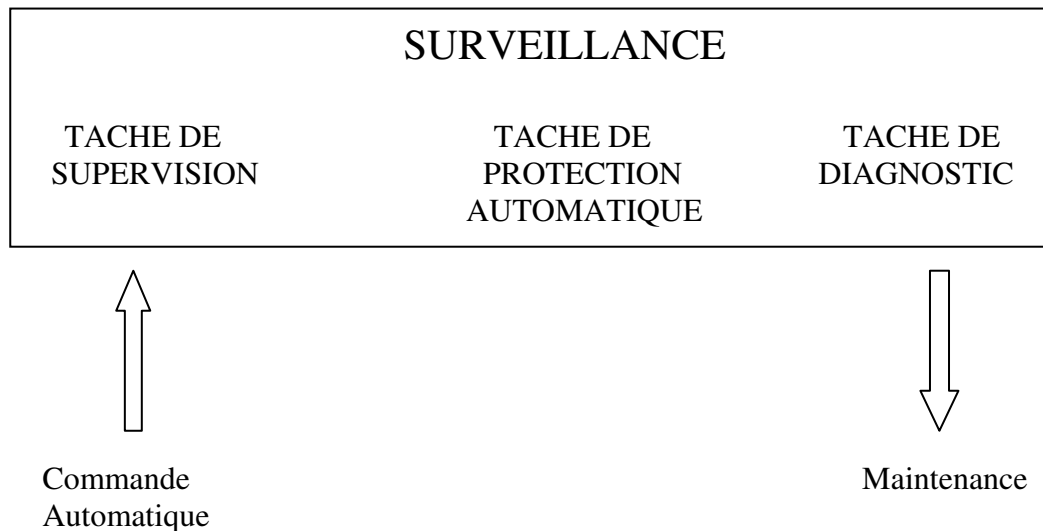
- **La fiabilité** : c'est l'aptitude d'un système à accomplir sa mission dans des conditions données d'utilisation.
- **La disponibilité** : c'est l'aptitude d'un système à fonctionner lorsqu'on le sollicite .
- **La sûreté** : la sûreté de fonctionnement consiste à connaître, évaluer, prévoir, mesurer et maîtriser les défaillances d'un système.

La responsabilité de garantir la disponibilité des systèmes repose sur la maintenance .cette dernière peut être défini comme suit :

« ensembles des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise .Elle peut être préventive ou corrective ».

Pour accomplir ces fonctions la maintenance nécessite de connaître l'état de fonctionnement des systèmes .la surveillance donne une réponse aux besoins d'information de la maintenance.

Elle est composée de trois tâches : la tâche de monitoring, la tâche de protection et la tâche de diagnostic comme le montre le figure (I.1).



Figure(I.1) : surveillance

Ces trois tâches de la surveillance sont définies de la façon suivante :

➤ **Supervision (moniteur) :** les variables mesurées sont comparées à des valeurs de référence et le résultat est affiché et lu par l'opérateur.

➤ **Protection automatique :** dans le cas d'une anomalie dangereuse, la tâche de moniteur est de déclencher automatiquement des actions préventives. Ces actions ont pour objectif de garantir la sûreté de l'opérateur et du système.

➤ **Diagnostic :** les indicateurs d'anomalies dans le fonctionnement du système sont calculés à l'aide des variables mesurées.

Le diagnostic a pour objectif de trouver la cause de l'anomalie.

Nous ne traitons dans ce mémoire que la tâche de diagnostic dans ce but, nous rappelons quelques définitions de base liées aux indicateurs d'anomalies.

Les systèmes industriels sont souvent soumis à des anomalies ou à des changements inattendus, qui entraînent un mauvais fonctionnement, par rapport aux performances du système, trois types d'anomalies sont à considérer :

- **Erreur :** tout écart entre la valeur mesurée ou calculée, et la valeur réelle
- **Défaut :** l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonction(s) requise(s) avec des performances définies dans les spécifications techniques.

➤ **Défaillance** : L'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise.

Le diagnostic consiste à détecter de façon précoce un défaut avant qu'il ne conduise à une défaillance.

### **I.3. LES DEFAUTS DE LA MACHINE ASYNCHRONE**

Les deux principales sous-tâches de la tâche du diagnostic sont la détection et la localisation du défaut, la détection consiste à signaler l'existence du défaut, tandis que la localisation a pour objectif de trouver le type de défaut. Le paragraphe suivant est consacré aux différents types de défauts et leurs paramètres ou valeurs indicatrices.

Une analyse bibliographique des défauts les plus fréquents et l'expertise des spécialistes ont progressivement permis de cerner un ensemble de défauts d'entraînement, depuis les composants de l'électronique de puissance jusqu'à la charge entraînée en passant par la machine électrique. Deux classes de défauts ont été considérées comme essentielles :

#### **I.3.1. Les défauts d'alimentation**

Ces défauts correspondent à des anomalies du composant de puissance (refus d'ouverture ou de fermeture) et se traduisent par d'importants déséquilibres dans les tensions triphasées. Ces défauts apparaissent eux aussi brutalement mais peuvent avoir un effet destructeur immédiat.

#### **I.3.2. Les défauts de la machine**

Essentiellement des défauts au rotor se traduisant par les ruptures de barres ou souvent des mauvais contacts barre couronne ou bulles et fissures dans les barres coulées et des défauts au stator du type court-circuit des spires. Les défaillances qui touchent les enroulements statoriques sont généralement dues à une dégradation de l'isolant suite aux phénomènes de décharges partielles ou bien à des vibrations dans la zone de tête de bobine. Ces défauts sont généralement soudains et complets ce qui nous amène à axer notre étude vers les types de défauts les plus courants.

Les défauts d'ordre mécanique sont, en général, les plus rencontrés parmi tous les défauts que compte la machine asynchrone. Ces défauts peuvent apparaître au niveau des roulements à billes, des flasques ou encore de l'arbre moteur.

### ***I.3.2.1. Les défauts de roulements***

Les roulements à billes jouent un rôle très important dans le fonctionnement de tout type de machines électriques.

Les défauts de roulements peuvent être causés par un mauvais choix de matériaux à l'étape de fabrication. Les problèmes de rotation au sein de la culasse du roulement, causés par un roulement abîmé, écaillé ou fissuré, peuvent créer des perturbations au sein de la machine. La graisse, qui permet la lubrification et la bonne rotation des roulements, peut, dans certaines applications, se rigidifier et causer une résistance à la rotation. L'analyse vibratoire de la machine ou l'analyse harmonique des courants statoriques permet de détecter ce type de défaillances.

### ***I.3.2.2. Les défauts de l'arbre***

L'arbre de la machine peut laisser paraître une fissure due à l'utilisation d'un mauvais matériau lors de sa construction. A court ou long terme, cette fissure peut mener à une fracture nette de l'arbre provoquant ainsi un arrêt irrémédiable de la machine asynchrone. Les milieux corrosifs peuvent aussi affaiblir la robustesse de l'arbre de la machine.

### ***I.3.2.3. Dissymétrie du rotor***

Celui-ci provoque la variation de l'entrefer dans le moteur, une répartition non homogène des courants dans le rotor et le déséquilibre des courants statoriques. Le déséquilibre des efforts sur les barres génère un couple global non constant.

### ***I.3.2.4. Les cassures de barres***

Les cassures de barres et de portion d'anneaux des cages, la détection de ces défaillances est rendue difficile par le fait que lors de leurs apparitions, la machine continue de fonctionner. Ces défauts ont par ailleurs un effet cumulatif.

Le courant que conduisait une barre cassée, par exemple, se répartit sur les barres adjacentes. Ces barres sont alors surchargées, ce qui conduit à leurs ruptures, et ainsi de suite jusqu'à la rupture d'un nombre suffisamment important de barres pour provoquer l'arrêt de la machine. Elles

provoquent aussi une dissymétrie de répartition de courants au rotor et des à coups de couples, ce ci va générer des vibrations et l'apparition de défauts mécaniques.

### **I.3.3. Les causes des défauts**

Ces défauts ont des causes multiples qui peuvent être classées en trois groupes :

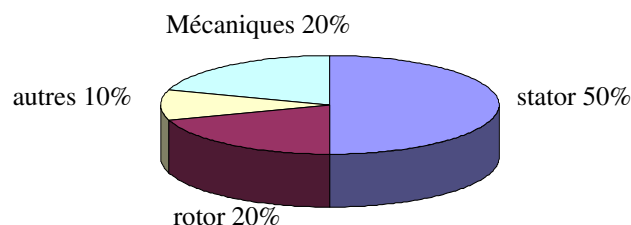
-Les générateurs de pannes ou initiateurs de défauts : surchauffe du moteur, problèmes mécaniques, rupture de fixations problème d'isolation, survoltage d'alimentation...

-Les amplificateurs de défaut : surcharge fréquente, vibrations mécaniques environnement humide aimantation perturbée (instabilité de la tension ou de la fréquence).échauffement permanent, mauvais graissage, vieillissement...

-les vices de fabrication et les erreurs humaine : défauts de fabrication, défektivité des composants, protection inadaptées, mauvais dimensionnement de la machine...

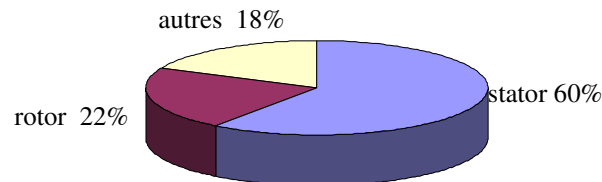
#### **I.3.3.1. Etudes statistiques**

Les défauts qui se produisent au niveau du stator et du rotor et leurs effets importants sur les paramètres de la machine asynchrone: électriques (courant, couple, flux), mécaniques (vibration) et chimiques (dégagement d'ozone, modification de la composition de l'huile des paliers), intéressent actuellement de plus en plus les chercheurs. A cet effet, certaines études statistiques indiquent les quotes-parts des défauts qui se produisent au niveau de la machine asynchrone (voir figure(I.2)).



Figure(I.2): Défauts de la machine asynchrone présentés en pourcentage

Une autre étude statistique effectuée en 1988 par une compagnie allemande d'assurance de systèmes industriels sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 kW à 200 kW) a montré que 50% des défauts sont des défauts statoriques et seulement 22% sont des défauts rotoriques (voir figure(I.3)).

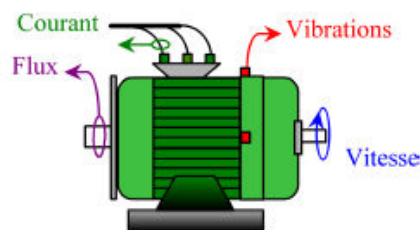


Figure(I.3) : Répartition des types de défauts des machines asynchrones de moyenne puissance

Par conséquent, vue leurs importances, dans la suite de ce travail les défauts qui seront étudiés sont les défauts électriques.

### I.3.3.2. Les grandeurs indicatrices

La complexité des signaux dépend de la nature des systèmes et des matériels à diagnostiquer et varie en fonction de l'anomalie recherchée. Le diagnostic d'une défaillance machine asynchrone fait le plus souvent appel à l'utilisation de signatures obtenues à partir de signaux qui contiennent les informations jugées pertinentes par les spécialistes du domaine (voir figure(I.4)).



Figure(I.4): les mesures utilisées en diagnostic des machines asynchrones

A cet effet, les techniques de validation des signaux les plus utilisés sont :

- l'analyse des paramètres électriques (la signature des courants statoriques, et de tension, etc.);
- la mesure des paramètres mécaniques (le couple et la vitesse de rotation);
- le contrôle des vibrations;

- la mesure des températures;
- le contrôle des émissions de fréquences radio;
- le contrôle du champ électromagnétique;
- l'analyse chimique;
- les mesures des bruits acoustiques.

D'autre part, le courant, la vitesse du moteur et la tension peuvent être considérés comme étant les valeurs indicatrices les plus représentatives des défaillances considérées.

Par conséquent, les grandeurs indicatrices qui seront utilisées dans la suite du travail sont: les courants statoriques, la tension d'alimentation (ou la tension à la sortie du circuit de commande) et de la vitesse de rotation.

Par ailleurs, le diagnostic d'une défaillance fait appel le plus souvent à l'utilisation de signatures élaborées à partir de signaux qui contiennent les informations jugées pertinentes par les spécialistes du domaine. La complexité des signaux dépend de la nature des systèmes et des matériels à diagnostiquer et varie en fonction de l'anomalie recherchée.

En ce qui concerne la machine asynchrone et pour identifier les défaillances citées ci-dessus, on peut citer les techniques de validation des signaux :

- la mesure des températures ;
- le contrôle des émissions de fréquences radio ;
- le contrôle du champ électromagnétique ;
- le contrôle des vibrations ;
- l'analyse chimique ;
- les mesures des bruits acoustiques ;
- l'analyse de la signature du courant du moteur ;
- la mesure de la vitesse;

La technique retenue dans cette étude est l'analyse des courants du moteur et de sa vitesse de rotation ainsi que de la tension d'alimentation. Les défaillances considérées seront celles du stator. Par conséquent, le courant, la vitesse du moteur et la tension peuvent être considérés comme étant les valeurs indicatrices les plus représentatives des défaillances considérées.

### ***1.3.4. Méthodes de détection des défauts***

Pour apporter des solutions innovantes aux deux classes de défauts, de nombreux travaux ont été effectués dans ce domaine. Nous nous limiterons dans ce qui suit à l'étude des techniques concernant la détection des défauts machine plus précisément le défaut de barre au rotor.

#### ***1.3.4.1. l'aspect modélisation***

La modélisation et la simulation des machines constituent une étape primordiale en matière de diagnostic. Elle permet la compréhension du fonctionnement défectueux, la vérification sur prototype virtuel de l'efficacité des algorithmes de détection de défauts et elles apportent également la possibilité de construire des bases de données sur les manifestations électriques et magnétique de ces défauts.

#### ***1.3.4.2. l'estimation de paramètres physique***

La détection et la localisation des défaillances par estimation paramétrique consistent à identifier les paramètres structuraux d'un modèle de connaissance, puis d'extraire le paramètre physique du système à partir des lois de connaissance. Le point essentiel du diagnostic par identification paramétrique est le choix du modèle. De ce choix dépend le type de défaut que l'on pourra détecter sur la machine. En effet pour détecter et localiser un défaut au stator ou au rotor, il faut que ce dysfonctionnement puisse être discriminé au niveau des paramètres physique estimés.

#### ***1.3.4.3. l'estimation d'état***

La détection de défauts par estimation d'état à surtout été étudiée avec le modèle de PARK. Les techniques de détection de défauts les plus répandues en automatique reposent sur la génération de résidus à partir d'un modèle de fonctionnement sain. Différentes approches, que l'on peut classer sous le terme générique d'estimation d'état, ont été étudiées et évaluées pour plusieurs méthodes :

\_ Banc d'observateur à entées inconnues avec découplage non linéaire, sur la base du modèle de Park.

\_Observateur d'état à modes glissant.

\_Génération de résidus par projection des équations du modèle de Park dans l'espace de parité.

En diagnostic, l'objectif est d'estimer les variables d'état du système à partir d'un modèle de comportement parallèle rebouclé de façon à s'affranchir essentiellement des problèmes d'initialisation des grandeurs d'état. Ces grandeurs estimées sont comparées aux grandeurs mesurées afin de détecter le dysfonctionnement dans le système surveillé.

#### **I.3.4.4. traitement de signaux**

Pour effectuer le diagnostic d'une installation, les opérateurs de maintenance analysent un certain nombre de symptômes tels que le bruit, la température, les vibrations,...etc

En s'appuyant sur leur expérience. Ces symptômes ne sont que la manifestation flagrante d'une modification des caractéristiques temporelles et fréquentielles d'un certain nombre de grandeurs mesurables.

Toutes les méthodes de traitements de signal disponibles pour le diagnostic des machines tournantes peuvent être classées dans cinq groupes différents :

##### ***-analyse spectrale***

L'analyse spectrale est certainement la méthode la plus naturelle pour le diagnostic des barres cassées. En règle générale, la seule grandeur intéressante accessible au stator est le courant et l'intérêt de son analyse spectrale est de pouvoir détecter et identifier l'élément défectueux en fonction de sa fréquence.

##### ***-analyse cepstrale***

Le cepstre est un anagramme du mot 'spectre' la raison de ce choix tient à ce qu'on obtient le cepstrum en effectuant une analyse spectrale supplémentaire sur un spectre de fréquence. En général, cette méthode est utilisée en analyse vibratoire et dans le cas de diagnostic dréducteurs.

##### ***-Les méthodes de détection de fréquences connues***

Ces méthodes reposent sur le principe que les défauts se caractérisent par l'apparition au le renforcement d'une raie à une fréquence fixe ou proportionnelle à la vitesse de rotation de la machine.

##### ***-méthodes temps -fréquence***

Les méthodes d'analyse temps –fréquence ont été développées pour l'étude des signaux non-stationnaires. Plus généralement elles s'appliquent à des signaux dont le contenu

fréquentiel ou les propriétés statistiques évoluent au cours du temps. Pour décrire cette évolution temporelle il faut réaliser une analyse spectrale évolutive.

#### **-méthode temps-échelle**

Ce mode de représentation est utilisé pour détecter des phénomènes qui se déroulent sur des échelles de fréquence différentes rencontrées dans un signal.

### ***1.4. LA PROCEDURE DE DIAGNOSTIC***

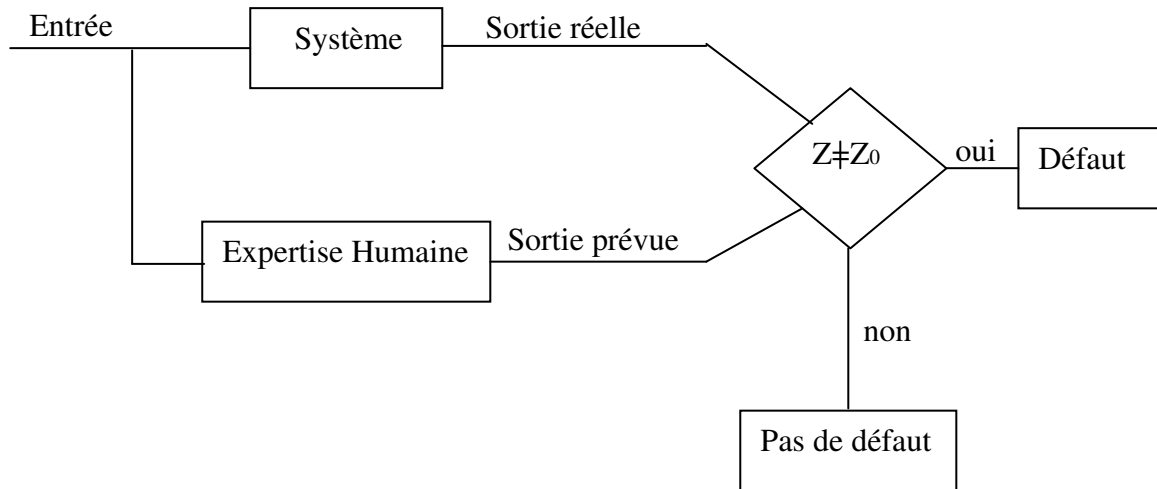
La procédure de diagnostic s'articule autour des étapes suivantes :

- 1-** L'extraction des informations issues de capteurs du système pour obtenir des indicateurs de défauts ou résidus. Le résidu représente la différence entre l'observation et la valeur de référence.
- 2-** La valeur de résidu doit être quantifiée afin de produire des symptômes. Cette étape de quantification est appelée évaluation de résidus. Le problème d'évaluation consiste à définir le seuil à partir duquel on déclarera le défaut. L'étape d'évaluation a pour objectif de décider s'il y a ou non un défaut dans le système.
- 3-** La décision constitue la dernière étape de la tâche de diagnostic, il s'agit de déclarer l'élément défaillant ou non à partir de la comparaison de la signature actuelle avec une signature de référence ou avec des valeurs (seuils) établies par le calcul ou par l'expérience. L'étape de décision va nous permettre de différencier les défauts, c'est à dire de trouver la cause de l'anomalie dans le système.

#### ***1.4.1. Les méthodes de diagnostic***

La connaissance et le raisonnement sont deux éléments clés dans la solution d'un problème. Le diagnostic est, au niveau conceptuel, une distribution systématique de symptômes en diverses catégories de défauts. Par rapport à la connaissance et ou raisonnement deux grandes classes de méthodes de diagnostic existent : les méthodes internes et externes, ces méthodes reposent sur la connaissance du modèle. Les méthodes externes utilisent la connaissance issue de l'expertise humaine, tandis que les méthodes internes dépendent de la connaissance obtenu à partir de modèle mathématique du système.

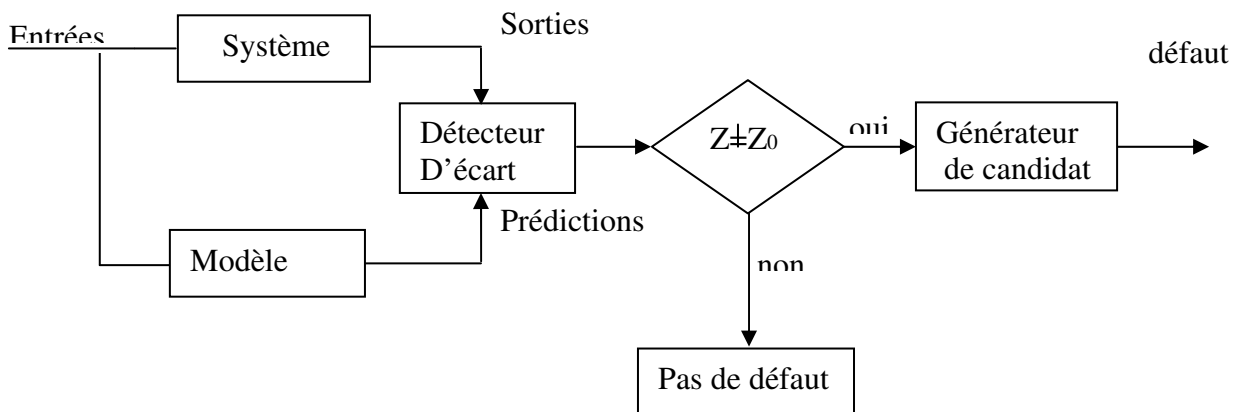
### I.4.1.1. Les méthodes externes



Figure(I.5) : méthode externe de diagnostic

Le module de reconnaissance utilise les observations issues de système. Des entrées et des sorties afin de trouver les relations de cause à effet. Dans ces méthodes de diagnostic le facteur déterminant est l'algorithme de classification : algorithme de classification statistique, géométrique, polynomiale, par réseaux de neurones et floue.

### I.4.1.2. Les méthodes internes



Figure(I.6) : méthode interne de diagnostic

La connaissance du modèle permet de décrire les relation de cause à effet. Ces méthodes requièrent une connaissance approfondie du fonctionnement sous la forme de modèles

mathématique. Elle utilisent un modèle pour reproduire le comportement (prédiction) du système les écarts sont obtenus par la comparaison des sorties et des prédictions. Finalement le générateur de candidats utilise les écarts afin de trouver les relations de cause (défaut) à effet (symptôme).

## ***I.5. ANALYSE DES METHODES DE DIAGNOSTIC EXISTANTES***

La grande diversité des technologies des systèmes industriels (mécaniques, thermiques, électriques, électroniques; numériques, etc.) ne permet pas d'utiliser une méthode universelle qui posséderait tous les avantages et aucun inconvénient. Une méthode universelle de diagnostic industrielle n'existe pas.

Par ailleurs, les systèmes de diagnostic élaborés précédemment, étaient caractérisées par certains inconvénients liés, entre autre, à l'utilisation de la méthode de corrélation. Celle-ci appartient aux méthodes de diagnostic internes, lesquelles permettent la détection du défaut par la comparaison de la signature observée avec la signature déduite d'un modèle. Dans ce cas la détection est réalisée en fonction de l'écart total entre les deux signaux. Ceci rend la phase d'identification de la défaillance plus difficile car les perturbations (ou le changement des paramètres de la machine) provoquent des écarts indésirables. La prise de décision sur la présence d'une défaillance devient alors dans ce cas aléatoire et, par conséquent, le diagnostic à réaliser ne peut pas être précis.

D'autre part, il est à noter la nécessité de la connaissance a priori du modèle précis de la machine asynchrone. De plus, avec le vieillissement et en fonction de l'ambiance (environnement) le modèle représentatif du fonctionnement de la machine asynchrone change. Chose qui modifie les valeurs des grandeurs déduites de ce dernier (signaux de référence), alors que les modèles actuellement existants ne prennent pas en considération cet aspect.

En plus, dans la plus part des travaux sus cités une seule grandeur indicatrice du défaut (le courant statorique) a été utilisée, ce qui entraîne, dans certains cas, la similitude entre deux signaux de défauts différents, cette situation est possible, surtout dans le cas de la détection du défaut dans le domaine fréquentiel.

En outre, vue la diversité des défaillances (défauts statoriques, rotoriques et d'alimentation) de la machine asynchrone, ils ne peuvent pas être obtenues par le même modèle mathématique. En effet, chaque défaut est modélisé séparément par son propre modèle.

D'autres méthodes de diagnostic externes utilisent les techniques de l'automatique pour suivre en temps réel ou en temps différé des éléments qui ont un sens physique. Les méthodes de diagnostic externes utilisent schématiquement des "boîtes noires " entre les signatures associées aux causes et à leur effets.

Les systèmes experts correspondent aux tentatives de reproduire avec un ordinateur le raisonnement d'un expert dans un domaine technique précis.

Différents types de connaissances sont modélisables et formulables dans ces systèmes d'aide au diagnostic.

- les connaissances de "surface";
- les connaissances "profondes";
- les connaissances "mixtes";

L'analyse des implantations des systèmes d'aide au diagnostic dans les différents secteurs industriels fait ressortir que la majorité d'entre eux font appel au système expert suivi par ceux basés sur la reconnaissance des formes. Par ailleurs, il est à remarquer que le développement d'un système de diagnostic basé sur la technique des systèmes experts, nécessite un grand effort (pour sa conception et sa réalisation). En outre, son installation coûte très cher. D'un autre côté, la logique floue peut être appliquée pour remplacer les systèmes experts par des règles linguistiques, quand le problème à résoudre est trop complexe (difficile à analyser). Ces règles sont plus souhaitables pour décrire la nature exacte des machines réelles mais les formes et le nombre des fonctions d'appartenance doivent être initialement choisies en utilisant une large base de données.

Partant de la considération que le caractère principal du système de diagnostic est de constituer un catalogue défauts–symptômes, les approximateurs universels (réseaux de neurones) paraissent très intéressants pour la mise en place de la procédure du diagnostic.

Par ailleurs, les réseaux de neurones possèdent des caractéristiques permettant la résolution de problèmes complexes, à savoir :

- La capacité de classification des signatures et des formes, ce qui correspond bien au cas étudié dans le présent travail;
- Le RNA peut apprendre des règles à partir des exemples (défauts) c'est à dire qu'on peut élaborer avec un RNA un modèle non paramétrique qui peut décrire tous les états de la machine

(fonctionnements normaux et anormaux) et, en plus, ce modèle peut généraliser son identification à d'autres exemples qui n'ont pas été appris;

➤ La capacité de mémorisation des exemples, en les distribuant sur les poids de connexion de la structure, tel que la perte d'un neurone ou d'une connexion, n'influe pas sur la mémorisation des exemples;

A la lumière de l'analyse critique des méthodes de diagnostic, il est clair que les méthodes internes (qui se basent sur la modélisation physique ou fonctionnelle du processus) ne peuvent pas bénéficier de modèles exacts pour les systèmes non linéaires (tels que la machine asynchrone). En effet, ce type de méthodes ne peut être appliqué avec succès qu'aux systèmes linéaires ou aux systèmes dont les modèles sont parfaitement connus.

### ***1.6. POSITION DU PROBLEME A RESOUDRE***

D'après l'étude bibliographique, il a été constaté que:

- Les machines asynchrones (qui représentent 98% des moteurs utilisés) sont les parties les plus importantes des systèmes électromécaniques, car ils déterminent en grande partie les indices énergétiques (rendement, pertes d'énergie, facteur de puissance, etc.);
- Les machines asynchrones à doubles stators sont largement utilisées dans des applications nécessitant une grande puissance, notamment dans les navires,...etc.
- Les études statistiques effectuées ont démontrées que les défauts les plus fréquents sont les défauts électriques (statoriques et rotoriques) qui représentent environ 70% des défauts;
- Les grandeurs indicatrices les plus représentatives des défauts électriques sont: les courants statoriques, les tensions d'alimentation et la vitesse de rotation;
- L'analyse des avantages et des inconvénients des différentes méthodes de diagnostic : internes (méthodes du modèle, de redondances, etc.) et externes (réseaux de neurones, système expert et logique floue) permet de conclure que la méthode basée sur les réseaux de neurones artificiels est la plus rationnelle pour la classification des signaux caractéristiques des défaillances des systèmes électromécaniques en général;

Par conséquent, le présent travail sera consacré à l'élaboration d'un système de détection et de localisation des défauts de la machine asynchrone à double stator en utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels.

## ***1.7. CONCLUSION***

Dans le présent chapitre ont été exposées les étapes nécessaires à la mise en place d'un système d'automatique de diagnostic (analyse de la problématique du diagnostic) ; une étude critique des méthodes de diagnostic a été ensuite effectuée.

D'après l'analyse critique faite sur les méthodes du diagnostic, il a été déduit que les méthodes externes du diagnostic des défaillances sont bien adaptées au système à étudier car la modélisation physique de toutes les défaillances de la machine asynchrone ne peut pas être réalisée. Parmi les méthodes externes, la technique des réseaux de neurones a été retenue pour l'élaboration du système de diagnostic des défaillances de la machine asynchrone à double stator.

En effet, l'analyse bibliographique effectuée a démontrée que les RNA sont largement utilisées dans le domaine du diagnostic, en raison de leurs avantages et de leur simplicité.

Par ailleurs, afin de collecter les informations (signatures des défauts) pour élaborer le système du diagnostic, le chapitre suivant sera consacré à la modélisation de la machine asynchrone à double stator dans les régimes normaux et anormaux de fonctionnement.

## ***Chapitre II :***

### ***Modélisation et Commande Vectorielle de la MASDS***

#### **II.1. INTRODUCTION**

La machine asynchrone à double stator a l'avantage, outre la segmentation de puissance et la redondance intéressante qu'elle introduit, de réduire de manière significative les ondulations du couple électromagnétique et les pertes rotorique, améliore la fiabilité en offrant la possibilité de fonctionnement correct en régime dégradés (une ou plusieurs phases ouvertes).

La modélisation et la simulation de la machine asynchrone dans l'objectif de sa commande et du dimensionnement de l'entraînement électrique ont été (et restent), l'objet de nombreux travaux.

L'étude du fonctionnement de la machine (des convertisseurs électromagnétique en général) consiste classiquement à rechercher l'ensemble des équations reliant des grandeurs extérieures aux systèmes : tension aux bornes de la machine, courants consommés et couple disponible.

#### **II.2. MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE A DOUBLE STATOR**

La machine asynchrone à double stator se compose d'un stator portant deux enroulements triphasés identiques et décalés d'un angle électrique  $\alpha$  (si  $p$  le nombre de paires de pôles,  $\alpha = p\alpha_m$ ,  $\alpha_m$  étant l'angle réel de décalage ou l'angle mécanique de décalage). Chacun de ces enroulements est alimenté par un système triphasé équilibré, et d'un rotor qui peut être soit bobiné soit à cage d'écureuil. Nous considérerons que les circuits électriques du rotor sont équivalents à un enroulement triphasé en court-circuit.

Un des exemples les plus courants de la MASDS est celui qui a un angle électrique  $\alpha=30^\circ$ .

La figure (II.1) donne la position des axes magnétiques des neuf enroulements formant les neuf phases.

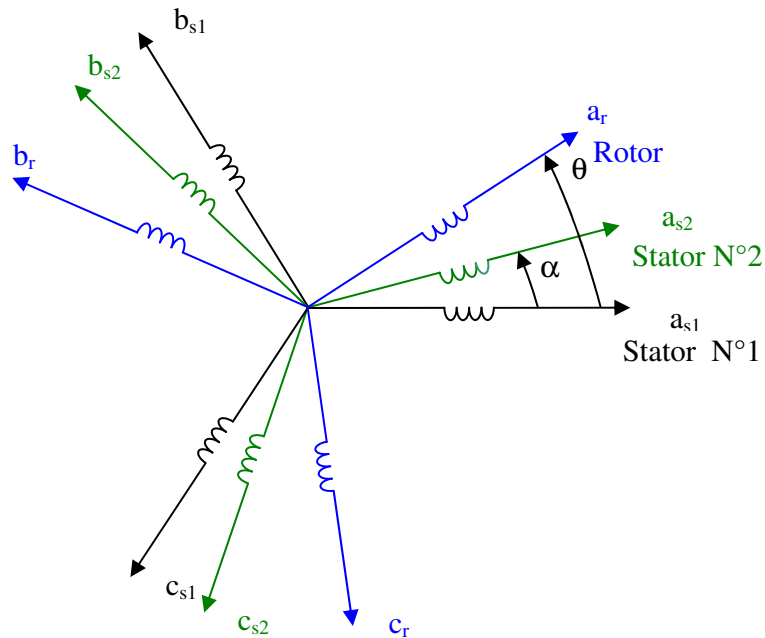


Figure (II.1) : Représentation des enroulements de la machine asynchrone à double stator.

On notera d'un indice 1 les grandeurs relatives au "stator 1", et d'un indice 2 celles relatives au "stator 2".

L'angle  $\theta$  exprime la position du rotor par rapport au stator 1.

La vitesse de rotation de champ tournant est proportionnelle au nombre de paires de pôles de la

machine et la pulsation des courants statoriques tel que :  $\Omega_s = \frac{\omega_s}{P}$

Le rapport  $g = \frac{\Omega_s - \Omega}{\Omega_s}$  : est appelé glissement du rotor par rapport au champ tournant du stator.

La vitesse mécanique du rotor vaut :

$$\Omega = (1 - g) \frac{\omega_s}{P}$$

La pulsation des courants rotoriques fondamentaux est :

$$\omega_r = g \omega_s$$

### II.2.1. HYPOTHESES D'ETUDE

La machine asynchrone à double stator, avec la répartition de ces enroulements et sa géométrie propre est très complexe pour ce prêter a une analyse tenant compte de sa configuration exacte.il est alors nécessaire d'adopter certaines hypothèses simplificatrices :

- La machine est supposée linéaire, c'est à dire que la saturation et les effets d'hystérésis des circuits magnétique sont négligés ainsi que les phénomènes provoquant des variations de résistance et d'inductance (température, fréquence).
- Les pertes dans le fer ne son pas prises en compte dans la mise en équation de la machine.
- la force magnétomotrice d'entrefer produite par chaque enroulement est supposée à répartition spatiale sinusoïdale, ce qui revient à négliger les harmoniques d'espace.
- l'entrefer est de largeur constante.
- Les pertes par courants de Foucault et par hystérésis sont négligeables.

Enfin, on admettra que les deux enroulements triphasés statoriques sont équilibrés et identiques, les six phases ont donc les mêmes caractéristiques électriques.

### II.2.2. MODELE DE LA MACHINE ASYNCHRONE TRIPHASEE A DOUBLE STATOR

#### II.2.2.1. Equations électriques de la machine

En tenant compte des hypothèses simplificatrices citées ci-dessus, les équations de la machine s'écrivent comme suit :

$$\begin{aligned}
 [V_{abc,s1}] &= [R_{s1}] [I_{abc,s1}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{abc,s1}] \\
 [V_{abc,s2}] &= [R_{s2}] [I_{abc,s2}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{abc,s2}] \\
 [V_{abc,r}] &= [R_r] [I_{abc,r}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{abc,r}]
 \end{aligned} \tag{II.1}$$

#### II.2.2.2. Equations magnétiques

Les flux sont exprimés en fonction des courants par:

$$\begin{bmatrix} [\Phi_{abc,s1}] \\ [\Phi_{abc,s2}] \\ [\Phi_{abc,r}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [L_{s1,s1}] & [L_{s1,s2}] & [L_{s1,r}] \\ [L_{s2,s1}] & [L_{s2,s2}] & [L_{s2,r}] \\ [L_{r,s1}] & [L_{r,s2}] & [L_{r,r}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [i_{abc,s1}] \\ [i_{abc,s2}] \\ [i_{abc,r}] \end{bmatrix} \tag{II.2}$$

### II.2.2.3. Equations mécaniques

L'équation mécanique de la machine s'écrit :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - K_f \Omega \quad (II.3)$$

avec:

J : Moment d'inertie.

$\Omega$  : Vitesse de rotation rotorique de la machine.

$C_{em}$  : Couple électromagnétique.

$C_r$  : Couple résistant (couple de charge).

$K_f$  : Coefficient de frottement.

L'expression du couple électromagnétique est donnée par:

$$C_{em} = \frac{p}{2} \left[ [i_{abc,s1}] \frac{d}{d\theta} [L_{s1,r}] [i_{abc,r}]^t + [i_{abc,s2}] \frac{d}{d\theta} [L_{s2,r}] [i_{abc,r}]^t \right] \quad (II.4)$$

### II.2.3. TRANSFORMATION DE PARK

La transformation de Park consiste à transformer le système d'enroulements triphasés statoriques d'axes a, b, c, en un système équivalent à deux enroulements biphasés d'axes d, q, créant la même force magnétomotrice.

La composante homopolaire ne participe pas à cette création de sorte que l'axe homopolaire peut être choisi orthogonal au plan (d, q).

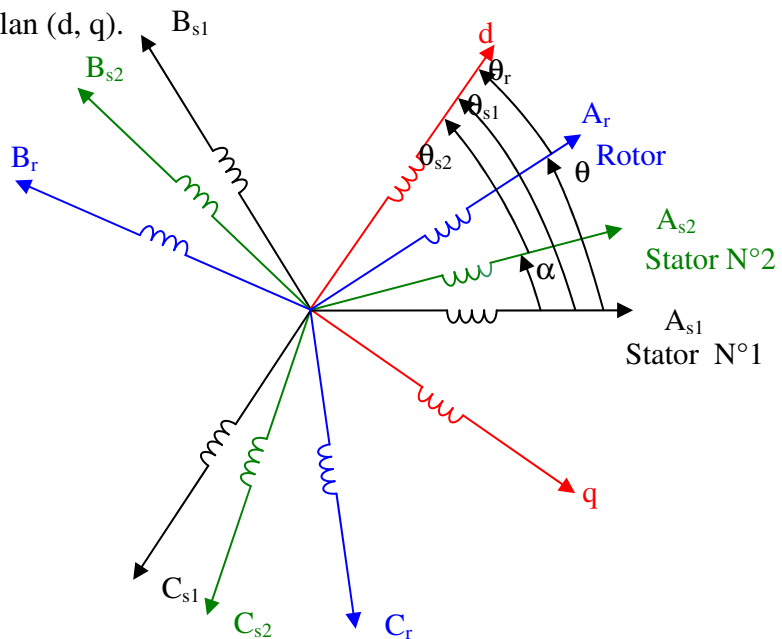


Figure (II.2) : Représentation des enroulements de la machine dans le repère (d, q)

La matrice de Park en générale:  $[P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta + 2\pi/3) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - 2\pi/3) & -\sin(\theta + 2\pi/3) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$

La transformation de Park

$$[G_{dq0}] = [P(\theta)] [G_{abc}].$$

Tel que  $G_{abc}$  : grandeurs triphasées équilibrées.

$G_{dq0}$  : grandeurs biphasées dans le repère (d, q).

La transformation de Park inverse  $[G_{abc}] = [P(\theta)]^{-1} [G_{dq0}]$ .

Sachant que :  $[P(\theta)]^{-1} = [P(\theta)]^t$

#### II.2.4. CHOIX DU REFERENTIEL

L'étude analytique du moteur asynchrone à l'aide des composantes de Park nécessite l'utilisation d'un référentiel qui permet de simplifier au maximum les expressions analytiques. Trois types de référentiels sont intéressants. En pratique, le choix se fait en fonction du problème étudié.

##### II.2.4.1. Référentiel immobile par rapport au stator

Ce référentiel est souvent nécessaire lors des études des variations importantes de la vitesse de rotation. Dans ces conditions, nous avons :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = -\omega$$

##### II.2.4.2. Référentiel immobile par rapport au rotor

Ce référentiel est intéressant dans les problèmes de régime transitoire où la vitesse de rotation est considérée comme constante. Nous avons, donc :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = 0$$

##### II.2.4.3. Référentiel immobile par rapport au champ tournant

C'est le seul référentiel qui n'introduit pas de simplification dans les équations de la machine. Il est utilisé lorsque la fréquence d'alimentation est constante et à fréquence variable lors des petites perturbations autour d'un régime donné. Ce type de référentiel est caractérisé par les relations :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_s - \omega = p\omega_s$$

Nous utilisons ce référentiel pour la modélisation de la MASDS ; en appliquant la transformation de Park aux équations précédentes.

### II.2.5. APPLICATION DE LA TRANSFORMATION DE PARK

Les équations générales (II.5) décrivant le fonctionnement de moteur asynchrone à double stator dans un référentiel d-q :

#### II.2.5.1. Equations des tensions

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{ds1} = R_{s1} i_{ds1} + \frac{d\Phi_{ds1}}{dt} - \omega_s \Phi_{qs1} \\ v_{qs1} = R_{s1} i_{qs1} + \frac{d\Phi_{qs1}}{dt} + \omega_s \Phi_{ds1} \\ v_{ds2} = R_{s2} i_{ds2} + \frac{d\Phi_{ds2}}{dt} - \omega_s \Phi_{qs2} \\ v_{qs2} = R_{s2} i_{qs2} + \frac{d\Phi_{qs2}}{dt} + \omega_s \Phi_{ds2} \\ 0 = R_r i_{dr} + \frac{d\Phi_{dr}}{dt} - \omega_{gl} \Phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d\Phi_{qr}}{dt} + \omega_{gl} \Phi_{dr} \end{array} \right. \quad (\text{II.5})$$

#### II.2.5.2. Equations des flux

$$\left\{ \begin{array}{l} \Phi_{ds1} = L_{s1} i_{ds1} + L_m (i_{ds1} + i_{ds2} + i_{dr}) \\ \Phi_{qs1} = L_{s1} i_{qs1} + L_m (i_{qs1} + i_{qs2} + i_{qr}) \\ \Phi_{ds2} = L_{s2} i_{ds2} + L_m (i_{ds1} + i_{ds2} + i_{dr}) \\ \Phi_{qs2} = L_{s2} i_{qs2} + L_m (i_{qs1} + i_{qs2} + i_{qr}) \\ \Phi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m (i_{ds1} + i_{ds2} + i_{dr}) \\ \Phi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m (i_{qs1} + i_{qs2} + i_{qr}) \end{array} \right. \quad (\text{II.6})$$

Avec:

$L_{s1}+L_m$ : inductance propre cyclique du stator 1.

$L_{s2}+L_m$ : inductance propre cyclique du stator 2.

$L_r+L_m$ : inductance propre cyclique du rotor.

### II.2.5.3. Equation mécanique

L'équation de mouvement mécanique peut s'écrire comme suite :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em} - C_r - K_f \Omega. \quad (II.7)$$

L'équation du couple électromagnétique du moteur est :

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} (\Phi_{dr}(i_{qs1} + i_{qs2}) - \Phi_{qr}(i_{ds1} + i_{ds2})) \quad (II.8)$$

### II.2.6. MISE SOUS FORME D'EQUATION D'ETAT

Le flux magnétisant  $\Phi_m$  est la somme des deux flux  $\Phi_{md}$  et  $\Phi_{mq}$ , d'où :

$$\Phi_m = \sqrt{\Phi_{md}^2 + \Phi_{mq}^2}$$

Avec:

$$\begin{cases} \Phi_{md} = L_m (i_{ds1} + i_{ds2} + i_{dr}) \\ \Phi_{mq} = L_m (i_{qs1} + i_{qs2} + i_{qr}) \end{cases} \quad (II.9)$$

A partir de l'équation (II.9) et (II.6) on peut écrire :

$$\left\{ \begin{array}{l} i_{ds1} = \frac{\Phi_{ds1} - \Phi_{md}}{L_{s1}} \\ i_{ds2} = \frac{\Phi_{ds2} - \Phi_{md}}{L_{s2}} \\ i_{qs1} = \frac{\Phi_{qs1} - \Phi_{mq}}{L_{s1}} \\ i_{qs2} = \frac{\Phi_{qs2} - \Phi_{mq}}{L_{s2}} \\ i_{dr} = \frac{\Phi_{dr} - \Phi_{md}}{L_r} \\ i_{qr} = \frac{\Phi_{qr} - \Phi_{mq}}{L_r} \end{array} \right. \quad (II.10)$$

En remplaçant (II.10) dans (II.9), on obtient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\Phi_{ds1}}{dt} = v_{ds1} - \frac{R_{s1}}{L_{s1}} (\Phi_{ds1} - \Phi_{md}) + \omega_s \Phi_{qs1} \\ \frac{d\Phi_{qs1}}{dt} = v_{qs1} - \frac{R_{s1}}{L_{s1}} (\Phi_{qs1} - \Phi_{mq}) - \omega_s \Phi_{ds1} \\ \frac{d\Phi_{ds2}}{dt} = v_{ds2} - \frac{R_{s2}}{L_{s2}} (\Phi_{ds2} - \Phi_{md}) + \omega_s \Phi_{qs2} \\ \frac{d\Phi_{qs2}}{dt} = v_{qs2} - \frac{R_{s2}}{L_{s2}} (\Phi_{qs2} - \Phi_{mq}) - \omega_s \Phi_{ds2} \\ \frac{d\Phi_{dr}}{dt} = - \frac{R_r}{L_r} (\Phi_{rd} - \Phi_{md}) + \omega_{gl} \Phi_{rq} \\ \frac{d\Phi_{qr}}{dt} = - \frac{R_r}{L_r} (\Phi_{rq} - \Phi_{mq}) + \omega_{gl} \Phi_{rd} \\ J \frac{d\Omega}{dt} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} (\Phi_{dr} (i_{qs1} + i_{qs2}) - \Phi_{qr} (i_{ds1} + i_{ds2})) - C_r - K_f \Omega \end{array} \right. \quad (II.11)$$

A partir de l'équation (II.6) on peut écrire :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Phi_{md} = L_a \left( \frac{\Phi_{ds1}}{L_{s1}} + \frac{\Phi_{ds2}}{L_{s2}} + \frac{\Phi_{dr}}{L_r} \right) \\ \Phi_{mq} = L_a \left( \frac{\Phi_{qs1}}{L_{s1}} + \frac{\Phi_{qs2}}{L_{s2}} + \frac{\Phi_{qr}}{L_r} \right) \end{array} \right. \quad (II.12)$$

Avec:

$$L_a = \frac{1}{\frac{1}{L_{s1}} + \frac{1}{L_{s2}} + \frac{1}{L_r} + \frac{1}{L_m}}$$

### II.2.7. RESULTATS DE SIMULATION NUMERIQUE

La figure (II.3) représente les performances de la conduite de la machine asynchrone triphasée à double stator lors d'un démarrage à vide.

La figure (II.4) représente les performances de la conduite de la machine asynchrone triphasée à double stator lors d'un démarrage pleine tension et avec application d'un couple de charge.

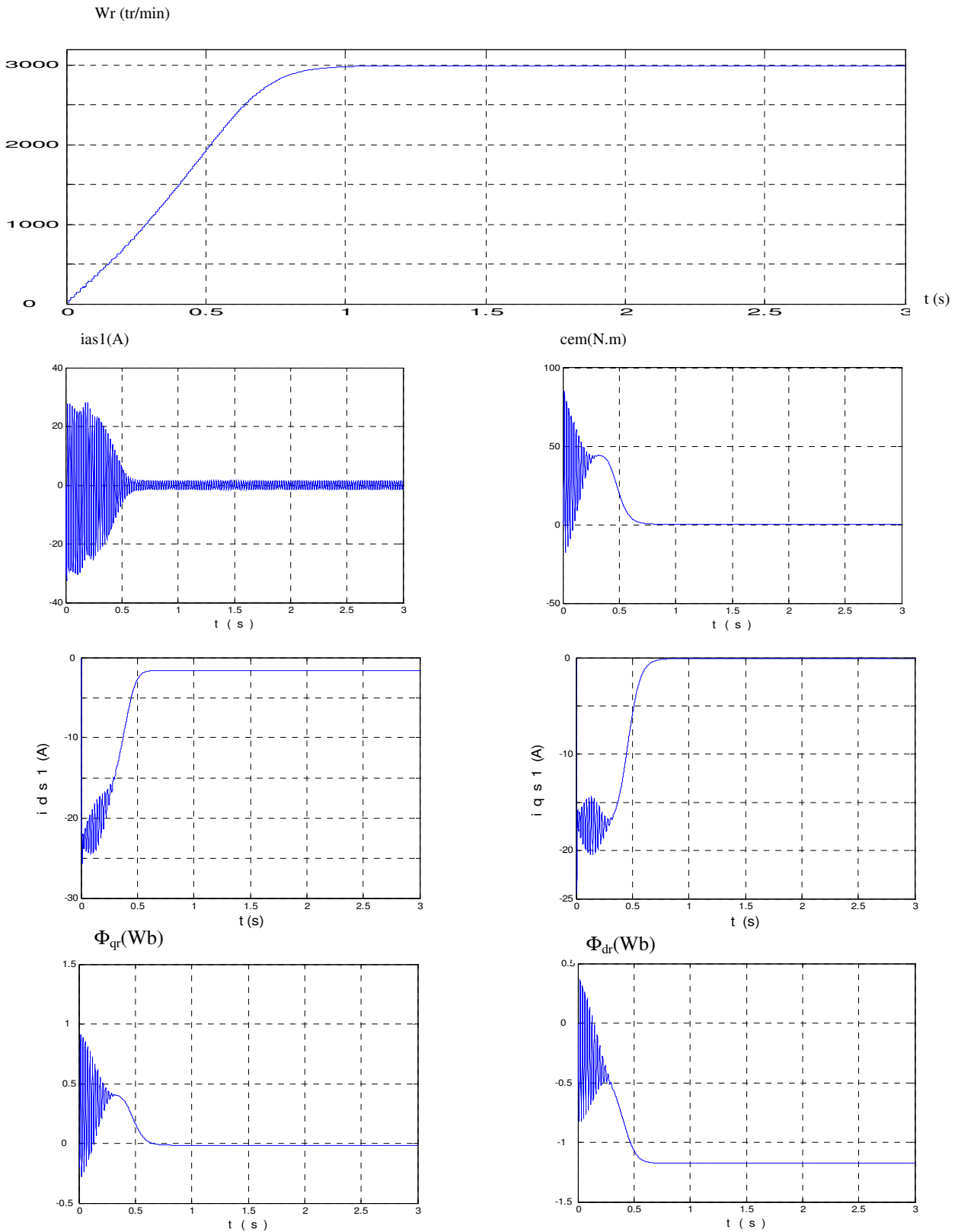


Figure (II.3) : Performances de la conduite de la machine asynchrone triphasée à double stator lors d'un démarrage à vide.

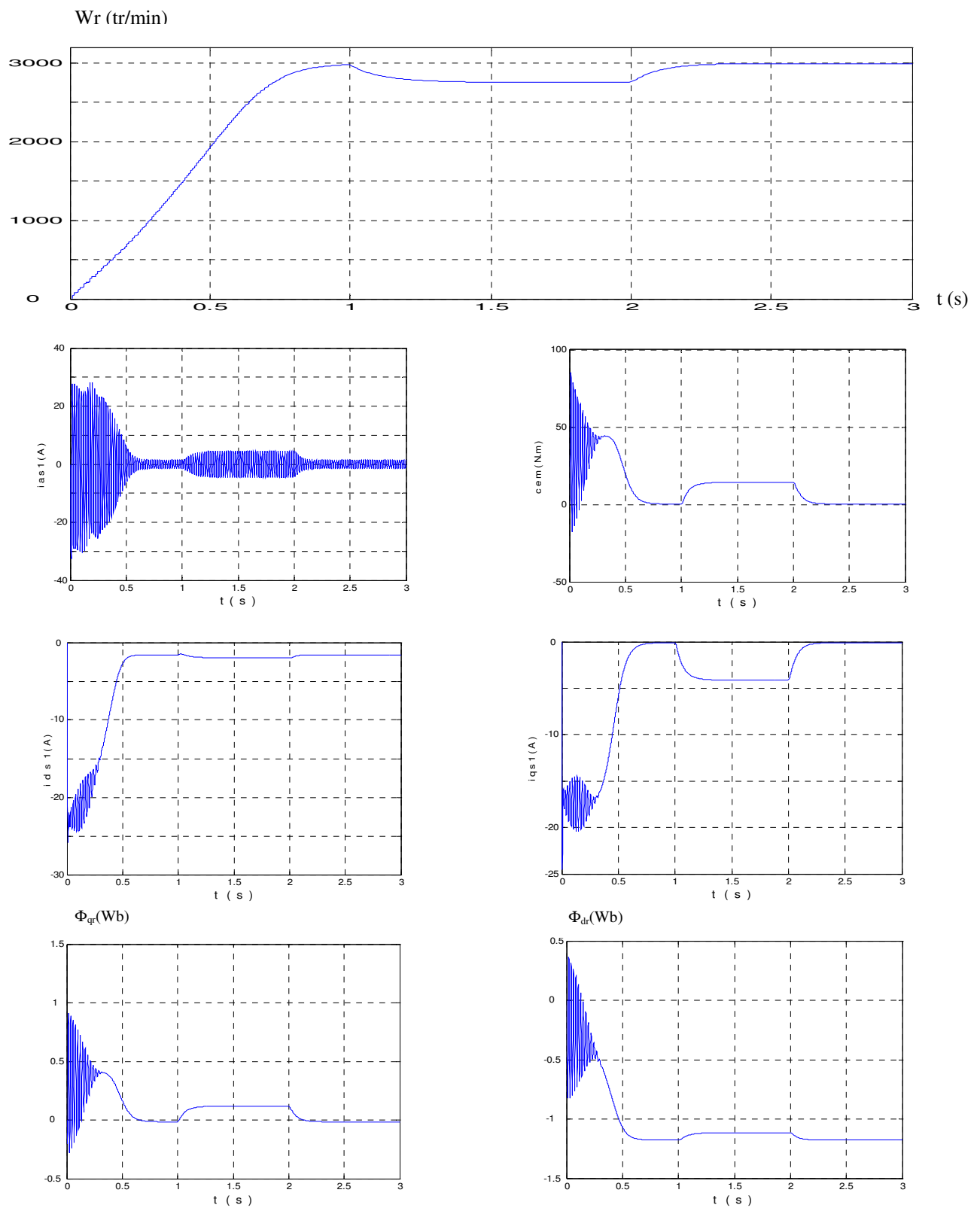


Figure (II.4) : Performances de la conduite de la machine asynchrone triphasée à double stator lors d'une application d'un couple résistant  $C_r=14$  entre (1 et 2s).

### **II.2.7.1 interprétations des résultats**

On a simulé le fonctionnement de la MASDS alimentée par un réseau triphasé (220/380v, 50Hz), à vide et en appliquant un couple résistant, et on a suivi l'évolution de quelques variables tels que, la vitesse, le courant, le flux rotorique, le couple électromagnétique. A partir de cette évolution, on constate ce qui suit :

Lors de démarrage, l'importance de l'appel du courant qui atteint 6 à 7 fois  $I_n$ , ainsi que le couple électromagnétique.

Après le démarrage (régime transitoire), qui est très rapide, la machine atteint pratiquement la vitesse de synchronisme (glissement négligeable) puisque la charge est nulle. Le couple électromagnétique stabilise à une valeur très faible qui compense les pertes par frottement, le flux est presque constant, tend que le courant statorique est sinusoïdal.

. Lors de l'application d'un couple résistant de valeur 14 N.m (égale au couple nominale de la MASDS) sur l'arbre de la machine (figure (II.4)), on constate que:

Le couple électromagnétique compense le couple de charge .Les flux rotoriques en quadrature et directe sont directement affectés ce qui explique le fort couplage entre la vitesse d'une part et les flux rotoriques d'autre part, ainsi que entre la vitesse et le couple.

La vitesse entre (1 et 2s) chute à 2836 tr/mn correspondant à la vitesse nominale de la machine en charge.

### **II.3. MODELISATION DE L'ONDULEUR A COMMANDE MLI**

Le réglage de la vitesse du rotor de la MASDS se réalise logiquement par action simultanée sur la fréquence et la tension statorique. Par conséquent, pour se donner les moyens de cette action, il faut disposer d'une source d'alimentation capable de délivrer une tension d'amplitude et de fréquence réglable en valeur instantanée.

L'onduleur donne une réponse à ce besoin. Les trios cellules (bras) de commutation, formant un onduleur triphasé, sont bidirectionnelles en courant, et composées des (demi-bras) commandées à l'ouverture et à la fermeture et chaque demi-bras possède son complémentaire. L'emploi de la technique MLI pour déterminer les intervalles de conduction des interrupteurs permet de régler de manière indépendante les valeurs moyennes de chacune des tensions  $V_{as}$ ,  $V_{bs}$  et  $V_{cs}$  sur chaque période de commutation.

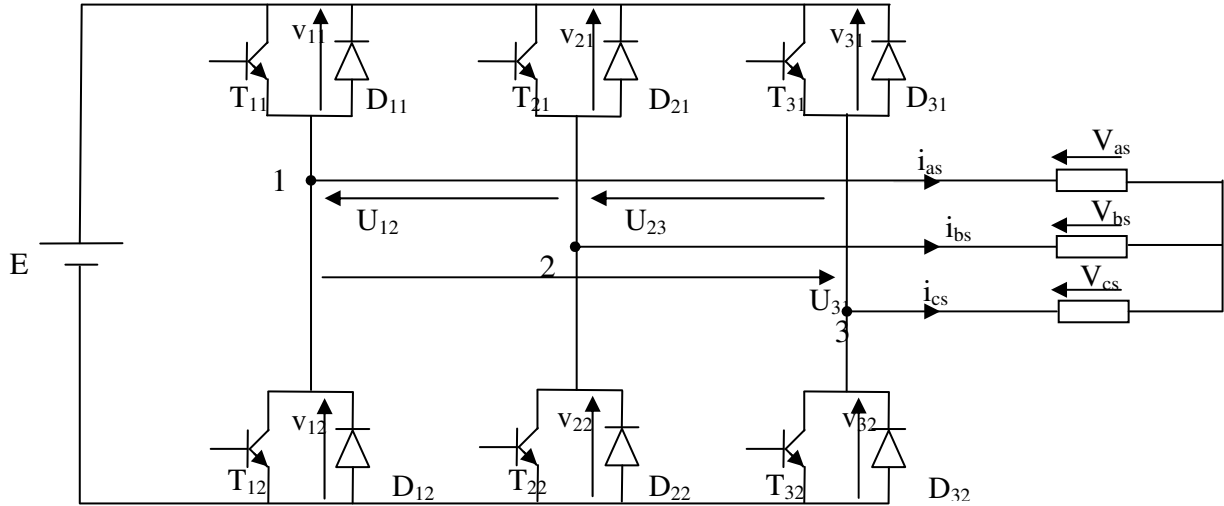


Figure (II.5) : Représentation de l'onduleur de tension MLI.

Si les références forment un système triphasé équilibré de grandeurs sinusoïdales on obtient à la sortie de l'onduleur des ondes de tension dont les valeurs moyennes forment elles aussi un système triphasé équilibré. On parle dans ce cas-ci d'une modulation sinus triangle.

### II.3.1. MLI SINUS-TRIANGLE

La MLI sinus triangle (MLI ST) utilise le principe d'intersection entre une référence sinusoïdale de fréquence  $f_r$ , appelée modulante, et un signal triangulaire de haute fréquence  $f_p$  appelée porteuse  $p$ .

Les six signaux de références sont donnés par les équations suivantes :

$$V_{ref1c} = V_m \cdot \sin(2\pi f_r t - 2(c-1)\pi/3); \quad c = 1, 2, 3, \quad (II.13)$$

$$V_{ref2c} = V_m \cdot \sin(2\pi f_r t - 2(c-1)\pi/3 - \alpha); \quad c = 1, 2, 3$$

L'équation de la porteuse est donnée par:

$$V_p(t) = \begin{cases} V_{pm} \left( 4 \frac{t}{T_p} - 1 \right) & \text{si } 0 \leq t \leq \frac{T_p}{2} \\ V_{pm} \left( -4 \frac{t}{T_p} + 3 \right) & \text{si } \frac{T_p}{2} \leq t \leq T_p \end{cases} \quad (II.14)$$

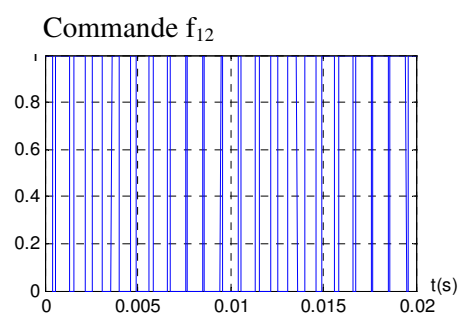
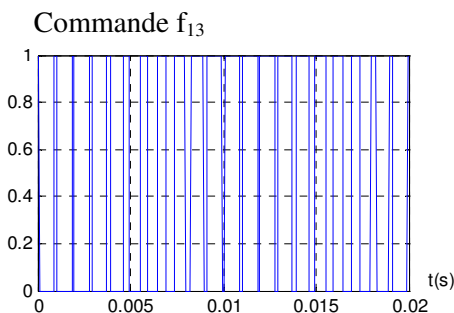
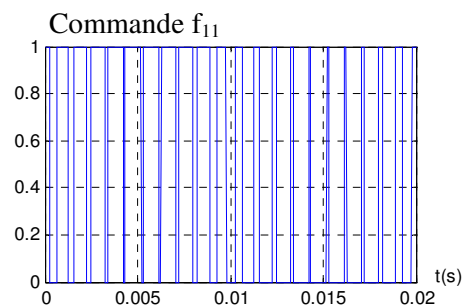
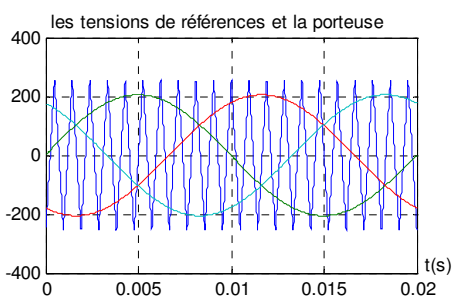
Les instants de commutation sont déterminés par comparaison de trois ondes de références avec une onde porteuse qui fixe la fréquence de commutation. Cette comparaison fournit trois signaux logiques  $f_1, f_2$  et  $f_3$  qui valent 1 quand les interrupteurs du côté haut sont en conduction et ceux de côté bas sont bloqués et valent 0 dans le cas contraire. À partir de ces signaux, l'électronique de commande élabore les signaux de commande des interrupteurs.

Pour l'onduleur N°1

$$\begin{aligned}
 \text{Si } V_{\text{ref11}} \geq V_p(t) & \quad f_{11} = 1, & \text{sinon} & \quad f_{11} = 0 \\
 \text{Si } V_{\text{ref12}} \geq V_p(t) & \quad f_{12} = 1, & \text{sinon} & \quad f_{12} = 0 \\
 \text{Si } V_{\text{ref13}} \geq V_p(t) & \quad f_{13} = 1, & \text{sinon} & \quad f_{13} = 0
 \end{aligned} \tag{II.15}$$

Pour l'onduleur N°2

$$\begin{aligned}
 \text{Si } V_{\text{ref21}} \geq V_p(t) & \quad f_{21} = 1, & \text{sinon} & \quad f_{21} = 0 \\
 \text{Si } V_{\text{ref22}} \geq V_p(t) & \quad f_{22} = 1, & \text{sinon} & \quad f_{22} = 0 \\
 \text{Si } V_{\text{ref23}} \geq V_p(t) & \quad f_{23} = 1, & \text{sinon} & \quad f_{23} = 0
 \end{aligned} \tag{II.16}$$



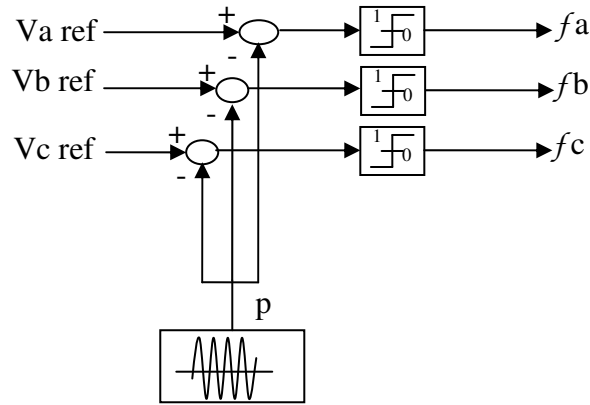


Fig.(II 6).principe de la MLI sinus triangle

L'expression des tensions composées est donnée par

$$U_{12} = v_{as} - v_{bs} = v_{21} - v_{11}$$

$$U_{23} = v_{bs} - v_{cs} = v_{31} - v_{21} \quad (\text{II.17})$$

$$U_{31} = v_{cs} - v_{as} = v_{11} - v_{31}$$

En introduisant les fonctions de connexion relatives à chacun d'entre eux, il vient :

$$\begin{bmatrix} U_{12} \\ U_{23} \\ U_{31} \end{bmatrix} = E \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \end{bmatrix} \quad (\text{II.18})$$

Il, en découle :

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = \frac{1}{3} E \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \end{bmatrix} \quad (\text{II.19})$$

La commande MLI est caractérisée par les deux paramètres :

- L'indice de modulation  $m$  égale au rapport de la fréquence de modulation sur la fréquence de référence ( $m = f_p / f$ ).
- Le coefficient de réglage en tension  $r$  égale au rapport de l'amplitude de la tension de référence à la valeur crête de l'onde de modulation ( $r = V_m / V_{pm}$ ).

#### II.4. ASSOCIATION DE LA MASDS-ONDULEUR DE TENSION

La figure (I.7) représente l'association de la MASDS à deux onduleurs de tension Triphasés à commande MLI.

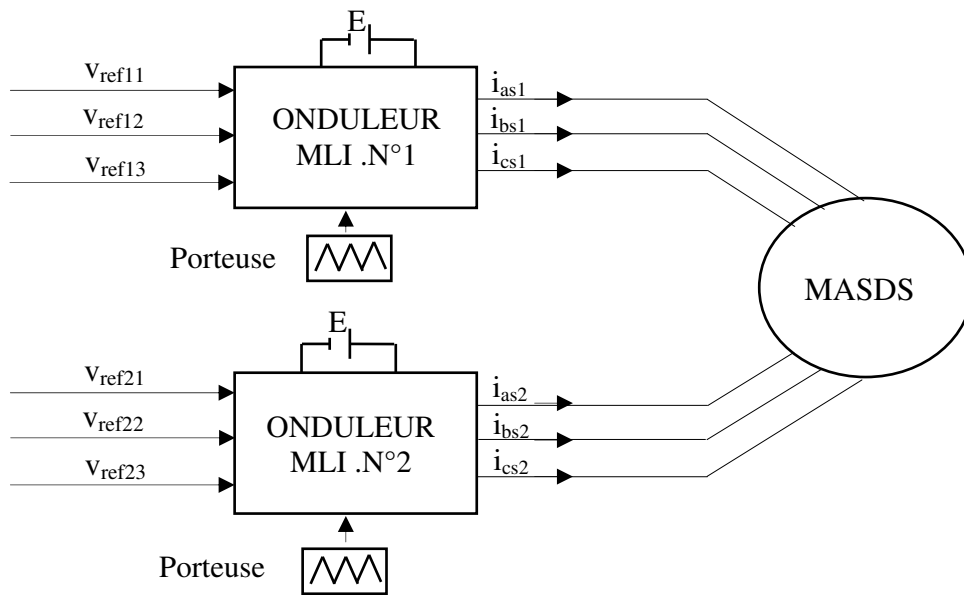
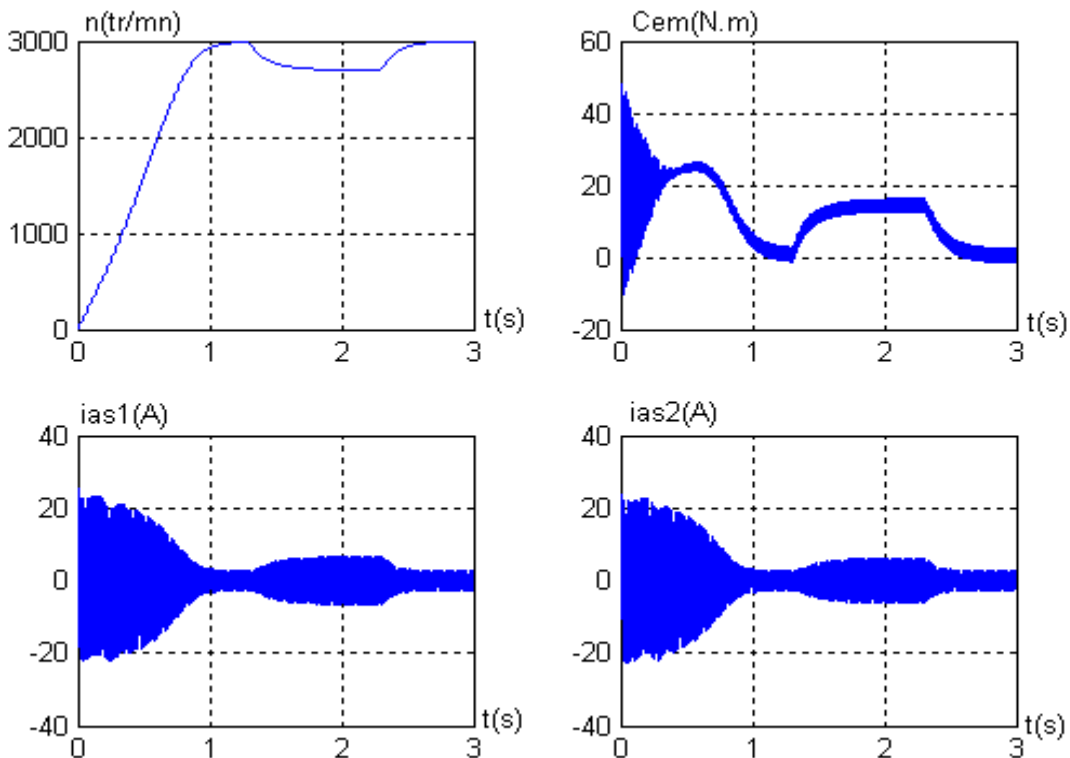


Figure (II.7) : Association de la MASDS avec les deux onduleurs MLI.

#### II.4.1. RESULTATS DE SIMULATION

La simulation numérique est effectuée pour  $m= 21$  et  $r= 0,8$

Les résultats de simulation de l'association des deux onduleurs avec la MASDS sont représentés dans la figure (II.8.a,b)



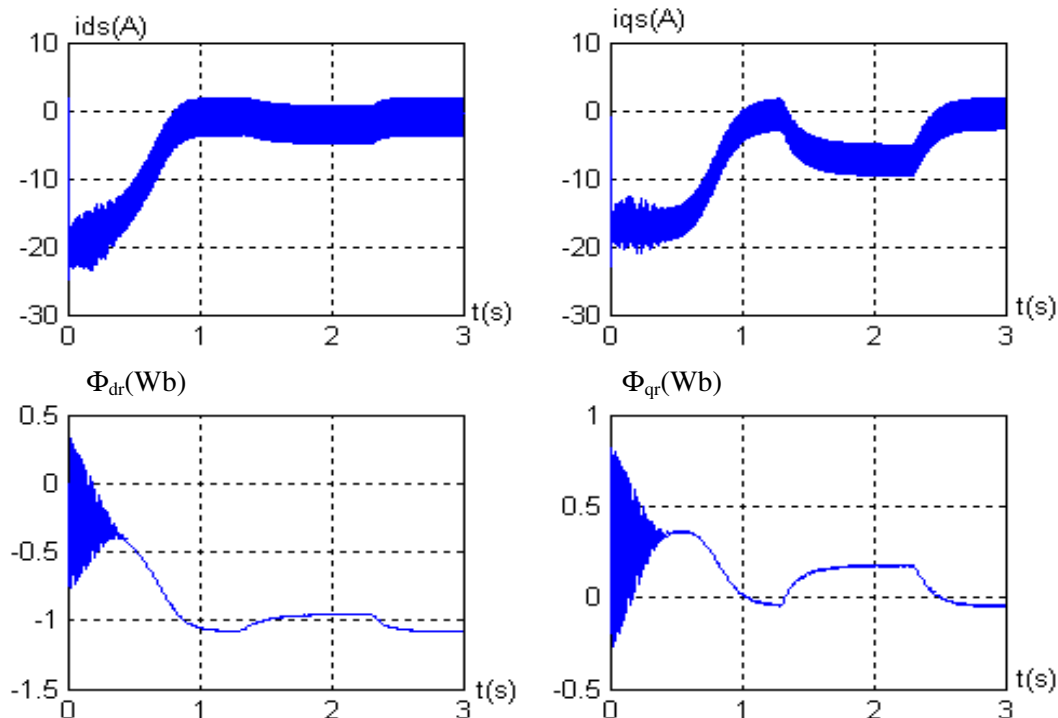


Figure (II.8) : Réponses de la MASDS alimentée par deux onduleurs de tension lors d'une application d'un couple résistant  $C_r = 14$  durant (1,3 .2,3) s.

## II.5. COMMANDE VECTORIELLE DE LA MASDS

L'algorithme de commande le plus populaire est la commande vectorielle FOC (Field oriented control) introduit par Kovacs en 1959 et repris par Blaschke 1972, après une dizaine d'années. Elle a connue un développement important .le FOC a permis à la commande de la MAS de connaitre une véritable révolution.

L'idée de base du FOC est de rendre le comportement du moteur asynchrone identique à celui de la machine à courant continu.

Cette méthode se base sur la transformation des variables électriques vers un référentiel qui tourne avec le vecteur du flux rotorique.par conséquent, les dynamiques du flux rotorique sont linéaire d'où l'utilisation d'un simple régulateur PI pour réguler le flux. Quand les dynamiques des flux rotorique ont atteint une consigne constante, la dynamique de la vitesse devient linéaire et peut être régulé aussi par un PI.

### II.5.1. Principe du découplage

En négligeant les phénomènes parasites tels que la réaction d'induit ou la commutation, la machine électrique qui répondent le mieux aux hypothèses de découplage est le moteur à courant continu à excitation indépendante. Dans ce type des machines, il est simple de faire des contrôles indépendants du flux et du couple respectivement par les courants d'inducteur et d'induit. (Figure II.9).

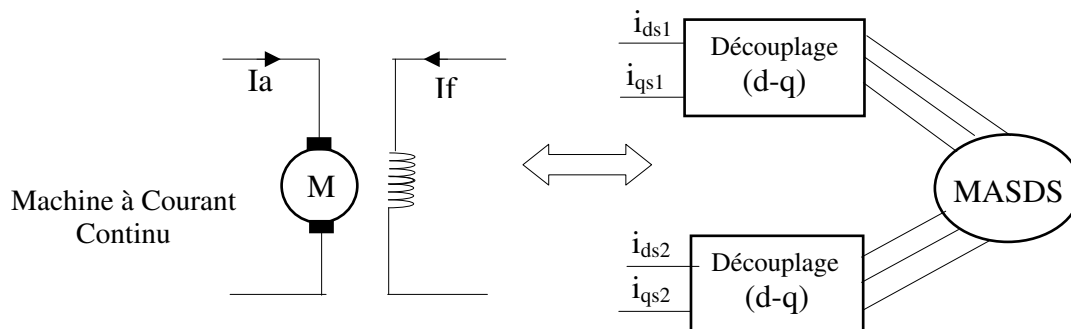


Figure (II.9) : Principe de la commande vectorielle.

### II.5.2. principe de la commande par orientation du flux

La commande par orientation d flux consiste à régler le flux par une composante du courant et le couple par une autre composante. Pour cela, il faut choisir un système d'axe d-q et une loi de commande assurant le découplage du couple et du flux.

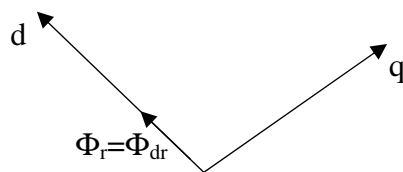


Figure (II.10) Orientation du flux rotorique sur l'axe d.

Pour simplifier la commande il est nécessaire de faire choix judicieux de référentiel. Pour cela, on se place dans un référentiel d-q lié au champ tournant avec une orientation du flux rotorique (l'axe d aligné avec la direction du flux rotorique) comme le montre la figure(II.10) On obtient :

$$\Phi_{dr} = \Phi_r \text{ et } \Phi_{qr} = 0$$

L'expression du couple devient :

$$C_{em} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{dr}(i_{qs1} + i_{qs2}) = k \Phi_{dr}(i_{qs1} + i_{qs2}) \quad (II.20)$$

Avec :

$$k = p \frac{L_m}{L_m + L_r}$$

Nous pouvons remarquer d'après la relation (II.20) que le couple électromagnétique ne dépend que d'un terme de flux et d'un terme de courant. Pour cela, on obtient une structure semblable à celle d'une machine à courant continu à excitation indépendante.

### **II.5.3. METHODES DE LA COMMANDE VECTORIELLE**

La réalisation de la commande vectorielle d'une machine asynchrone à double stator, se fait par deux méthodes : directe et indirecte.

Le problème principal qui se pose dans cette réalisation est la détermination précise et en permanence de la position et le module du flux.

#### **II.5.3.1. Méthode directe**

Pour cette méthode le flux est régulé par une boucle de contre réaction nécessitant une bonne connaissance de son module et de sa phase. Celle-ci doit être vérifiée quelque soit le régime transitoire effectué. Il faut donc procéder à des séries de mesure aux bornes du système.

#### **II.5.3.1. Méthode indirecte**

La méthode indirecte consiste à ne pas utiliser l'amplitude du flux, mais seulement sa position. Dans ce cas, le flux est contrôlé en boucle ouverte.

### **II.5.4. COMMANDE VECTORIELLE INDIRECTE SANS REGLAGE DE VITESSE**

Elle se base sur les équations qui régissent le fonctionnement de la machine asynchrone à double stator avec orientation du flux où la position du flux est déduite de la relation donnant la vitesse de glissement.

Le schéma bloc de cette méthode est donné par la figure suivante :

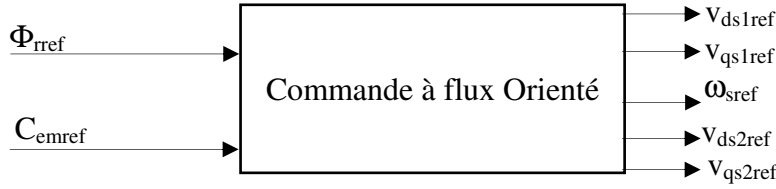


Figure (II.11) : Bloc de commande à flux Orienté.

Considérons comme références de commande le flux rotorique  $\Phi_{rref}$  et le couple  $C_{emref}$ . En tenant compte de la condition,  $\Phi_{dr} = \Phi_{rref}$  et  $\Phi_{qr} = 0$ , on trouve :

$$i_{dr} = \frac{\Phi_r - L_m(i_{ds1} + i_{ds2})}{L_m + L_r} ; i_{qr} = \frac{-L_m(i_{qs1} + i_{qs2})}{L_m + L_r} \quad (II.21)$$

En remplaçant (II.21) dans (II.10) on trouve :

$$\begin{cases} \Phi_{ds1} = \lambda_1 i_{ds1} + L_r \eta i_{ds2} + \eta \Phi_{rref} \\ \Phi_{ds2} = \lambda_2 i_{ds2} + L_r \eta i_{ds1} + \eta \Phi_{rref} \\ \Phi_{qs1} = \lambda_1 i_{qs1} + L_r \eta i_{qs2} \\ \Phi_{qs2} = \lambda_2 i_{qs2} + L_r \eta i_{qs1} \end{cases} \quad (II.22)$$

$$\text{Avec :} \quad \eta = \frac{L_m}{L_m + L_r} ; \quad \lambda_{1,2} = L_{s1,2} + \eta L_r.$$

$$\Phi_{rref} = L_m (i_{ds1} + i_{ds2}). \quad (II.23)$$

$$L_m (i_{qs1} + i_{qs2}) = - (L_m + L_r) i_{qr} \quad (II.25)$$

$$i_{qr} = - \frac{\omega_{glref} \Phi_{rref}}{R_r} \quad (II.26)$$

En remplaçant (II.23), (II.24) et (II.25) dans le système d'équation (II.10) on trouve :

$$\begin{cases} V_{ds1ref} = R_{s1} i_{ds1} + L_{s1} \frac{di_{ds1}}{dt} - \omega_{sref} (L_{s1} i_{qs1} + T_r \Phi_{rref} \omega_{glref}) \\ V_{ds2ref} = R_{s2} i_{ds2} + L_{s2} \frac{di_{ds2}}{dt} - \omega_{sref} (L_{s2} i_{qs2} + T_r \Phi_{rref} \omega_{glref}) \\ V_{qs1ref} = R_{s1} i_{qs1} + L_{s1} \frac{di_{qs1}}{dt} + \omega_{sref} (L_{s1} i_{ds1} + \Phi_{rref}) \\ V_{qs2ref} = R_{s1} i_{qs2} + L_{s2} \frac{di_{qs2}}{dt} + \omega_{sref} (L_{s2} i_{ds2} + \Phi_{rref}) \end{cases} \quad (II.27)$$

$$\text{Avec : } T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

$$\begin{cases} i_{qs1} + i_{qs2} = \frac{(L_m + L_r)}{p L_m \Phi_{rref}} C_{em\ ref} \\ \omega_{glref} = \frac{R_r L_m}{(L_m + L_r) \Phi_{rref}} (i_{qs1} + i_{qs2}) \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

$$\text{Donc : } C_{em\ ref} = p \frac{L_m}{L_m + L_r} \Phi_{rref} (i_{qs1} + i_{qs2})$$

L'expression du couple montre que le flux de référence et les courants statoriques en quadrature ne sont pas parfaitement indépendants. Pour cela, il est nécessaire de découpler la commande du couple et celle du flux de cette machine en introduisant de nouvelles variables :

$$\begin{cases} v_{ds1} = R_{s1} i_{ds1} + L_{s1} \frac{di_{ds1}}{dt} \\ v_{ds2} = R_{s2} i_{ds2} + L_{s2} \frac{di_{ds2}}{dt} \\ v_{qs1} = R_{s1} i_{qs1} + L_{s1} \frac{di_{qs1}}{dt} \\ v_{qs2} = R_{s2} i_{qs2} + L_{s2} \frac{di_{qs2}}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.29})$$

Le système (II.29) montre que les tensions statoriques ( $v_{ds1}$ ,  $v_{ds2}$ ,  $v_{qs1}$ ,  $v_{qs2}$ ) sont directement reliées aux courants statoriques ( $i_{ds1}$ ,  $i_{ds2}$ ,  $i_{qs1}$ ,  $i_{qs2}$ ). Pour compenser l'erreur introduite lors du découplage, les tensions statoriques de références ( $v_{ds1ref}$ ,  $v_{ds2ref}$ ,  $v_{qs1ref}$ ,  $v_{qs2ref}$ ) à flux constant sont donnés par :

$$\begin{cases} v_{ds1ref} = v_{ds1} - v_{ds1c} \\ v_{ds2ref} = v_{ds2} - v_{ds2c} \\ v_{qs1ref} = v_{qs1} + v_{qs1c} \\ v_{qs2ref} = v_{qs2} + v_{qs2c} \end{cases} \quad (\text{II.30})$$

Avec :

$$\begin{cases} v_{ds1c} = \omega_{sref} (L_{s1}i_{qs1} + T_r \Phi_{rref} \omega_{glref}) \\ v_{ds2c} = \omega_{sref} (L_{s2}i_{qs2} + T_r \Phi_{rref} \omega_{glref}) \\ v_{qs1c} = \omega_{sref} (L_{s1}i_{ds1} + \Phi_{rref}) \\ v_{qs2c} = \omega_{sref} (L_{s2}i_{ds2} + \Phi_{rref}) \end{cases} \quad (II.31)$$

Pour un découplage parfait, on ajoute les boucles de régulation des courants statoriques ( $i_{ds1}$ ,  $i_{ds2}$ ,  $i_{qs1}$ ,  $i_{qs2}$ ) et on obtient à leurs sorties les tensions statoriques ( $v_{ds1}$ ,  $v_{ds2}$ ,  $v_{qs1}$ ,  $v_{qs2}$ ).

### II.5.4.1 Synthèse des régulateurs de courant

Le but d'utilisation des régulateurs est d'assurer une meilleure robustesse vis-à-vis des perturbations internes ou externes. Les régulateurs utilisés dans notre étude sont des correcteurs à action proportionnelle-intégrale (PI). La figure suivante montre le schéma fonctionnel de régulation des courants valable selon les deux axes « d » et « q ».

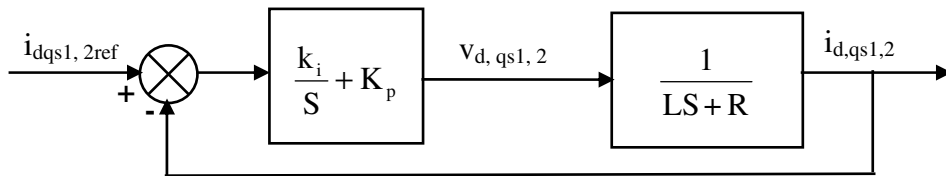


Figure (II.12) : Schéma de régulation des courants.

Avec :

L : est égale à  $L_{s1}$  ou  $L_{s2}$ .

R : est égale à  $R_{s1}$  ou  $R_{s2}$ .

#### II.5.4.1.1 Calcul des paramètres du régulateur PI

La fonction de transfert en boucle fermée :

$$\frac{i_{dq,s1,2}}{i_{dq,s1,2ref}} = \frac{(k_i + k_p S)}{LS^2 + (R + k_p)S + k_i} \quad (\text{II.32})$$

En imposant une paire de pôles complexe conjugués  $S_{1,2} = \rho_i \pm j\omega_i$  le polynôme caractéristique désiré en boucle fermée s'écrit comme suit :

$$P(S) = S^2 + 2\rho_i S + 2\rho_i^2 \quad (\text{II.33})$$

Par identification, nous obtenons les paramètres du régulateur PI :

$$\begin{cases} k_p = 2\rho_i L - R \\ k_i = 2\rho_i^2 L \end{cases} \quad (\text{II.34})$$

#### II.5.4.1.2 Discrétisation du régulateur PI

La fonction de transfert continue du régulateur PI selon l'axe « d » (par exemple) est :

$$\frac{v_{ds1}}{e_i} = \left( \frac{k_{id1}}{S} + k_{pd1} \right) \quad (\text{II.35})$$

$$e_i = i_{ds1ref} - i_{ds1} \quad (\text{II.36})$$

$$v_{ds1}(k) = k_p (i_{ds1ref}(k) - i_{ds1}(k)) + k_i \Sigma(k) \quad (\text{II.37})$$

$$\Sigma(k) = \Sigma(k-1) + T_{ei} (i_{ds1ref}(k) - i_{ds1}(k)) \quad (\text{II.38})$$

$T_{ei}$  : la période d'échantillonnage du régulateur. Le schéma bloc de découplage en tension

(Field Oriented Control : FOC) est présenté sur la figure (II.13)

On admet que  $i_{ds1ref} = i_{ds2ref}$  et  $i_{qs1ref} = i_{qs2ref}$ .

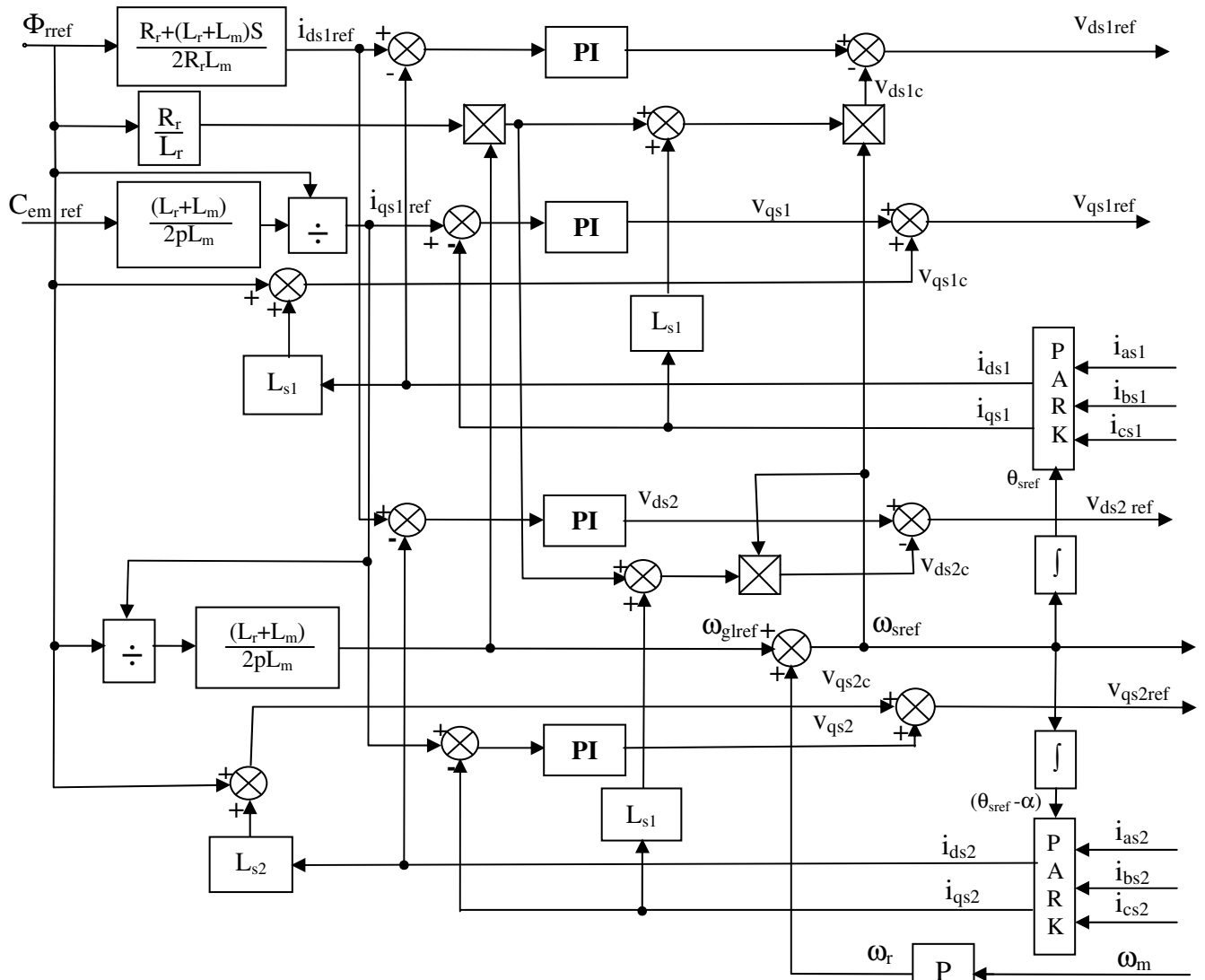


Figure (II.13) : Bloc de découplage en tension (FOC).

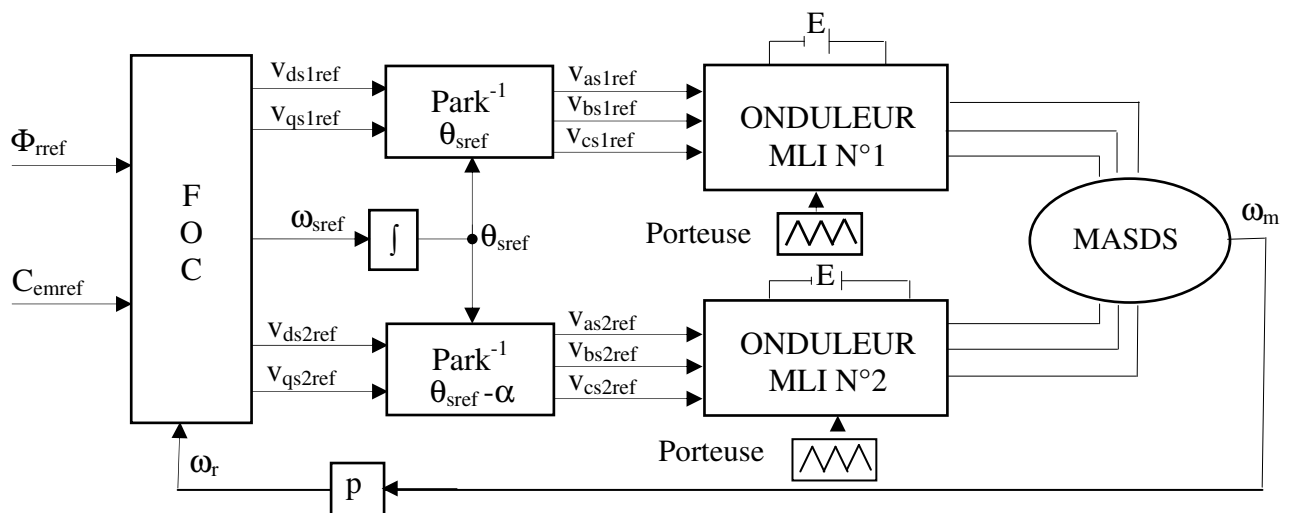
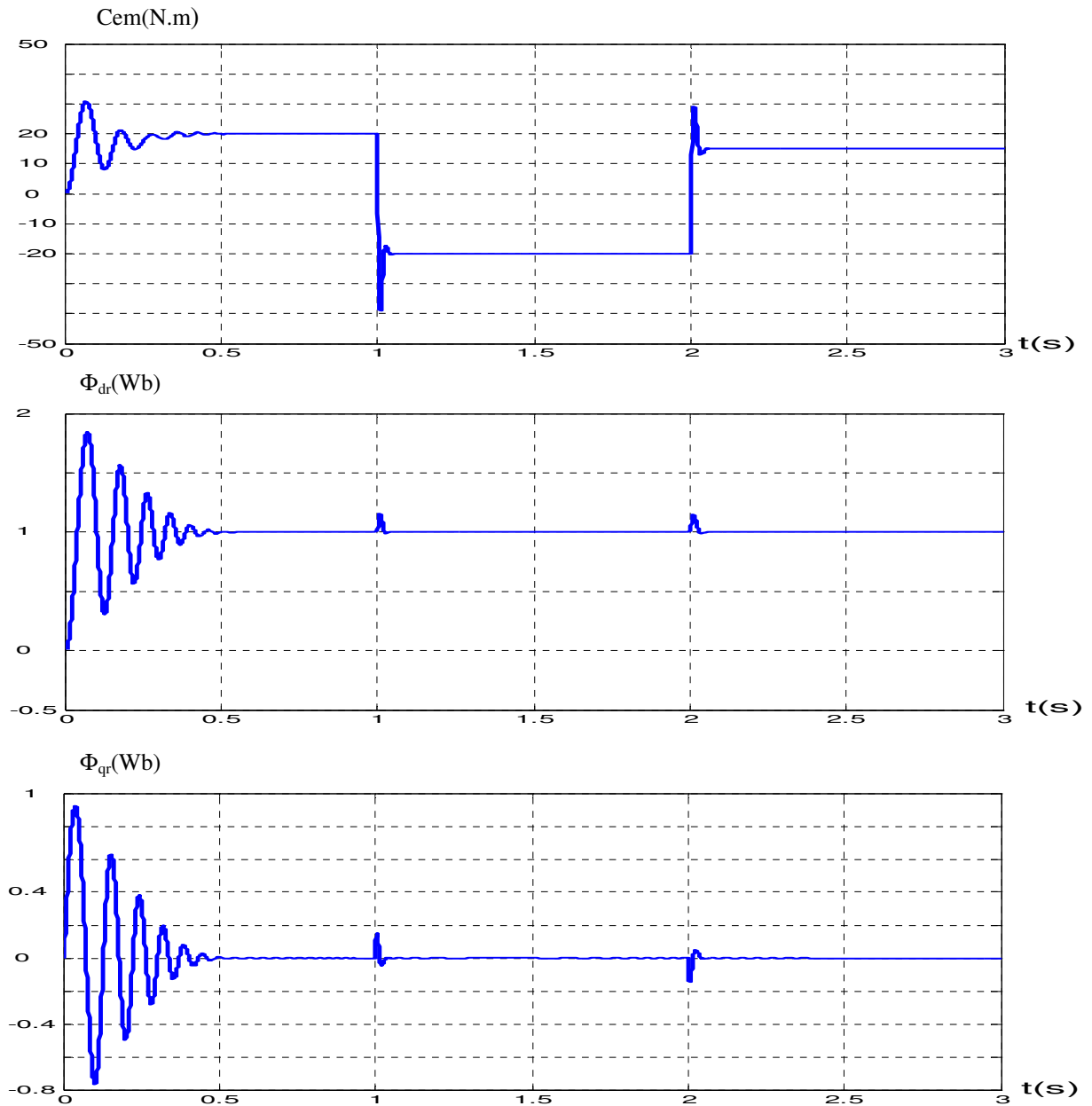


Figure (II.14) : Schéma de la commande découplée par orientation de flux appliquée sur la MASDS.

L'application de cette commande sur la machine conduit au schéma suivant :

### II.5.4.2. RESULTATS DE SIMULATION

La figure (II.15) représente la réponse de la MASDS lors d'une commande par orientation du flux rotorique, ou  $\Phi_{ref}=1\text{Wb}$  et le couple de référence  $cem= +20, -20,$  et  $15\text{ N.m}$  dans les intervalles de temps respectifs  $[0, 1], [1, 2]$  et  $[2, 3]$  secondes.



Figure(II.15) : Réponse de la MASDS lors d'une commande par orientation de flux rotorique.

Les paramètres des régulateurs utilisés sont donnés par le tableau (II.1):

	$\rho$	$k_p$	$k_i$	$T_e$
Axe d	500	18.28	$1.1 \times 10^4$	$5 \times 10^{-4}$
Axe q	400	13.88	$7.04 \times 10^3$	$2 \times 10^{-4}$

Tableau (II.1) : Paramètres des régulateurs des courants.

### II.5.4.3. Interprétations des résultats

En régime permanent le couple électromagnétique suit sa référence imposée, et la composante en quadrature du flux rotorique  $\Phi_{qr}$  s'annule en régime permanent.

La composante directe du flux rotorique  $\Phi_{dr}$  est égale à la valeur imposée (1Wb).

Nous remarquons que la variation brusque du couple électromagnétique n'influe pas sur, le flux rotorique représenté par ces composantes  $\Phi_{dr}$  et  $\Phi_{qr}$  ce qui montre le découplage entre le flux et le couple électromagnétique.

### II.5.5. REGULATION DE LA VITESSE PAR LA METHODE INDIRECTE

Le principe de cette méthode consiste à ne pas utiliser l'amplitude du flux rotorique mais simplement sa position calculée en fonction des grandeurs de référence. Cette méthode élimine donc le besoin d'utiliser un capteur de flux, mais nécessite d'utilisation d'un capteur de vitesse rotorique.

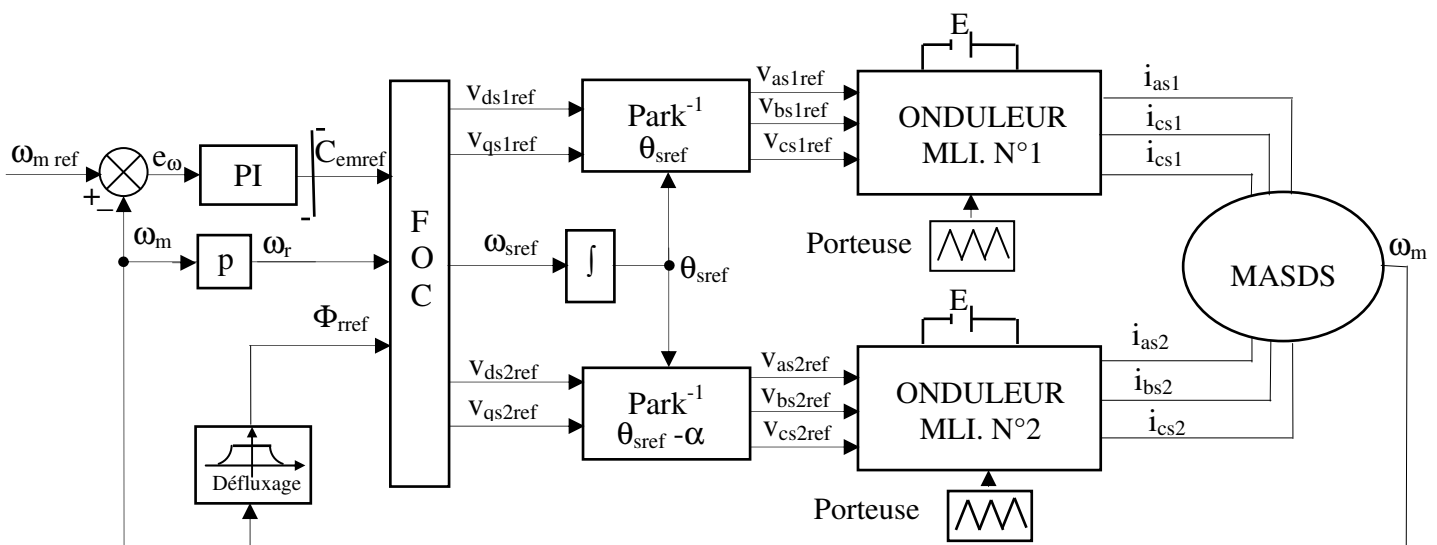


Figure (II.16) : Régulation de la vitesse par la méthode indirecte.

### II.5.5.1. Bloc de défluxage

Le flux est généralement maintenu constant à sa valeur nominale :  $\Phi_n$  pour des vitesses rotoriques inférieures ou égales à la vitesse nominale de la machine  $\omega_n$ . Pour des vitesses supérieures, le flux décroît lorsque la vitesse augmente afin de limiter la tension aux bornes de la machine.

Pour cela, on définit le flux de référence comme suit :

$$\begin{cases} \Phi_{\text{ref}} = \Phi_n & \text{si } \omega_m \leq \omega_n \\ \Phi_{\text{ref}} = \Phi_n \omega_n / \omega_m & \text{si } \omega_m \geq \omega_n \end{cases} \quad (\text{II.39})$$

Avec:  $\omega_n = 296,98 \text{ rd/s}$  ;  $\Phi_n = 1 \text{ Wb}$

### II.5.5.2 Régulateur de vitesse

Le schéma de régulation de la vitesse est présenté sur la figure suivante :

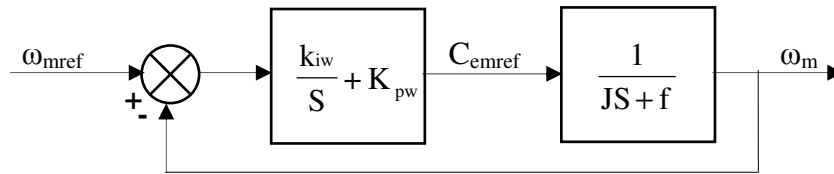


Figure (II.17) : Schéma réduit de régulation de vitesse.

#### II.5.5.2.1. Calcul des paramètres du régulateur PI

La fonction de transfert en boucle fermée :

$$\frac{\omega_m}{\omega_{\text{ref}}} = \frac{(k_{iw} + k_{pw}S)}{JS^2 + (f + k_{pw})S + k_{iw}} \quad (\text{II.40})$$

En imposant une paire de pôles complexe conjugués  $S_{1,2} = \rho_{\omega} \pm j\rho_{\omega}$  le polynôme caractéristique désiré en boucle fermée s'écrit comme suit :

$$P(S) = S^2 + 2\rho_{\omega}S + 2\rho_{\omega}^2 \quad (\text{II.41})$$

Par identification, nous obtenons les paramètres du régulateur PI :

$$\begin{cases} k_{pw} = 2\rho_{\omega}J - f \\ k_{iw} = 2\rho_{\omega}^2J \end{cases} \quad (\text{II.42})$$

#### II.5.5.2.2. Discrétisation du régulateur PI

La fonction de transfert continue du régulateur PI est :

$$\frac{C_{\text{emref}}}{e_w} = \left( \frac{k_{iw}}{S} + k_{pw} \right) \quad (\text{II.43})$$

Régulateurs	$\rho$	$k_p$	$k_i$	$T_e$
De courant (axe d)	5350,5	231,701	$1,259 \times 10^6$	$10^{-4}$
De courant (axe q)	2249,5	95,258	$2,226 \times 10^5$	$10^{-4}$
De vitesse	<b>200</b>	<b>24,99</b>	<b>5000</b>	<b><math>5 \times 10^{-4}</math></b>

$$e_w = \omega_{mref} - \omega_m \quad (II.44)$$

$$C_{emref}(k) = k_{pw} (\omega_{mref}(k) - \omega_m(k)) + k_{iw} \Sigma(k) \quad (II.45)$$

$$\Sigma(k) = \Sigma(k-1) + T_{ew} (\omega_{mref}(k) - \omega_m(k)) \quad (II.46)$$

$T_{ew}$  : la période d'échantillonnage du régulateur.

La commande doit être limitée par un dispositif de saturation définie par :

$$C_{emref}[k] \text{ (limite)} = \begin{cases} C_{emref}[k] & \text{si } |C_{emref}[k]| \leq C_{em}^{\max} \\ C_{em}^{\max} \text{sign}(C_{emref}[k]) & \text{si } |C_{emref}[k]| > C_{em}^{\max} \end{cases} \quad (II.47)$$

$$C_{em}^{\max} = 30 \text{ N.m ;}$$

Cette limitation provoque un effet d'emballement (effet windup), il faut donc associer le régulateur à un système d'anti-windup.

$$e_{\omega}^L[k] = e_{\omega}[k] \frac{1}{k_{p\omega} + hk_{i\omega}} (C_{mref}[k] - C_{mref}[k] \text{ (limité)}) \quad (II.48)$$

$e_{\omega}^L$  : L'erreur de vitesse qui aurait produit le couple de sortie du régulateur obtenu après la fonction de saturation

L'équation du sommateur devient :

$$\Sigma[k] = \Sigma[k-1] + e_{\omega}^L[k] T_{e\omega}. \quad (II.49)$$

### II.5.5.3. LES RESULTATS DE SIMULATION

La simulation est effectuée avec les paramètres suivants :

Régulateurs	$\rho$	$k_p$	$k_i$	$T_e$
De courant (axe d)	5350,5	231,701	$1,259 \times 10^6$	$10^{-4}$
De courant (axe q)	2249,5	95,258	$2,226 \times 10^5$	$10^{-4}$
De vitesse	<b>200</b>	<b>24,99</b>	<b>5000</b>	<b><math>5 \times 10^{-4}</math></b>

Tableau (II.2) : paramètres des régulateurs utilisés.

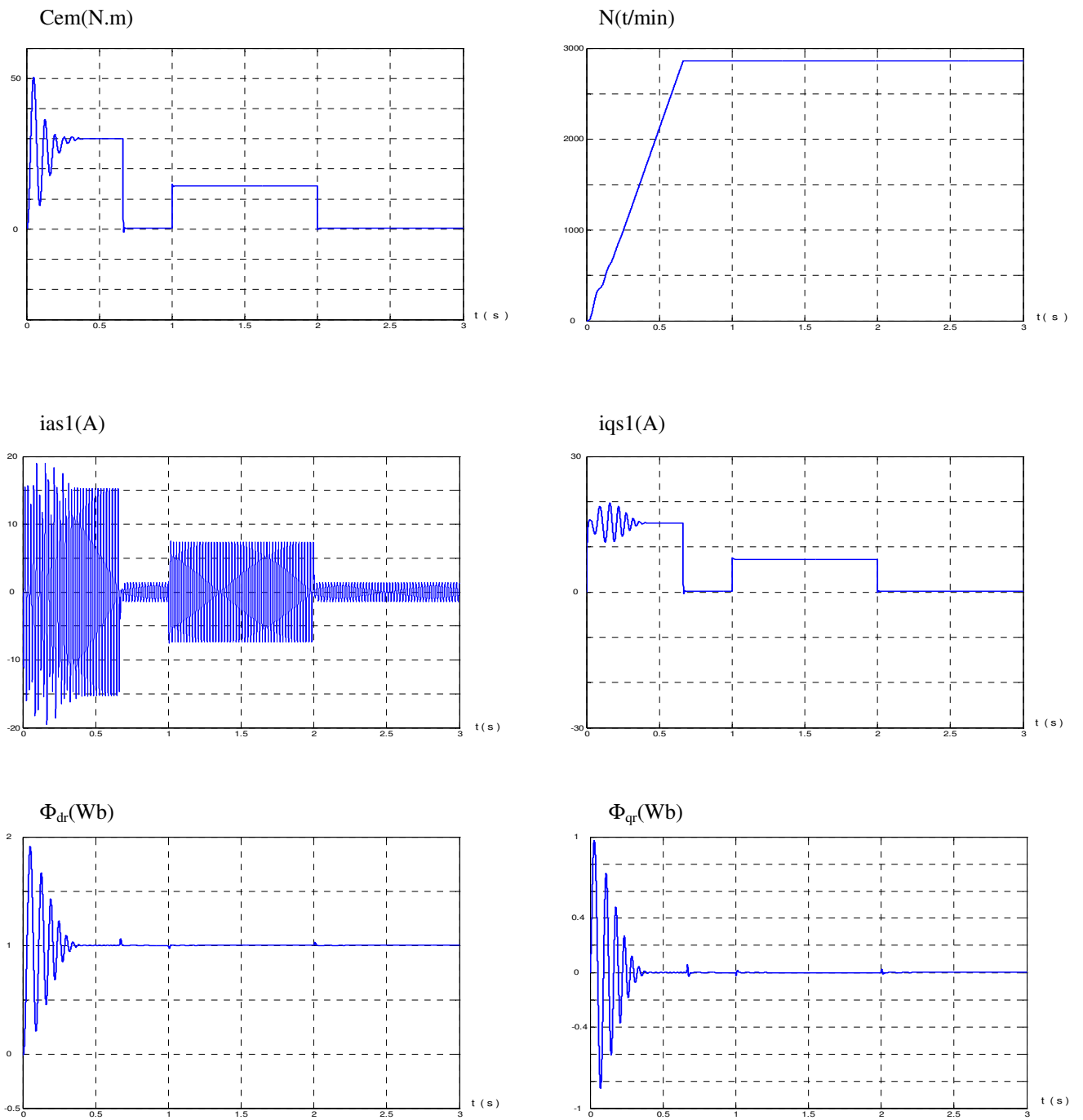


Figure (II.18) : Réglage de la vitesse par la méthode indirecte avec application d'une charge  $C_r = 14N.m$  entre(1, 2)s.

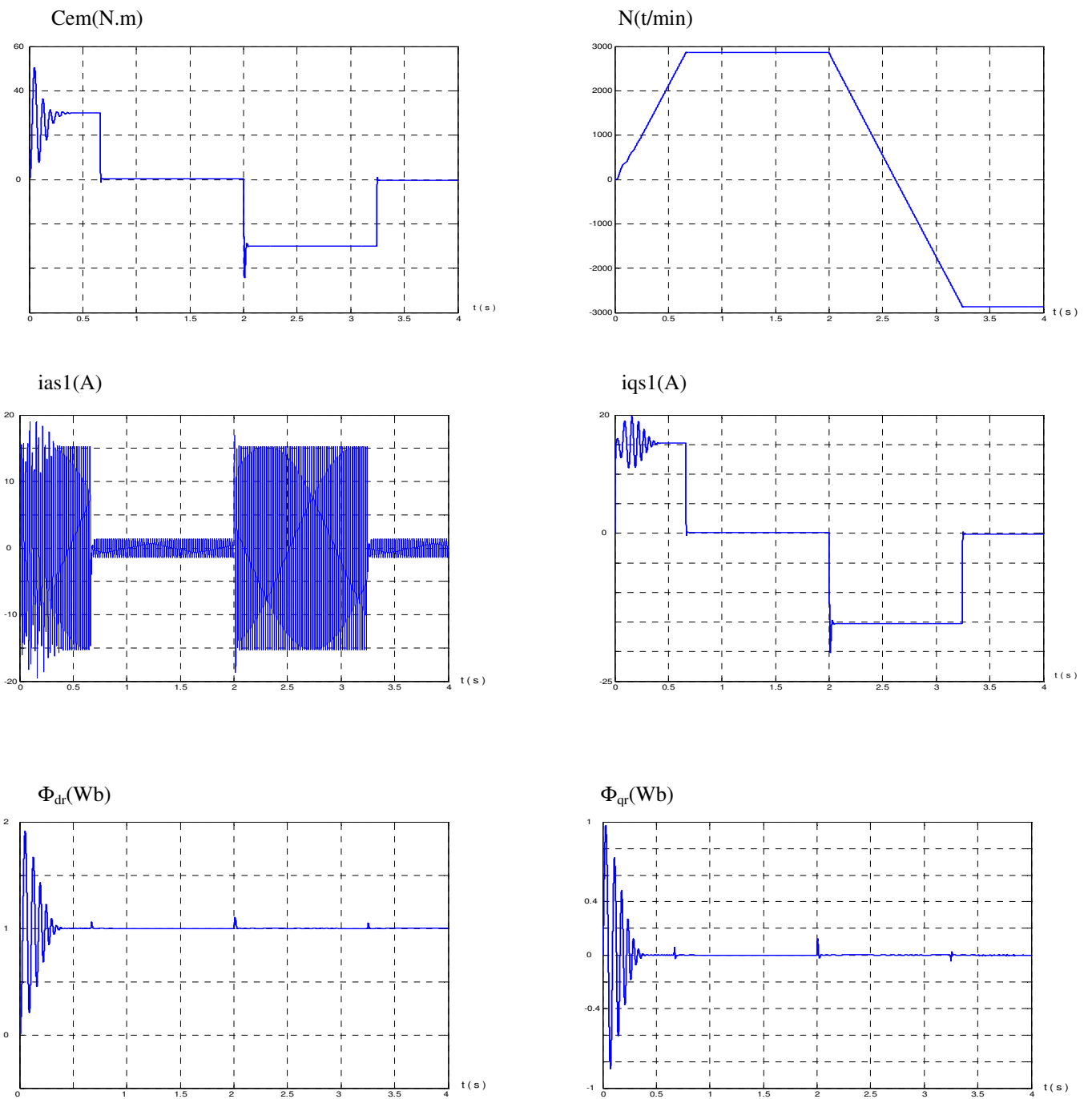


Figure (II.19) : Réglage de la vitesse par la méthode indirecte avec une inversion de vitesse à l'instant  $t=2$ s.

### **II.5.5.3.1. Interprétations des résultats**

Les performances de la commande indirecte avec régulation de vitesse de la MASDS ont été visualisées pour les deux cas suivants :

- réponse à un échelon de vitesse de  $N=3000$  tr/mn avec l'application d'un couple résistant  $C_r=14N.m$  entre (1 à 2) s
- réponse à une inversion de vitesse (3000 à  $-3000$ ) tr/mn à l'instant  $t=2s$ .

Pour le premier cas on constate que :

- La vitesse atteint sa valeur de consigne au bout de (0,59s) avec un dépassement (1.20% de vitesse de référence). Le rejet de perturbation est effectué pendant (0,16s).
- Le couple électromagnétique compense le couple de charge et atteint au démarrage une valeur (50N.m).

Pour le deuxième cas :

- La vitesse suit sa référence et s'inverse à l'instant (1.12 s).
- L'inversion de la vitesse conduit à un couple négatif égale à ( $-30N.m$ ).
- Le courant statorique  $i_{as1}$  a une allure sinusoïdale.

### **II.5.5.4. CONCLUSION**

Dans ce chapitre, nous avons étudié la modélisation de la machine asynchrone triphasée à double stator, en tenant compte un certain nombre d'hypothèses simplificatrices, pour réduire la complexité du modèle mathématique de cette machine, ainsi que l'application de la transformation de PARK.

Lors de fonctionnement de la machine en charge on a vu que la vitesse chute considérablement ce qui nécessite une régulation.

La commande vectorielle par orientation du flux rotorique, appliqué à une MASDS, nous réalise cette régulation, mais avec une sensibilité du régulateur PI aux variations paramétriques de la machine.

Le chapitre suivant nous présentons, la théorie des réseaux de neurones avant leur application pour la détection des défauts de la MASDS.

## **Chapitre III :**

### ***Notions sur les réseaux de neurones artificiels***

#### **III.1. INTRODUCTION**

Le terme “réseaux de neurones artificiels” regroupe un certain nombre de modèles dans l’intention d’imiter certaines fonctions du cerveau humain reproduisant quelques unes de ses structures de base.

Par ailleurs, les réseaux de neurones sont adaptés comme outil d’aide aux opérations de reconnaissance et de classification, entre autre, celles liées à la résolution des problèmes de diagnostic utilisant la classification automatique des signaux et des formes.

Ce chapitre a pour but d'exposer les éléments nécessaires à la compréhension de la théorie et de la pratique des réseaux de neurones, qui seront réalisés ultérieurement (chapitre 4), en vue d’élaborer le système automatique de diagnostic des défaillances du système électromécanique.

Le présent chapitre comprend :

- la description des fondements biologiques des réseaux de neurones ;
- leur modélisation et la présentation des modèles les plus importants permettant l’apprentissage des RNA ;
- l’étude des applications et des perspectives d’utilisation des réseaux de neurones.

Enfin, à la lumière de l’analyse effectuée les principales caractéristiques des RNA utilisés pour l’élaboration du système automatique de diagnostic des défaillances seront définies

#### **III.2. LES RESEAUX DE NEURONES BIOLOGIQUES**

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central ; celui-ci en posséderait environ cent milliards. Par ailleurs, il existe de nombreuses variétés de neurones, les différences portant tant sur les aspects anatomiques que sur les aspects fonctionnels.

En général, chaque neurone biologique possède un axone qui peut atteindre plusieurs dizaines de centimètres, un corps cellulaire où se situe le mécanisme du déclenchement du

neurone, des dendrites qui reçoivent des informations des autres neurones et des terminaisons axonales qui émettent des informations vers les autres neurones (fig III.1). Les neurones sont interconnectés entre eux par des synapses dont le nombre est d'environ 10000 milliards. Ceci signifie qu'un neurone reçoit en moyenne des excitations en provenance de 1000 neurones, et qui émet également des informations à 1000 neurones différents.

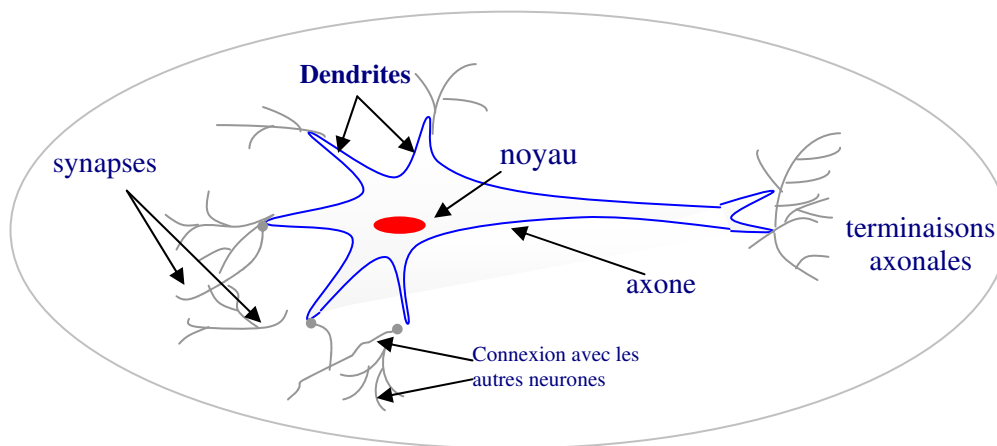


Figure (III.1): schéma simplifié d'un neurone du cerveau humain.

Le processus de communication entre les neurones se fait par voie électrochimique aux niveaux des synapses par des neurotransmetteurs ; ces fonctions spécifiques dépendent essentiellement des propriétés de la membrane externe du neurone, cette dernière remplit cinq fonctions principales:

- elle sert à propager des impulsions électriques tout au long de l'axone et des dendrites;
- elle libère des médiateurs à l'extérieur de l'axone;
- elle réagit au niveau du corps cellulaire aux impulsions électriques que lui transmettent les dendrites pour générer ou non une nouvelle impulsion;
- enfin, elle permet au neurone de reconnaître les autres neurones afin qu'il puisse se situer dans l'architecture anatomique du cerveau et de trouver les cellules auxquelles il doit être connecté.

Généralement, les réseaux de neurones artificiels sont basés sur une théorie électrique selon laquelle la jonction synaptique, est l'endroit où le neurone perçoit un stimulus par voie électrochimique. La membrane synaptique, lorsqu'elle ne reçoit pas d'excitation, est polarisée à une tension supérieure à un seuil donné, le neurone étant alors activé et cela déclenche un processus de dépolarisation ; le neurone émet sur l'axone une tension positive d'environ

+60 ÷ +70mv en se comportant comme un système non linéaire. C'est ce type de modèle qui est majoritairement retenu pour simuler artificiellement les neurones du cerveau humain.

### III.3. LES NEURONES ARTIFICIELS

Le premier modèle d'un neurone artificiel a été présenté dans les années quarante par Mac Culloch et Pitts. Par analogie avec le modèle électrochimique décrit ci-dessus ; ils ont proposé le modèle d'un neurone artificiel qui est établi conformément au modèle non linéaire représenté sur la figure (III-2).

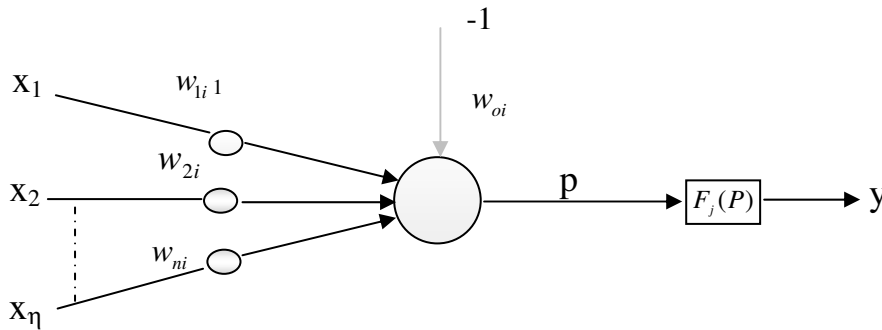


Figure (III.2) : modèle du neurone de Mc CULLOCH et PITTS

Chaque neurone artificiel transforme l'ensemble des signaux qu'il reçoit en un signal de sortie qui est communiqué à d'autres neurones. Cette transformation s'effectue en deux étapes:

Le neurone effectue une sommation pondérée des potentiels (principe de superposition) ; la valeur numérique obtenue représente l'état du neurone qui l'a émis, afin d'obtenir une stimulation résultante globale :

$$P_i = \sum_{j=1}^{j=N} w_{ij} x_j - w_{oi} \quad (III.1)$$

A l'aide d'une fonction de transfert, on teste le neurone. Si cette stimulation dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse.

Dans ce cas :

$$s_i = f_i(P) \quad (III.2)$$

$$f_i(P) = \begin{cases} 1 & \text{si } P > \beta \\ 0 & \text{si } P \leq \beta \end{cases}$$

On peut représenter cette fonction par le graphe suivant:

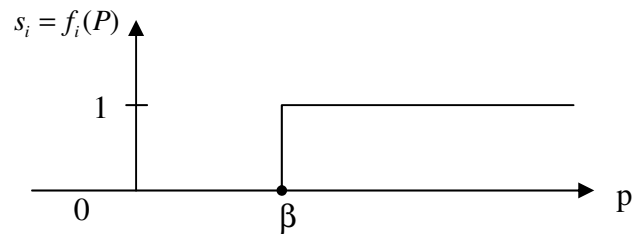


Figure (III.3) : fonction de seuillage avec un sommateur

D'une façon générale, on peut définir un neurone formel (artificiel) par les quatre éléments suivants :

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

Nous adopterons par la suite les notations suivantes :

$(e_i)$   $i=1:n$  les entrées ;

$h$  la fonction d'entrée totale ;

$f$  la fonction d'activation ;

$g$  la fonction de sortie.

D'autre part, nous utiliserons également les désignations suivantes :

$P = h(e_1, \dots, e_n)$  comme entrée totale;

$A = f(P)$  comme état du neurone;

$S = g(A)$  comme sortie.

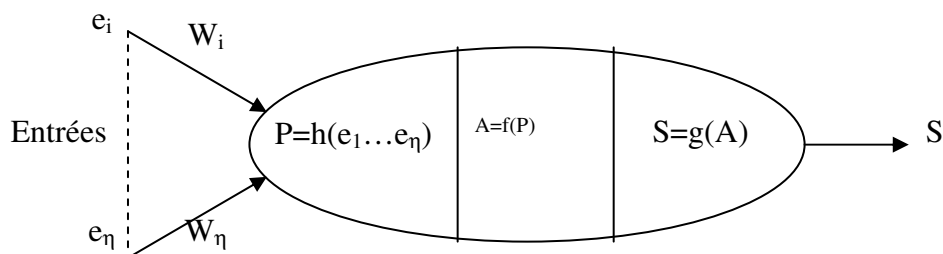


Figure (III.4) : modélisation générale d'un neurone

➤ **nature des entrées et des sorties**

elles peuvent être:

- binaires: (-1,+1) ou (0,1)
- réelles.

➤ **la fonction d'entrée totale h**

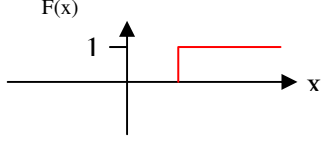
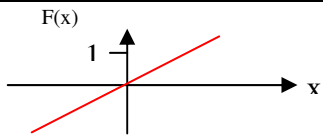
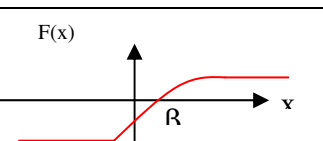
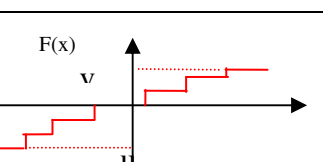
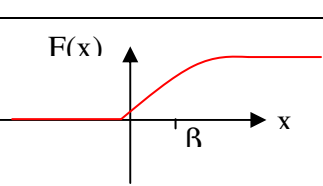
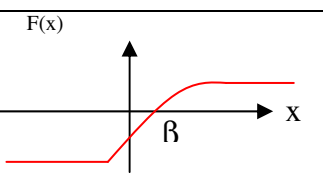
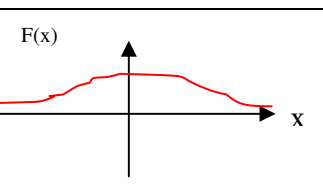
elle peut être :

- booléenne ;
- linéaire :  $h(e_1, \dots, e_n) = \sum_{j=1:n} w_j e_j$
- affine :  $h(e_1, \dots, e_n) = \sum_{j=1:n} w_j e_j - a$  (III.3)

Ces deux derniers cas sont les plus fréquents, On peut interpréter le (a) par l'utilisation d'un neurone qui fournirait toujours l'entrée -1 au neurone étudié. Cette notation sera utile lorsque nous aborderons les modèles d'apprentissage.

➤ **la fonction de transfert (d'activation) :**

la fonction de transfert est en général une fonction non linéaire monotone croissante, par ailleurs les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires. Ces fonctions sont présentées dans le tableau (III.1) :

(a) Fonction de Heaviside	
(b) Fonction linéaire sans saturation	
(c) Fonction linéaire avec seuil	
(d) fonction à seuils multiples	
(e) fonction sigmoïde $F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
(f) fonction sigmoïde $F(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$	
(g) fonction stochastique	

➤ **la fonction de sortie :**

En général, cette fonction  $g(E)$  est considérée comme étant la fonction identité  $g(E) = f(E)$ .  
Par la suite, nous confondrons activation et sortie du neurone.

Les fonctions d'entrée et d'activation sont choisies en fonction des types d'automates utilisés, dépendant de la nature des entrées et des sorties.

En général, ils sont au nombre de six :

➤ **les automates booléens**

les entrées et les sorties sont booléennes ;

La sortie est une fonction booléenne des entrées.

➤ **les automates à seuil**

la sortie est binaire alors, que les entrées peuvent être binaires ou réelles ;

La fonction d'entrée totale est affine ;

La fonction d'activation est la fonction signe ou la fonction de Heaviside.

➤ **les automates linéaires**

- Les entrées et les sorties sont réelles ;

- La fonction d'entrée totale est linéaire ;

- La fonction de sortie est l'identité.

➤ **les automates à saturation**

- Les entrées et les sorties sont comprises dans un intervalle  $[u,v]$  ;

- La fonction d'entrée totale est linéaire ;

- La fonction d'activation est la fonction SATUR.

Si les entrées et les sorties sont entières, on obtient un automate multiseuil.

➤ **les automates continus**

- Les entrées et les sorties sont réelles ;

- La fonction d'entrée est linéaire ou affine ;

- La fonction d'activation est une fonction sigmoïde ;

➤ **les automates probabilistes**

- Les sorties sont binaires et les entrées sont quelconques.

- La fonction d'entrée est affine ou linéaire ;

- La fonction d'activation est stochastique

### **III.4. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS**

#### **III.4.1. Introduction**

Les recherches actuelles faites sur les réseaux de neurones artificiels n'ont pas permis de donner une définition exacte ou universelle à ce concept.

En effet, la définition admise, utilise la notion de réseaux d'automates ou de système connexioniste. Un réseau de neurones artificiels est composé d'automates connectés en réseau et

fonctionnant en parallèle et dans lequel les connexions contiennent la connaissance d'un domaine particulier.

Par ailleurs, il existe une grande variété des réseaux de neurones artificiels, ceux-ci pouvant être définis selon plusieurs critères, parmi lesquels, on peut citer :

- la nature des cellules élémentaires ;
- La structure des connexions (architecture) ;
- La méthode d'apprentissage ;
- Le mécanisme de classification ;
- Le mécanisme de mémorisation.

### **III.4.2. La nature des cellules**

La nature des cellules Pour déterminer les fonctions d'entrée et d'activation d'un réseau d'automates, il faut d'abord définir les modes de codage des informations à l'entrée, à l'intérieur et à l'extérieur du réseau. Par exemple un réseau recevra sur les cellules d'entrée des informations codées en continu et fournira une sortie codée en binaire ; la fonction d'entrée sera la fonction affine et la fonction d'activation sera la fonction signe ou la fonction de Heaviside (cette dernière utilisée pour les réseaux à mémoire associative). Ce dernier exemple sera utilisé dans notre système de détection (RNA), où les entrées sont codées en continu et les sorties codées en binaire.

### **III.4.3. Les mécanismes d'apprentissage**

#### **III.4.3.1. Définition**

Les mécanismes d'apprentissage sont la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. A cet effet, les paramètres internes (poids de connexion) d'un réseau de neurones sont modifiés en utilisant un algorithme d'adaptation appelé algorithme d'apprentissage.

Par ailleurs, une autre classification des réseaux de neurones peut être déduite en fonction du type d'apprentissage. En effet on distingue deux grandes familles d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

#### **III.4.3.2. Les algorithmes avec apprentissage supervisé**

Dans ce type d'apprentissage, l'algorithme détermine les poids synaptiques à partir d'exemples étiquetés de formes auquel un professeur (teacher) a associé des réponses ou des cibles également étiquetées. Il existe plusieurs algorithmes, parmi lesquels on distingue l'algorithme de rétropropagation qui est destiné aux réseaux à couches (réseaux non bouclés).

### III.4.3.3. Les algorithmes avec apprentissage non supervisé

Dans ce type d'algorithmes, on présente à l'entrée du réseau des exemples connus et le réseau s'organise lui-même autour d'attracteurs qui correspondent à des configurations stables du modèle dynamique non linéaire associé au réseau. L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent le poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée et dans certains cas en fonction des sorties désirées.

### III.4.3.4. Les principales règles d'apprentissage

Les stratégies de modification des poids synaptiques découlent des règles suivantes :

- la règle de Hebb où le poids des connexions entre deux processeurs élémentaires est renforcé si ces derniers sont activés simultanément ;
- la règle Widrow-Hoff ou règle delta : le poids synaptique est adapté pour obtenir la diminution de l'erreur entre la sortie réelle du processus élémentaire et la sortie désirée ;
- l'apprentissage compétitif dans lequel tous les processeurs élémentaires sont en compétition. La sélection est réalisée à l'aide d'un processus de compétition, basé sur une mesure de similarité entre l'exemple de référence associé à chaque processeur et l'exemple d'entrée.

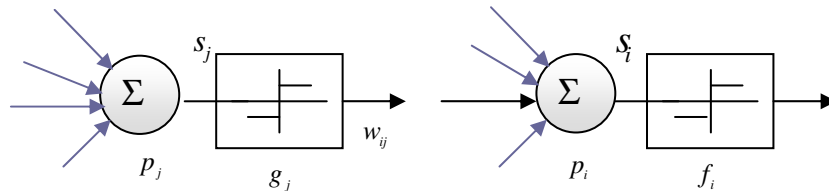


Figure (III.5) : modèle d'apprentissage de la connexion  $w_{ij}$  entre

Rumhart a proposé une règle générale de modification du poids synaptique  $\Delta w_{ij}$  valable dans de nombreux mécanismes d'apprentissage, cas d'une cellule  $p_i$  avec éventuellement une entrée « professeur »  $t_i$ .

$$\Delta w_{ij} = \alpha f_i(s_i, t_i) g_j(s_i, w_{ij}) \quad (\text{III.4})$$

avec :  $\alpha$  : le pas d'adaptation.

$f_i$  et  $f_j$  : la fonction d'activation de  $p_i$  et  $p_j$  ;

$s_i$  et  $s_j$  : les valeurs d'activation de  $p_i$  et  $p_j$  ;

$t_i$  : l'entrée professeur de  $p_i$ .

Les expressions précises des règles dépendent très étroitement de la nature des fonctions d'entrée totale, des fonctions d'activation et de la nature continue ou discrète des informations contenues dans les cellules de neurones.

Dans la règle de Hebb, il n'y a pas de professeur et les fonctions  $f_i$  sont linéaires ; le mécanisme d'adaptation se réduit à :

$$\Delta w_{ij} = \alpha s_i s_j \quad (\text{III.5})$$

La règle de Widrow –Hoff, connue également sous le nom de delta-règle ( $\Delta$  règle) nécessite un professeur et elle peut être écrite en présence de fonctions d'activation linéaires sous la forme

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_i - s_i) s_j \quad (\text{III.6})$$

le modèle compétitif de type kohonen met en œuvre l'expression :

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_i - w_{ij}) \quad (\text{III.7})$$

Après la phase d'apprentissage toute la mémorisation des connaissances est enregistré dans le réseau. C'est la phase la plus longue en calcul connexioniste. Par contre, en phase de reconnaissance, si la forme à reconnaître a déjà été apprise, le réseau fournira

$$\Delta w_{ij} = \alpha f_i(s_i, t_i) g_j(s_i, w_{ij}) \quad (\text{III.8})$$

avec :  $\alpha$  : le pas d'adaptation.

$f_i$  et  $g_j$  : la fonction d'activation de  $p_i$  et  $p_j$  ;

$s_i$  et  $s_j$  : les valeurs d'activation de  $p_i$  et  $p_j$  ;

$t_i$  : l'entrée professeur de  $p_i$ .

Les expressions précises des règles dépendent très étroitement de la nature des fonctions d'entrée totale, des fonctions d'activation et de la nature continue ou discrète des informations contenues dans les cellules de neurones.

Dans la règle de Hebb, il n'y a pas de professeur et les fonctions  $f_i$  sont linéaires ; le mécanisme d'adaptation se réduit à :

$$\Delta w_{ij} = \alpha s_i s_j \quad (\text{III.9})$$

La règle de Widrow –Hoff, connue également sous le nom de delta-règle ( $\Delta$  règle) nécessite un professeur et elle peut être écrite en présence de fonctions d'activation linéaires sous la forme :

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_i - s_i) s_j \quad (\text{III.10})$$

le modèle compétitif de type kohonen met en œuvre l'expression :

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_i - w_{ij}) \quad (\text{III.11})$$

Après la phase d'apprentissage toute la mémorisation des connaissances est enregistré dans le réseau. C'est la phase la plus longue en calcul connexioniste. Par contre, en phase de reconnaissance, si la forme à reconnaître a déjà été apprise, le réseau fournira instantanément la bonne sortie.

### III.4.4. Les mécanismes de classification

La cellule de décision avec fonction de seuil se comporte comme un adaptateur linéaire qui réalise la séparation des exemples en deux classes  $w_1$  et  $w_2$  à l'aide de la fonction discriminante linéaire.

$$G(x) = w^{tr} x \quad (III.12)$$

où  $w = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}, w_{0j})^{tr}$ , vecteur des poids synaptiques

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^{tr}$$

Cette fonction permet la séparation de l'ensemble des vecteurs  $x$  en deux classes  $w_1$  et  $w_2$

$$\{ x \in w_1 \quad \text{si} \quad g(x) \geq 0$$

$$\{ x \in w_2 \quad \text{si} \quad g(x) < 0$$

la figure III.6 montre l'interprétation géométrique du mécanisme de classification.

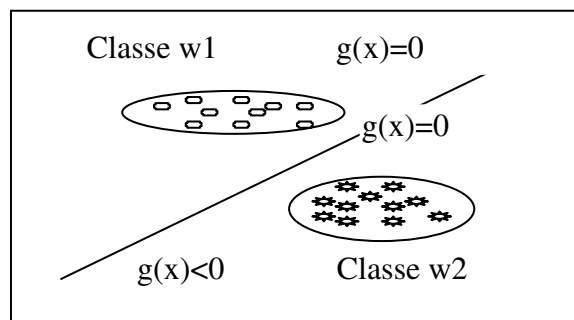


Figure (III.6) : séparation de deux classes avec adaptateur

### **III.4.5. Les mécanismes de mémorisation**

Une caractéristique importante des réseaux de neurones réside dans la manière avec laquelle sont stockées les informations et dans la façon de les associer. En règle générale, la mémoire des réseaux de neurones est distribuée et tout ou une partie des poids de connexion du réseau, constitue la mémoire de ce dernier. Ainsi un cas pris dans la base des exemples d'apprentissage sera mémorisé par un sous-ensemble particulier des cellules lequel contient également la mémoire d'autres exemples de la base d'apprentissage. Par ailleurs, les réseaux de neurones utilisés en diagnostic industriel pour la classification des défauts sont appelés des mémoires associatives ou classifieurs. On distingue deux familles de réseaux de neurones appelés souvent neurones "grand-mère" et les réseaux de neurones à mémoires autoassociatives et à mémoires hétéroassociatives. Dans la première les neurones répondent spécifiquement à un seul exemple de la base d'apprentissage ; ces réseaux sont adaptés aux problèmes de classification.

Dans la deuxième catégorie, les informations ne sont pas localisées à des emplacements déterminés, mais la mémorisation de chaque exemple est distribuée sur l'ensemble de la structure du réseau qui constitue ainsi la mémoire. Les mémoires autoassociatives ont pour caractéristique essentielle de reproduire en sortie, l'image issue de l'entrée à partir d'un exemple incomplet ou bruité. Les mémoires hétéroassociatives assimilent la relation entre un exemple donné et une sortie désirée de l'exemple. Un nouvel exemple présenté proche de l'exemple appris, restituera la sortie désirée. Ces mémoires sont particulièrement performantes pour la reconnaissance de caractères des données incomplètes ou bruitées.

### **III.4.6. La structure des connexions**

Il existe plusieurs types de réseaux de neurones, leurs architectures et leurs principes de fonctionnement diffèrent d'une application à une autre. Si on se réfère aux études biologiques du cerveau, on constate, d'une part, que le nombre de connexions est énorme et, d'autre part, que le

réseau est divisé en différentes couches. A l'intérieur d'une même couche les interactions entre les neurones sont en relation étroite.

D'une manière générale l'architecture des réseaux de neurones formels peut aller d'une connectivité totale (tous les neurones sont reliés les uns aux autres) à une connectivité locale où les neurones ne sont reliés qu'à leurs plus proches voisins.

Il existe deux types de réseaux de neurones : des réseaux à couches (non bouclés) et des réseaux entièrement connectés (bouclés ou récurrents).

### III.4.6.1. Les réseaux bouclés

Dans les réseaux bouclés ou entièrement connectés, chaque cellule est reliée à toutes les autres avec un retour sur elle même ; ils sont particulièrement adaptés pour construire des réseaux de type de Hopfield et de Boltzman avec des procédures d'apprentissage sans professeur (non supervisé) . Pour les réseaux bouclés, le temps intervient et le comportement des cellules du réseau est exprimée, en général par, des équations différentielles non linéaires. Pour des conditions initiales données correspondant à une situation perfectible, le réseau évolue au cours du temps pour atteindre un état stable ou instable.

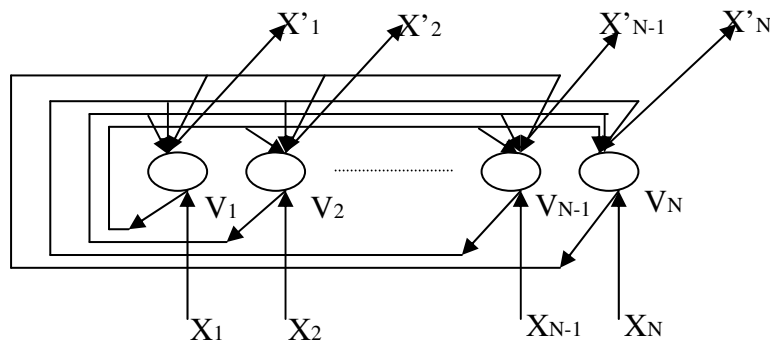


Figure (III.7) : réseau de neurones entièrement connectés (réseau bouclé)

Le réseau original de Hopfield, qui a subi par la suite de nombreuses améliorations est constitué de processus élémentaires effectuant une somme pondérée de toutes les entrées et d'une fonction d'activation à seuil pour fournir une réponse égale à 0 ou à 1. Chaque cellule élémentaire est connectée à toutes les autres de façon bidirectionnelle, sauf avec elle même (figure III.6).

### III.4.6.2. Les réseaux non bouclés (réseaux à couches)

Le réseau non bouclé est constitué de couches, telles que les deux couches extrêmes correspondent, d'une part, à la couche qui reçoit ses entrées du milieu extérieur et, d'autre part à la couche qui fournit le résultat du traitement effectué (couche de sortie) ; les couches intermédiaires sont appelées les couches cachées, leur nombre est variable. Les neurones qui appartiennent à une même couche ne sont pas connectés entre eux, chacune des couches reçoit des signaux de la couche précédente et transmet le résultat de ses traitements à la couche suivante.

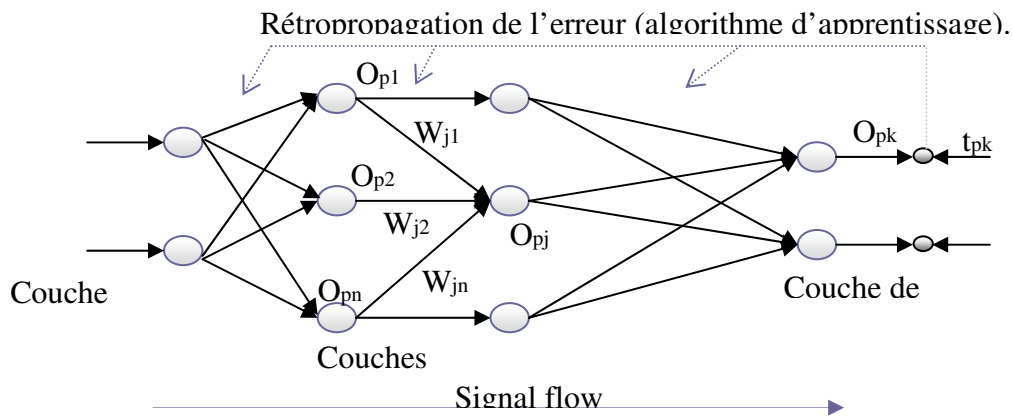


Figure (III.8) : Réseau de neurones multicouches (non bouclés)

Le premier réseau utilisé est le perceptron monocouche, son mode d'apprentissage été de type supervisé, par correction d'erreur. Pour une forme appartenant à une classe présentée à l'entrée de la première couche, on doit avoir une sortie fixée (1ou -1). Pendant la phase d'initialisation les coefficients synaptiques  $W_{oi}$  sont initialisées d'une manière aléatoire, puis les fonctions d'association sélectionnées. Pendant la phase d'apprentissage, la base des données des exemples d'entrée et des sorties associées, est utilisée pour adapter progressivement les poids  $W_{ij}$  en comparant la sortie  $o_i$  à l'état désiré  $t_j$  par :

$$\Delta_p w_{ji} = \eta (t_{pj} - o_{pj}) i_{pi} = \eta \delta_{pj} i_{pi} \quad (\text{III.13})$$

où  $\eta$  est une constante d'adaptation.

On répète cette procédure itérative jusqu'à ce que l'erreur résiduelle soit la plus faible possible.

Par ailleurs, la limite de la capacité d'un perceptron multicouches, réside dans la lecture des poids synaptiques entre la couche cachée et la couche de sortie [. Comme solution,

Rumelhart et al ont proposé un algorithme d'apprentissage avec professeur appelé algorithme de rétropropagation pour application sur les réseaux multicouches. En 1970 Werbos a développé cet algorithme , dont la première application a été consacrée à l'estimation d'un modèle dynamique pour prédire la communication sociale. En fait, la rétropropagation est une généralisation de l'algorithme de la moyenne des moindres carrés , car dans cet algorithme une fonction d'erreur est définie comme étant égale la moyenne quadratique carrée de la différence entre la sortie désirée et la sortie actuelle d'un réseau à couches. Pour minimiser cette fonction d'erreur, l'algorithme de rétropropagation utilise la technique de la recherche du gradient, appelée la règle delta généralisée.

Dans ces réseaux à couches, les unités d'entrée représentent la couche inférieure et les unités de sortie représentent la couche supérieure. Entre ces deux couches, il peut y avoir plusieurs neurones ou couches cachées ; cependant chaque neurone doit transmettre sa sortie aux neurones de la couche supérieure et ses entrées doivent recevoir des informations des neurones de la couche inférieure. Pour un vecteur d'entrée donné, on associe un vecteur de sortie  $t_p$ . Si les poids synaptiques ont des valeurs aléatoires, le vecteur de sortie  $o_p$  est différent de  $t_p$ . Dans ce cas on associe à l'écart entre les valeurs de  $t_p$  et  $o_p$  calculée comme suit :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (\text{III.14})$$

En suite on définit la somme des erreurs de sortie de la couche prévue par :

$$s_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} + b_j \quad (\text{III.15})$$

En utilisant la fonction sigmoïde, son état sera :

$$o_{pj} = f_j(s_{pj}) \quad (\text{III.16})$$

Pour trouver la généralisation correcte de la règle delta,  $w_{ji}$  est mis sous la forme

$$\Delta_p w_{ji} \text{ en fonction de } -\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \quad (\text{III.17})$$

Il est à remarquer la dérivée, précédente se présente comme la résultante d'un produit de deux termes : un terme reflétant la variation de l'erreur (comme une fonction de variation d'entrée du neurone à l'entrée du réseau) et un terme représentant l'effet de la variation d'un p

De ce qui précède nous tirons la relation :

$$\frac{\partial E_{pj}}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \frac{\partial s_{pj}}{\partial w_{ji}} \quad (\text{III.18})$$

En remplaçant  $s_{pj}$  par son équivalent (III.15) on peut écrire :

$$\frac{\partial s_{pj}}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_k w_{jk} o_{pk} = o_{pi} \quad (\text{III.19})$$

Posons :

$$\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \quad (\text{III.20})$$

L'équation (III.18) prend ainsi la forme équivalente :

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} o_{pi} \quad (\text{III.21})$$

Pour appliquer la diminution du gradient dans  $E_p$ , nous devons prendre en considération la variation des poids laquelle est définie par :

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi} \quad (\text{III.22})$$

Comme pour la règle delta standard, un résultat intéressant est le calcul simple récursif des coefficients  $\delta$  qui peuvent être mis en œuvre par la propagation d'un signal d'erreur en aval à travers le réseau.

Pour résoudre l'équation (III.20), on peut décomposer la dérivée en deux facteurs :

$$\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial s_{pj}} \quad (\text{III.23})$$

De (III.16) on constate que :

$$\frac{\partial o_{pi}}{\partial s_{pj}} = f_j'(s_{pj}) \quad (\text{III.24})$$

Pour calculer le premier facteur, deux possibilités existent :

a) la première suppose que le neurone  $u_j$  est une unité d'entrée ou un neurone d'entrée du réseau.

b) En ce qui concerne la seconde possibilité, en partant de la définition de  $E_p$ , on peut écrire :

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) \quad (\text{III.25})$$

Par ailleurs, en remplaçant ces facteurs dans (III.23), on trouve pour chaque neurone  $u_j$  :

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(s_{pj}) \quad (\text{III.26})$$

Si  $u_i$  n'est pas une unité de sortie, la règle d'ajustement des poids est utilisée pour écrire :

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} \frac{\partial s_{pk}}{\partial o_{pj}} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} \frac{\partial}{\partial o_{pj}} \sum_i w_{ki} o_{pi} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} w_{kj} = -\sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (\text{III.27})$$

Dans ce cas, en substituant les deux facteurs dans l'équation (III.23), on obtient :

$$\delta_{pj} = f'_j(s_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (\text{III.28})$$

Toutefois, si  $u_i$  n'est pas une unité d'entrée, les équations (III.26) et (III.28) donnent une procédure récursive pour calculer les coefficients  $\delta$  pour tous les neurones dans le réseau, lesquels sont donc utilisés pour calculer les variations des poids dans le réseau selon (III.22). Cette procédure constitue la règle delta généralisée d'un réseau non bouclé.

### III.4.6.3. L'algorithme de rétropropagation

L'algorithme d'apprentissage de rétropropagation est un algorithme de gradient itératif désigné pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie actuelle du réseau en amont et la sortie désirée. La figure (III.9) illustre l'organigramme de l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation. On suppose que la fonction sigmoïde est utilisée de la manière suivante :

Etape 1 : initialisation des poids et des seuils :

Attribuer de faibles valeurs aux poids et aux seuils ;

Etape 2 : présentation des entrées et des sorties :

Présenter un vecteur d'entrée en valeur continue et spécifier les sorties désirées. Si le réseau est utilisé comme un classifieur, alors toutes les sorties sont mises à zéro sauf celle

correspondant à la classe d'entrée dont la sortie désirée est 1. L'entrée pourrait être nouvelle pour chaque essai ou des échantillons d'un apprentissage peuvent être présentés cycliquement jusqu'à la stabilisation des poids.

Etape 3 : calcul des sorties actuelles :

On utilise la fonction sigmoïde non linéaire, la forme du réseau est celle représentée dans la figure (III.8).

Etape 4 : Adaptation des poids :

On utilise l'algorithme récursif sur les unités de sortie, on effectue un retour sur la première couche cachée et on ajuste les poids comme suit :

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (\text{III.29})$$

$$\text{où} \quad \Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi}$$

Dans cette équation  $w_{ji}(t)$  est le poids,  $\eta$  est le terme de gain appelé coefficient d'apprentissage, et  $\delta_{pj}$  un terme d'erreur pour le neurone j.

Si l'indice j correspond à une unité de sortie, alors  $\delta_{pj}$  peut être calculée par (III.26) :

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(s_{pj})$$

Si l'unité j est une unité d'une couche cachée interne, alors  $\delta_{pj}$  peut être calculée par :

$$\delta_{pj} = f'_j(s_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj}$$

Les biais sont adaptées d'une manière similaire, ce sont des poids de connexion sur les entrées auxiliaires des neurones qui ont des valeurs constantes. La convergence est quelquefois rapide quand un terme de momentum est ajouté et les variations des poids sont lissés.

$$b_{pj}(t+1) = b_{pj}(t) + \eta \sum_i \delta_{pj} o_{pi} \quad (\text{III.30})$$

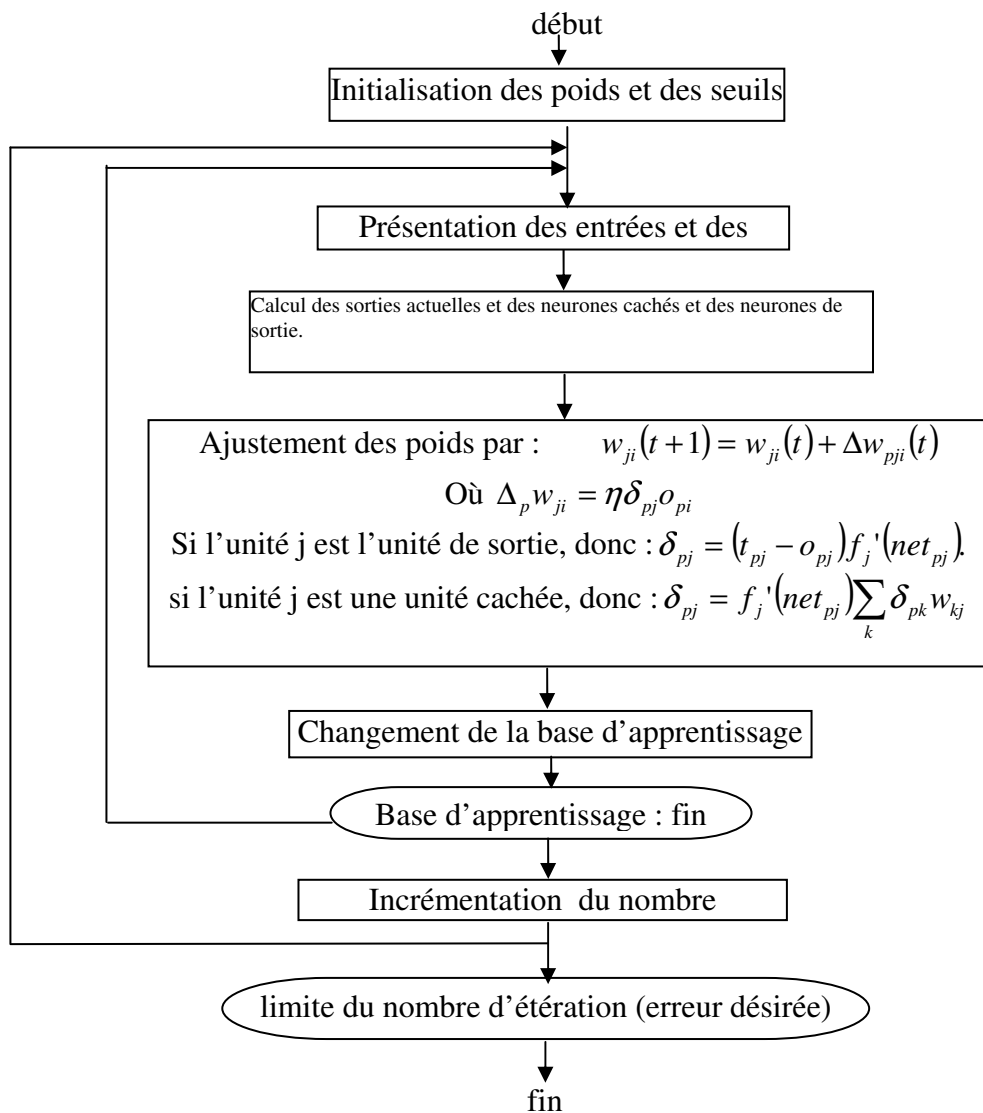


Figure (III.9) : Algorithme d'apprentissage par rétropropagation.

### III.5. LES APPLICATIONS DES RESEAUX DE NEURONES

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les quelques propriétés intéressantes qu'ils possèdent et qui devraient permettre de dépasser les limites de l'informatique traditionnelle.

Pour cette raison les réseaux de neurones artificiels ont trouvé plusieurs applications et dans plusieurs domaines, parmi lesquels nous pouvons citer :

➤ ***L'application à la reconnaissance des formes***

l'application des réseaux de neurones pour la reconnaissance des formes a été largement étudiée ; les réseaux bouclés ou non bouclés sont intensivement étudiés et appliqués pour la reconnaissance des voies et des images.

➤ ***L'application à la planification***

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches. À cet effet, l'utilisation du modèle de Hopfield et du modèle de Kohonen paraît très utile pour la résolution des problèmes d'optimisation.

➤ ***L'application au traitement du signal***

Dans ce domaine, les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonar.

La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sûr (100% de réussite) et reconnaît un bruit avec un taux de réussite de 95%.

Cette application a été construite à partir de signaux "sonar" et des traits caractéristiques de ces derniers sont déterminés par les experts comme étant utiles pour identifier une cible dans un environnement bruité. Le réseau agit dans ce cas comme un filtre pour éliminer le bruit.

➤ ***L'application au contrôle***

Grâce à leurs propriétés (structures parallèles de traitement, capacité d'adaptation et de généralisation, etc.), les réseaux de neurones sont appliqués au contrôle intelligent. Les applications initiées peuvent être classifiées en plusieurs méthodes[26], tels que : le contrôle supervisé, le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif. D'un autre côté les réseaux de neurones sont ainsi appliqués à la commande vectorielle de la machine asynchrone par implémentation des régulateurs flous.

➤ ***L'application au diagnostic***

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, grâce à l'utilisation de la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances, et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques.

## **III.6. APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAILLANCES DES MACHINES ASYNCHRONES**

### **II.6.1. Introduction**

L'application des réseaux de neurones pour résoudre un problème (dans le cas présent le diagnostic des défaillances d'un système électromécanique), nécessite l'emploi d'une méthodologie dont la mise en application peut être décomposée en deux étapes :

- la première consiste en l'étude du problème à résoudre pour valider son adaptabilité à une résolution par les réseaux de neurones et définir les objectifs à atteindre pour pouvoir contrôler la qualité de la solution retenue.
- La seconde est axée sur la technique des réseaux de neurones ; elle englobe le choix du type de réseau et celui de son implémentation (le type d'apprentissage et le nombre des couches cachées dans le cas de l'utilisation des réseaux non bouclés) en fonction des caractéristiques du problème étudié et des objectifs fixés.

### **II.6.2. Analyse de la problématique et Choix du type de RNA**

D'une part, les perceptrons multicouches ont montré leur efficacité pour la classification des formes , et d'autre part, dans notre cas d'application, le système de détection est basé sur la classification des signaux. Par conséquent, l'utilisation d'un réseau de neurones à couches est préférable pour essayer de résoudre le problème posé.

Par ailleurs, les réseaux que nous allons simuler sont tous des réseaux à trois couches et les étapes de construction du réseau peuvent être subdivisées de la manière suivante :

- Choix des entrées du réseau, c'est à dire choix du pas d'échantillonnage pour le signal qui va être traité (courant statorique, courant rotorique et vitesse) et détermination du nombre d'entrées du réseau (nombre de neurones de la couche cachée);
- Choix des sorties, c'est à dire détermination du nombre de sorties et leur nature ; pour faciliter l'interprétation des résultats de la sortie du réseau par le système expert, notre choix a été orienté sur les nombres binaires (0,1);
- Comme les sorties sont binaires et les entrées réelles, la fonction de sortie sera une fonction linéaire affine et la fonction d'activation une fonction sigmoïde;

- Détermination du nombre de neurones cachés et du nombre des couches cachées: ils seront déterminés par tâtonnement à partir d'un algorithme d'apprentissage.

### **II.6.3. Choix du type d'algorithme d'apprentissage**

Concernant l'apprentissage, le RNA est entraîné par le modèle de rétropropagation, pour les raisons suivantes :

- Le système d'apprentissage est supervisé ;
- Les entrées sont continues ;
- Il a été utilisé avec succès dans plusieurs domaines d'applications.

## **II.7. CONCLUSION**

Pour l'implémentation d'un réseau de neurones pour une application donnée, il faut tout d'abord étudier le problème posé afin de valider son adaptabilité à une résolution par des réseaux de neurones et précisant les objectifs à atteindre. Par la suite, il faut analyser la technique des réseaux de neurones (qui englobe le choix du type de réseau et celui de son implémentation en fonction des caractéristiques du problème étudié). A cet effet, le présent chapitre a été consacré à la présentation de la théorie des réseaux de neurones, en partant du neurone biologique, jusqu'à l'étude des différents types de réseaux, parmi lesquels on a présenté deux types : les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés.

A la lumière de l'étude effectuée, il a été constaté que les réseaux non bouclés correspondent bien à notre cas d'application. En effet, les réseaux de neurones multicouches entraînés par l'algorithme de rétropropagation du gradient sont aujourd'hui les modèles les plus utilisés en diagnostic en raison de leur capacité à résoudre les problèmes de classification.

Par ailleurs, pour obtenir a priori des informations (sous forme de données) sur le comportement de la machine asynchrone, celles-ci seront substituées par des données obtenues par simulation numérique des différents états de fonctionnement de l'ensemble convertisseur, machine asynchrone et commande. Pour cela il est nécessaire de déterminer un modèle dynamique de la machine permettant de représenter les diverses situations de fonctionnement.

## Chapitre IV :

### *Elaboration du module de détection et de localisation à base des réseaux de neurones*

#### IV.1. INTRODUCTION :

Les réseaux de neurones sont fondés sur l'existence d'une base de données d'apprentissage et non sur l'existence d'un modèle formel ou fonctionnel de l'équipement. Le principe d'une telle application est de trouver une relation entre une (des) variable(s) d'entrée et une (des) variable(s) de sortie. Les variables d'entrée peuvent être quantifiables (sorties capteurs) ou qualifiables (observations faites par l'opérateur). A partir de ces variables d'entrée, le réseau de neurones donne une réponse caractérisée par deux types de variables de sortie. Des variables de sortie réelles qui peuvent représenter une sortie estimée d'un paramètre de surveillance ou des variables de sortie catégorielles qui représentent l'état de fonctionnement de l'équipement. Selon la nature de ces données en sortie, il existe deux types d'applications.

Dans la première, les réseaux de neurones sont utilisés en tant qu'approximateur universel et fournissent un modèle sous la forme d'une boîte noire du système. Ceci n'est autre que de l'identification des processus industriels. Le deuxième type d'application considère le problème de la surveillance comme un problème de reconnaissance des formes. La forme à reconnaître est caractérisée par l'ensemble des données (quantifiables et – ou – qualifiables) et les classes d'appartenance représentant les différents modes (de fonctionnement ou de dysfonctionnement). Le réseau de neurones doit nous fournir une réponse qui nous renseigne sur l'état de fonctionnement de l'équipement. C'est typiquement un problème de reconnaissance des formes qui se divise en deux grandes phases :

- Premièrement une phase de traitement de signal durant laquelle il faut prétraiter le signal reçu, puis en extraire les informations nécessaires afin d'obtenir un signal directement représentatif du comportement de la MASDS pour tous les cas étudiés précédemment (régimes de fonctionnements normaux et anormaux) ;
- Deuxièmement, une phase de classification (détection) sur les données fournies par la phase précédente pour identifier le type et la cause du défaut.

A cet effet, ce chapitre est consacré à l'élaboration du système automatique du diagnostic des défaillances de la MASDS; en construisant les blocs RNA qui présentent la partie principale

du sous-système d'interprétation de l'information et par la suite les sorties de ce bloc seront testées par le système d'aide à décision, pour identifier le type du défaut.

## IV.2. DESCRIPTION DE L'ARCHITECTURE EXISTANTE AUTOMTIQUE DU SYSTEM DES DEFAUTS

L'architecture interne du système automatique de diagnostic des défaillances, se compose de deux sous systèmes (voir figure (IV.1)):

- Un sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de l'information (SACI) ;
- Un sous-système d'interprétation de l'information.

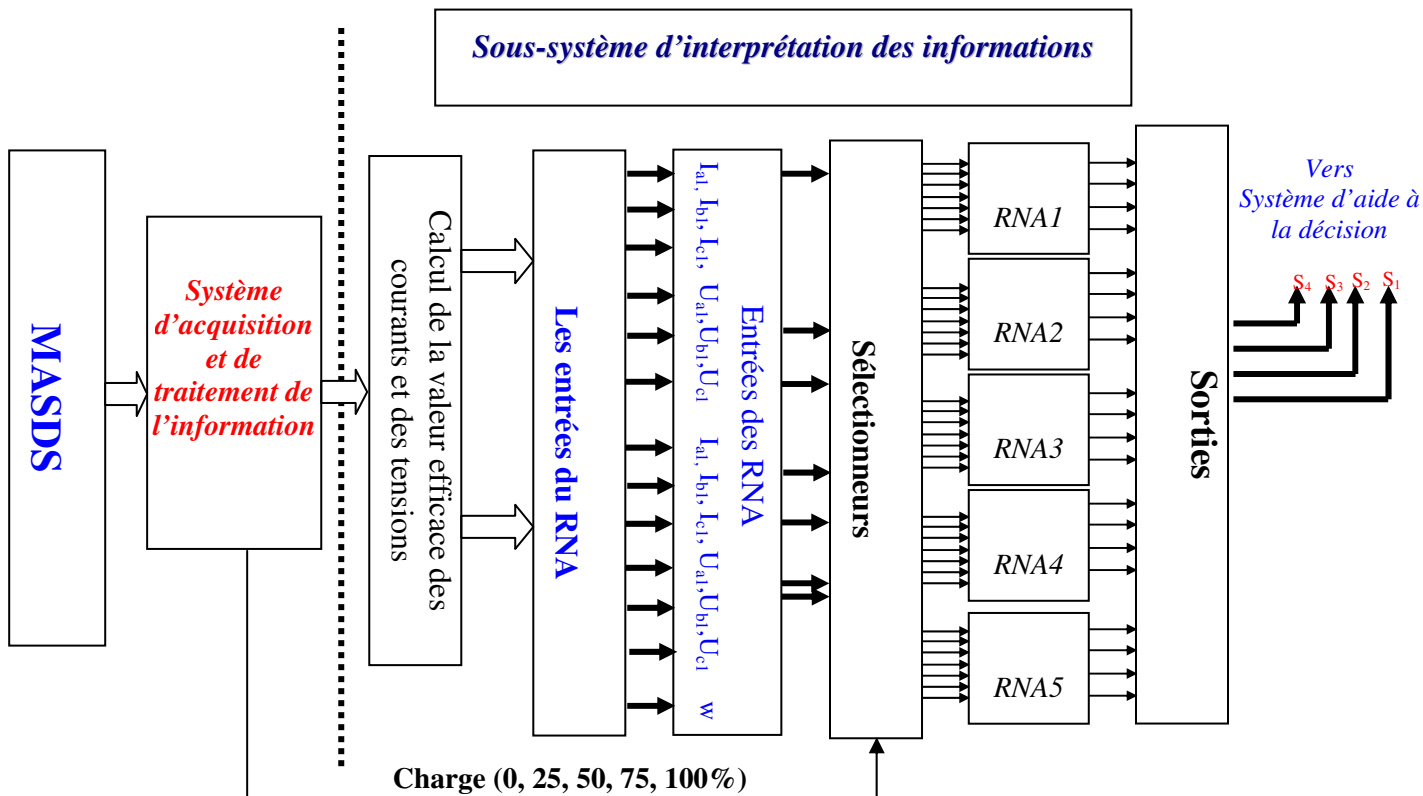


Figure (IV.1) Structure du RNA à étudier (les valeurs indicatrices sont des valeurs efficaces)

#### **IV.2.1- Sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de l'information (SACI-MTI) :**

Le sous-système SACI comporte une chaîne de mesure des capteurs  $C_1, C_2, C_3, \dots, C_n$  des conditionneurs de signaux  $k_1, k_2, \dots, k_n$ , un multiplexeur, un filtre anti-repliement (FAR), un convertisseur analogique (CAN) et un module de traitement de l'information réalisé à base d'un logiciel spectrale.

Le contrôle de l'état technique des machines asynchrones est effectué par les capteurs de grandeurs électriques (tension, courant, etc.) et mécaniques.

Les signaux  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_n(t)$  des sorties des capteurs à travers les conditionneurs parviennent à l'entrée du filtre anti-repliement à travers le multiplexeur temporel.

Le filtre FAR permet de limiter la bande passante des signaux avant l'échantillonnage par le convertisseur Analogique-Numérique (CAN) à 8 bits pour éviter le repliement à partir des signaux digitaux  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_n(t)$ , du CAN.

L'analyse spectrale du signal est réalisée à l'aide du module de traitement d'information (MTI) pour diminuer l'erreur de troncature causée par la limitation de la bande passante et la non périodicité des signaux  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_n(t)$ .

##### **a. Les capteurs :**

Le contrôle de l'état technique des machines asynchrones est effectué par les capteurs et pour cela, on mesure les grandeurs électriques (tension, courant, etc.) et les grandeurs mécaniques (vitesse, couple, etc.) Ces grandeurs sont représentées sous la forme des signaux d'informations (grandeurs indicatrices).

##### **b. la conversion et le multiplexage :**

L'agencement d'un système de mesure autour d'un ordinateur dépend largement des interfaces dont celui-ci est doté au départ.

L'utilisation d'un ordinateur, machine logique par excellence, requiert toujours, une conversion préalable de tous les signaux analogiques à traiter en signaux digitaux (conversion A/N). Réciproquement, les résultats fournis sont souvent reconvertis en signaux analogiques (conversion N/A), lorsqu'il s'agit par exemple de contrôler un processus. D'autre part, l'ordinateur ne traitant en principe qu'un signal à la fois, il est nécessaire de lui accorder successivement, selon une séquence définie et généralement en haute vitesse tous les canaux de mesure. C'est la

fonction multiplexeur du (MUX), de même tous les résultats obtenus séquentiellement par l'ordinateur sur le même canal de sortie doivent être dirigés vers les utilisateurs respectifs par un démultiplexeur (DEMUX).

Les performances générales des systèmes de mesure dépendent très largement des caractéristiques des convertisseurs A/N et D/A ainsi que des multiplexeurs.

### **c. Le filtre anti-repliement :**

Aucun signal physique ne possède une limite en fréquence. On s'en approche autant que possible en limitant l'amplitude des composants indésirables de fréquences supérieures à  $f/2$  en plaçant, en amont du convertisseur analogique-numérique, un filtre passe bas, appelé dans ce cas filtre anti-repliement, la fonction de transfert  $G(f)$  de ce filtre détermine la fréquence d'échantillonnage minimum à utiliser pour une erreur admise donnée.

### **d. le convertisseur Analogique numérique:**

Avant d'être traité sur ordinateur, les grandeurs analogiques (en principe des tensions) doivent être transformées en nombres, c'est le rôle principal du convertisseur (A/N).

## **IV.2.2. Sous-système d'interprétation de l'information:**

Le sous-système d'interprétation de l'information est composé de:

- Un modèle de traitement qui sert à la détection du défaut qui est défini par le système de réseau de neurones;
- Un système d'aide à la décision.

### **IV.2.2.1. Système d'aide à la décision**

Les principaux éléments du système d'aide à la décision sont les suivants :

#### **a. La base de connaissances (BC):**

La base de connaissances, peut être imaginée comme étant pour le RNA, ce que constitue la base de données pour le système de gestion des bases de données (SGBD). Cependant, une grande différence peut être remarquée: alors qu'une base de données ne contient que des données passives, la base de connaissances, quant à elle, contient à la fois des données passives (les faits) et des données actives (les règles). Ces dernières établissent des relations parmi les faits et déterminent comment les manipuler. L'ensemble des faits et des règles constituent la connaissance dont on dispose sur un sujet donné.

En général, les faits sont sous formes de simples énoncés tels que "l'action est un actif" alors que les règles sont de types :(Si "condition(s)" alors "conclusion(s)"). Les faits sont en réalité des règles dégénérées, c'est à dire qu'ils ne sont soumis à aucune condition. L'ensemble des conditions d'une règle s'appelle la prémisse d'une règle. Lorsque la prémisse d'une règle est vérifiée, on dit que la règle est applicable ou encore activable.

**b. La base de faits (BF) :**

La base de faits contient à tout moment, à travers le RNA, ce que le réseau a appris sur le problème étudié.

**c. Le moteur d'inférence :**

Le moteur d'inférence est le programme qui exploite la connaissance (pour ce faire, la définition d'une stratégie de contrôle s'impose). Il scrute à travers la base de connaissance et détermine comment les faits et règles doivent être gérés. Il comprend des mécanismes de raisonnement et résout les problèmes en exploitant la base de connaissances en fonction de la situation courante fournie par la base de faits.

**d.L'interface:**

Outre ces composants de base, on retrouve différents éléments essentiels (interfaces) dont le rôle est d'échanger les informations, d'une part, entre le sous-système d'acquisition des données et le sous-système d'interprétation des informations, et, d'autre part, entre le RNA et l'utilisateur en vue de lire (afficher) les informations délivrées par le RNA et d'introduire des données dans la base de connaissance.

**IV.2.3. Les fonctions du sous-système d'interprétation de l'information:**

Le RNA doit accomplir les fonctions essentielles suivantes:

- Le suivi du fonctionnement du mécanisme en temps réel;
- L'identification des dysfonctionnements et des pannes;
- L'établissement d'un diagnostic approfondi;
- L'élaboration des rapports d'intervention.

**IV.3. ELABORTION DU MODULE D'INTERPRETATION DES INFORMATIONS:**

Le module d'interprétation des informations est constitué de cinq réseaux de neurones artificiels. Chaque réseau représente un mode de fonctionnement à savoir : le fonctionnement à vide, et les

fonctionnements en charge pour différentes valeurs du couple résistant (25%, 50%, 75% et 100%).

En réalité avant l'implantation des blocs RNA dans le sous-système d'interprétation des informations, plusieurs études paramétriques ont été effectuées pour ces réseaux de neurones :

- choix des variables d'entrées ;
- Acquisition des données (base d'apprentissage) ;
- Construction du bloc RNA ;
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

#### **IV.3.1. choix des variables d'entrées de RNA (les paramètres représentatifs des défauts) :**

Pour le RNA, nous utilisons les valeurs efficaces des variables ( $I_{a1}, I_{b1}, I_{c1}, V_{a1}, V_{b1}, V_{c1}, I_{a2}, I_{b2}, I_{c2}, V_{a2}, V_{b2}, V_{c2}$  et  $w$ ), d'une part comme des valeurs indicatrices des défauts de la machine asynchrones à double stators, et d'autre part, comme des entrées des réseaux de neurones.

#### **IV.3.2. Acquisition des données (base d'apprentissage) :**

Avant la construction du système du bloc RNA pour la détection des défaillances des systèmes électromécaniques (identification des signaux acquis à partir du (SACI). On doit tout d'abord accéder à la phase d'acquisition des données (base d'apprentissage) à partir de laquelle le RNA pourra apprendre. Celle-ci peut toujours se mettre sous forme de fichier ou de tableau (matrice). Ce dernier est constitué de classes de signatures (vecteurs), ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque signature (vecteur) est représentée par des valeurs efficaces.

Pour construire un modèle non paramétrique (RNA) décrivant le comportement du système électromécanique (fonctionnements normaux et anormaux) on doit construire une base de données très riches, qui possèdent beaucoup d'informations sur les défauts régimes de fonctionnement et en différentes formes (l'information sur un défaut doit être extrais d'une façon redondante). Pour réaliser cette dernière on à procéder comme suit :

- chacun des défauts a été simulé en régime normal (à vide).
- En régime en charge avec différentes perturbations (0%, 50%, 75%, et 100% de la charge nominale) pour les deux défauts coupure et déséquilibre de tension d'alimentation.

- Dans la base des données nous prenant les valeurs efficaces à l'instant (2.002 s) (en cas de fonctionnement normal et en présence des défauts).

### IV.3.3. Construction de la base d'apprentissage du RNA (Valeurs efficace):

La base d'apprentissage du RNA est mis sous forme de fichier ou de tableau (matrice). Ce dernier est représenté par des classes de vecteurs, ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque vecteur est représenté par les valeurs efficaces. Dans chaque réseau ou pour chaque mode de fonctionnement (à vide et en charge 25%,50%,75%et100% du couple résistant) nous avons considéré plusieurs exemples qui représentent les 13 paramètres mesurables de la MASDS. Ces derniers représentent la couche d'entrée du RNA

En fait, pour passer à l'étape de classification nous disposons pour chacun des paramètres, 7 types de fonctionnement y compris le fonctionnement normal (voir le tableau (IV.1)).

Tableau (IV.1.) Classification des types de défauts

Catégorie	Type de défaut	Symbole	Code			
			S1	S2	S3	S4
1	Etat sain	ES	0	0	0	0
2	Coupure monophasée Stator1	CMS1	0	0	0	1
3	Coupure monophasée Stator2	CMS2	0	0	1	0
4	Coupure monophasée Stator1, 2	CMS12	0	0	1	1
5	déséquilibre monophasée Stator1	DMS1	0	1	0	0
6	déséquilibre monophasée Stator2	DMS2	0	1	0	1
7	déséquilibre monophasée Stator1, 2	DMS12	0	1	1	0

### IV.3.4. Construction du bloc de RNA

Les réseaux de neurones que nous avons simulés sont tous des réseaux multicouches qui utilisent l'algorithme de rétro propagation pour leurs apprentissages

Pour l'implémentation des blocs RNA dans le système automatique de diagnostic, on se propose d'étudier cinq réseaux, chaque réseau représente un mode de fonctionnement. Dans ce cas on

utilise un sélectionneur qui permet d'activer l'un des cinq réseaux à la fois correspondant à la valeur du couple résistant de la charge entraînée par le MASDS.

Les étapes de construction et de validation des réseaux de neurones sont réparties en trois phases:

**a. Choix des entrées des réseaux :**

Les cinq réseaux sélectionnés : leurs entrées sont des valeurs efficaces ( $I_{a1}, I_{b1}, I_{c1}, V_{a1}, V_{b1}, V_{c1}, I_{a2}, I_{b2}, I_{c2}, V_{a2}, V_{b2}, V_{c2}$  et  $w$ ) ce qui signifie que le nombre d'entrée de ces réseaux est égale 13 .

**a. Choix des sorties des réseaux :**

Nous avons décidé d'associer une classe à chaque neurone, c'est-à-dire chaque neurone de sortie doit représenter un défaut ; qui est représenté sous différentes formes (vecteurs) ; d'une façon plus claire nous avons associé à chaque classe un code (voir figure IV.2).

Lors de la détection d'un défaut, le réseau doit indiquer un nombre binaire quelconque (par exemple 0110) à sa sortie qui correspond à ce défaut (défaut de coupure monophasée). C'est-à-dire chaque sortie du réseau doit avoir un seul chiffre soit 1 ou 0.

Les défauts sont représentés sur le tableau 1 ; avec leurs symboles et leurs codes associés.

Le nombre de sortie pour chaque réseau est égale à 4.

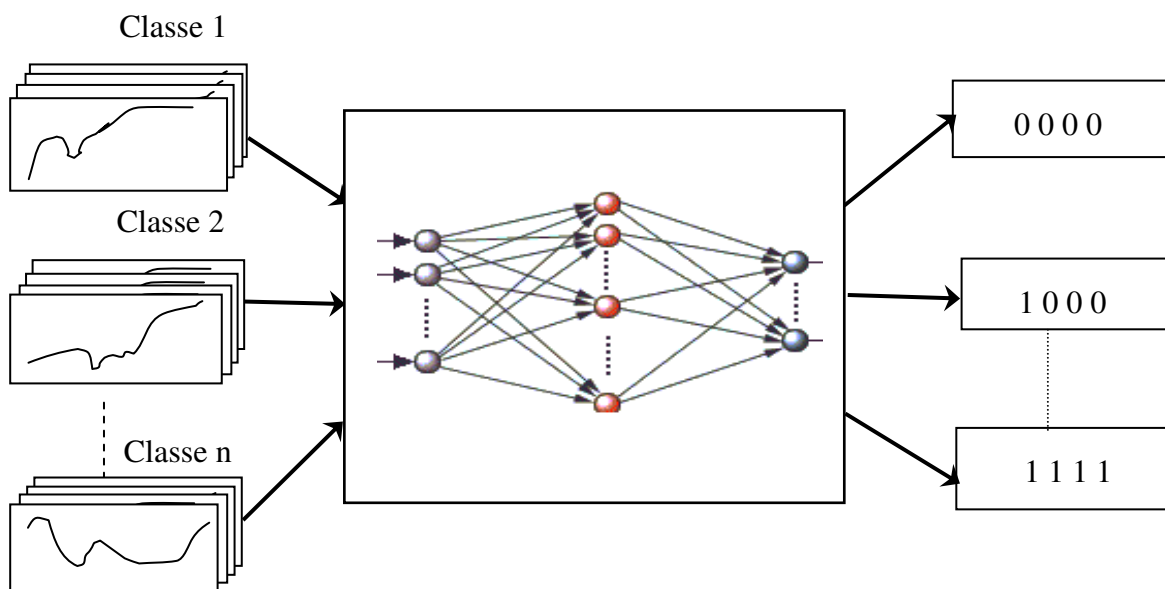


Figure (IV.2) classification des signaux des défaillances

#### d. Résultats d'essais des réseaux sélectionnés :

Tableau (IV.2) Différents essais d'apprentissage des RNA

Nombres de Neurones	Couche D'entrée	Couche Cachée	Couche de Sortie	Erreur quadratique Moyenne
RNA n° 1	13	6	4	1.5219e-016
RNA n° 2	13	11	4	4.25569e-015
RNA n° 3	13	8	4	8.49696e-016
RNA n° 4	13	5	4	5.29333e-016
RNA n° 5	13	3	4	6.2582e-017

On peut décrire cette étape pour le RNA de la manière suivante :

On a effectué un apprentissage automatique à l'aide du logiciel MATLAB jusqu'à où on a obtenu une erreur quadratique la plus petite. Par exemple, l'erreur quadratique moyenne du quatrième réseau a atteint la valeur 5.29333e-016 après 30 itérations (voir figure(IV.4)).

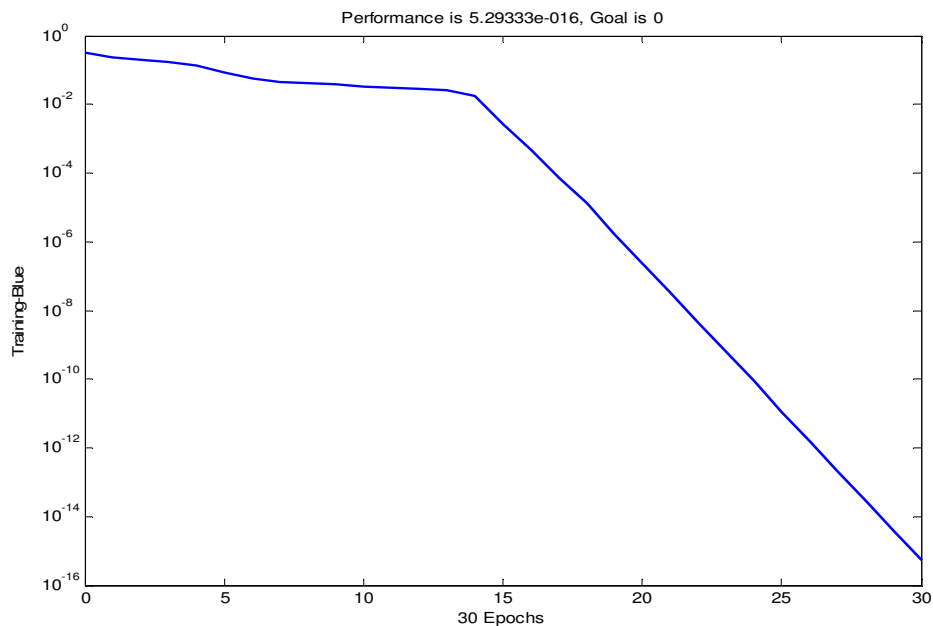


Figure (IV.3) Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA

#### IV.3.5. Tests de RNA sur le nouvel exemple :

Une fois que le RNA construit et que son apprentissage a atteint des performances satisfaisantes, En fait, cet exemple appartient à deux bases de données, la première étant la

base d'apprentissage et la deuxième étant la base de tests sur laquelle on procède aux tests de la capacité des réseaux à reconnaître des exemples non appris.

Cette dernière opération permet d'estimer la capacité de généralisation du réseau.

Il est évident que le test de réseaux de neurone sur les exemples appris ou qui appartenaient à la base d'apprentissage du réseau ont donné de meilleurs résultats, car tous les types de fonctionnement (les défauts et le fonctionnement normale) ont été identifiés exactement par les réseaux ; cela peut être expliqué par les résultats obtenus dans la phase d'apprentissage de réseaux (dont les valeurs des erreurs quadratiques moyennes sont proches de zéro).

En ce qui concerne le test, le réseau sur les exemples qui n'ont pas été appris dans la phase d'apprentissage (nouveaux exemples) leurs résultats est présenté dans le tableau ci-dessous.

Sortie Du RNA	RNA CHARGE NOMINALE EN %				
	RNA1 0%	RNA2 25%	RNA3 50%	RNA4 75%	RNA5 100%
S <sub>1</sub>	3.0304e <sup>-11</sup>	1.2017e <sup>-11</sup>	1.0624e <sup>-11</sup>	2.8525e <sup>-9</sup>	4.5219e <sup>-12</sup>
S <sub>2</sub>	4.5699e <sup>-9</sup>	1.7221e <sup>-11</sup>	1.7974e <sup>-11</sup>	6.6221e <sup>-9</sup>	2.1536e <sup>-7</sup>
S <sub>3</sub>	4.5699e <sup>-9</sup>	1.7221e <sup>-11</sup>	1.7974e <sup>-11</sup>	6.6221e <sup>-9</sup>	2.1536e <sup>-7</sup>
S <sub>4</sub>	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

D'après les résultats obtenus dans la phase du test, on constate que les sorties des réseaux suivent conformément les sorties désirées préétablies auparavant.

D'un autre côté, on peut présenter les sorties du RNA n°4 d'une autre manière: on présente les sorties du RNA4 graphiquement en temps réel .

Les résultats des sorties du quatrième RNA sont présentés dans les figures suivantes.(Figure IV.4).

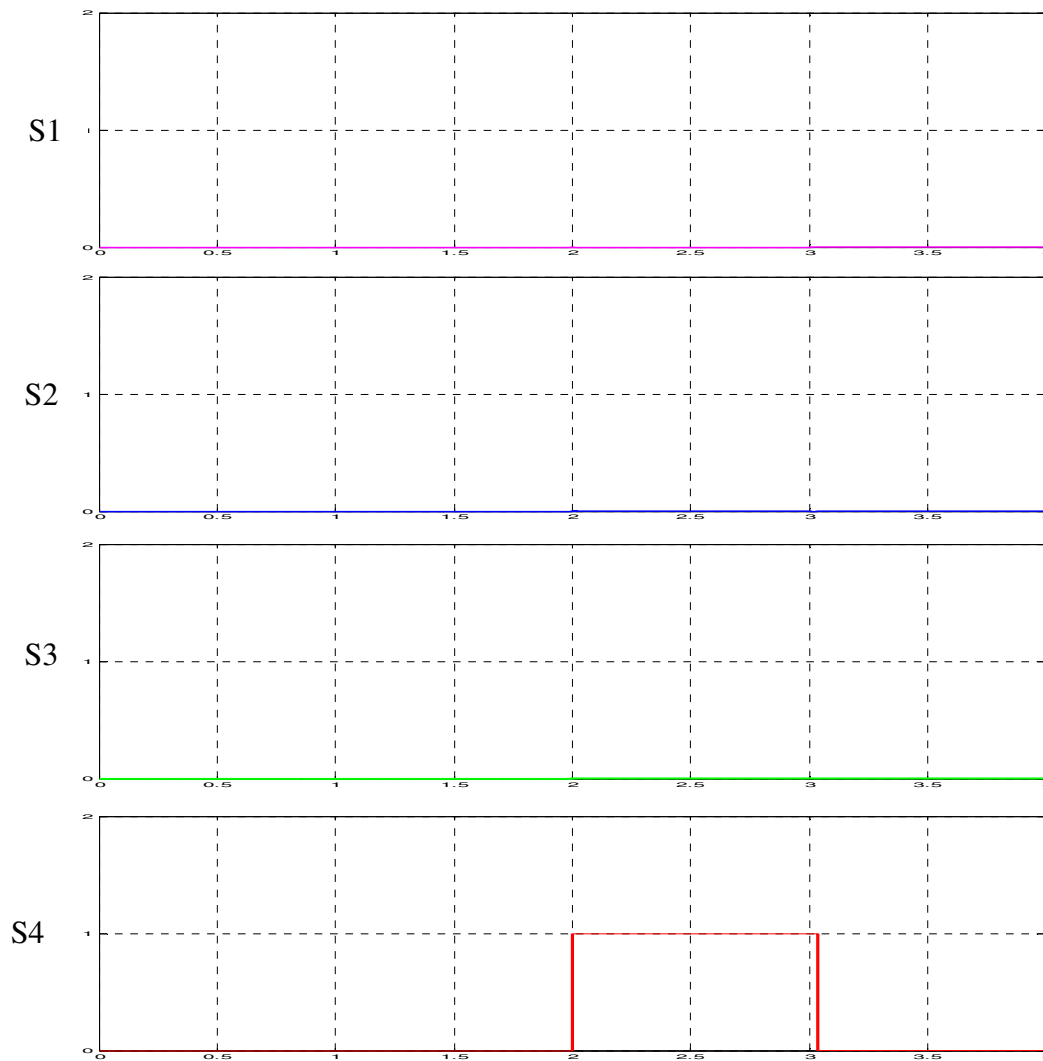


Figure (IV.4) Test des sorties du RNA4 en présence de défaut (coupure monophasé stator 1).

#### IV.3.6. Interprétation des résultats :

A partir de la présentation en ligne des sorties de RNA4, on peut interpréter que les graphes changent leurs caractéristiques à l'instant de l'application du défaut. Dans notre cas le défaut est crée à l'instant  $t=[2,3]$  s.

Dans cet instant les sorties :  $S_1, S_2, S_3, S_4$ , indiquent respectivement les valeurs : 0, 0, 0, 1, donc le défaut équivalent est : coupure monophasé stator 1.

Les autres défauts appliqués, ont donnés les mêmes valeurs que les valeurs désirées. (Codes des défauts déséquilibres biphasé de la tension et coupure triphasée).

### IV.3.7. Localisation des défaillances :

Lorsque le système de détection (RNA) détecte un défaut, vient l'étape de la localisation de ce défaut, en donnant son type, sa cause, son endroit d'apparition et si possible les remèdes pour l'éliminer. Toutes ces étapes sont effectuées par le système d'aide à la décision qui interprète les codes donnés par la sortie du réseau de neurones .

Avant que ces codes soient interprétés, on doit tout d'abord arrondir les sorties du RNA aux valeurs zéro et un pour faciliter la tâche d'interprétation au système d'aide à la décision. Par conséquent, la méthodologie retenue dans cette phase est la suivante : lorsque le système de diagnostic reçoit à son entrée un exemple (valeurs échantillonnées des deux variables), le réseau de neurones classe cet exemple, en donnant sa sortie correspondante, puis cette dernière est interprétée comme une donnée représentant un fonctionnement normale, si toutes les sorties du réseau sont plus petites que 0.5 (c'est-à-dire plus proche de zéro ) ; et un défaut est apporté à 1 si l'une des sortie est plus grande que 0.5. Cette phase est appelée déduction des codes, Les étapes de déduction et de localisation sont illustrées par les organigrammes suivantes :

#### IV.3.7.1. Détection de défaillance et détermination de son code :

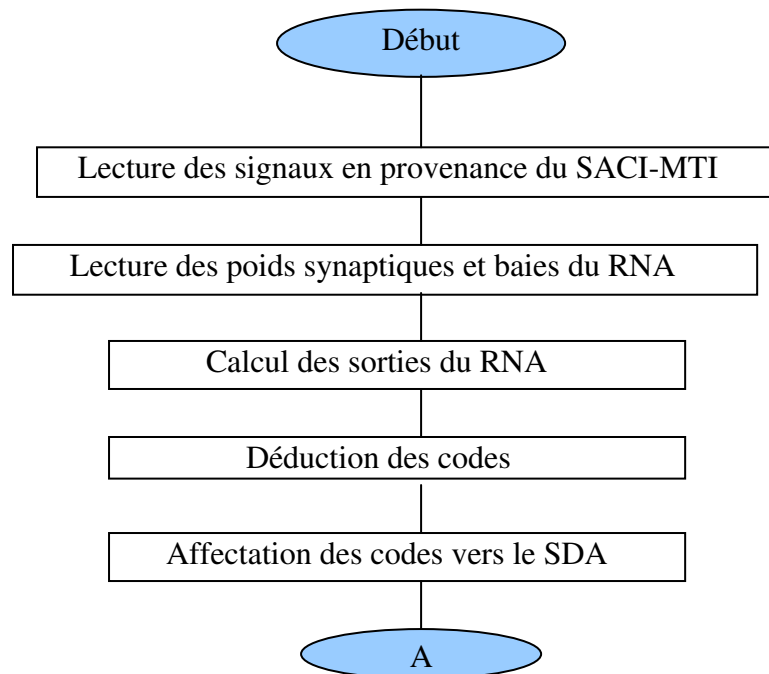


Figure (IV.5): Détection d'une défaillance et détermination de son code

#### IV.3.7.2. Localisation de défaillance par le système d'aide à la décision :

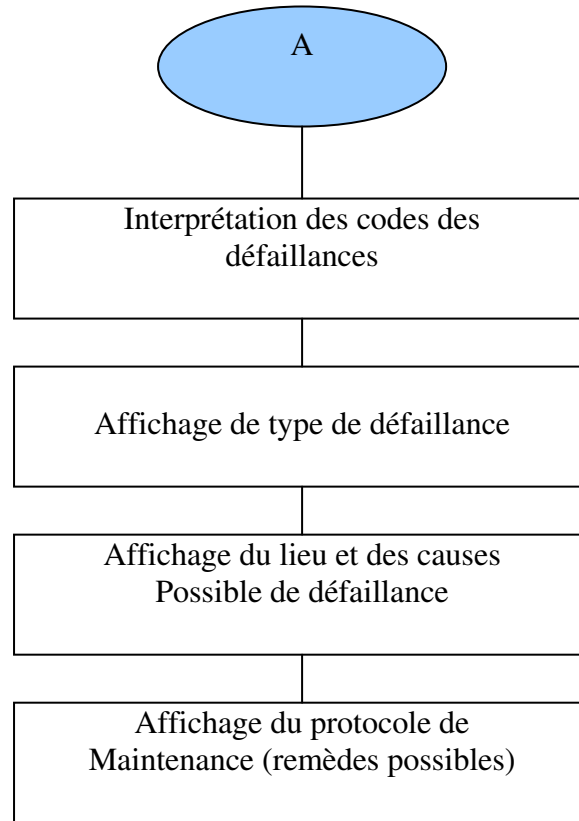


Figure (IV.6): Localisation de l'endroit d'apparition des défaillances par le système d'aide à la décision

Après que le système d'aide à la décision interprète le code délivré par le bloc RNA, le type de défaut, son endroit d'apparition, ses cause possible, et les remèdes correspondant, doivent être représentés (affichés sur un écran) pour que l'opérateur puisse intervenir le plutôt possible, pour éliminer ce défaut, en utilisant les remèdes proposés par ce système. En effet, nous présentons dans la figure ci-dessous un exemple de sortie d'un système d'aide à la décision qui affiche sur l'écran toutes les informations (type, lieu, cause,...etc.).

## **CONCLUSION :**

Dans ce chapitre nous avons présenté une solution d'exploitation du RNA pour des applications de surveillance de la MADS. L'idée de base est de mettre au point un programme de diagnostic, c'est-à-dire d'exploiter une solution de surveillance par la technique de l'intelligence artificiel (Réseau de Neurone). Le principe de cette solution est donc d'avoir un programme neuronal pour traiter les données qui proviennent des capteurs. La deuxième partie de cette solution, qui est tout aussi importante que la partie traitement, concerne la phase d'apprentissage.

Les entrées du RN sont des entrées simples, telles que la valeur efficace des trois courants statoriques et celles de la tension d'alimentation et ainsi que la valeur instantanée de la vitesse.

Par ailleurs, pour la mise en œuvre du réseau de neurone on a tout d'abord passé par plusieurs études paramétriques (choix du type de réseau, choix des entrées, choix des sorties,.....). Ces études ont été précédées par l'opération d'acquisition des données, qui a pour but d'établir la base d'apprentissage du réseau afin de définir pendant la phase d'apprentissage le nombre de couche cachée et le nombre de neurones par couche cachée (dimensionnement de l'architecture finale du réseau).

Enfin, les résultats obtenus dans la phase de test du Réseau Neurone nous ont permis de voir la facilité et l'efficacité du RN dans l'automatisation de diagnostic des défauts de Machine Asynchrone à Double Stator (coupure et déséquilibre des tensions).

## *Conclusion générale*

Dans ce travail on a étudié une tâche principale de la surveillance, qui est le diagnostic (détection et localisation), des défauts dans une MASDS alimenté par deux onduleurs de tension, en utilisant la technique de l'intelligence artificielle. En parallèle à cela on a étudié la commande de la MASDS.

Nous avons commencé par la définition de certaines notions liées au diagnostic et ses méthodes. Ainsi que la représentation des différents défauts des machines asynchrones et leurs causes. La procédure de diagnostic a été expliquée avec la classification de ses méthodologies, après lesquelles on a choisi la technique de RNA.

L'étude de la modélisation de la MASDS puis l'association de cette dernière avec deux onduleurs de tension commandés par la technique de modulation de largeur d'impulsion MLI, montre le fort couplage entre le flux et le couple électromagnétique. Ceci nous a conduit à introduire une commande découplante. Il s'agit de la commande par orientation du flux rotorique (commande vectorielle), qui permet aussi de réguler la chute de la vitesse lors d'application d'une charge.

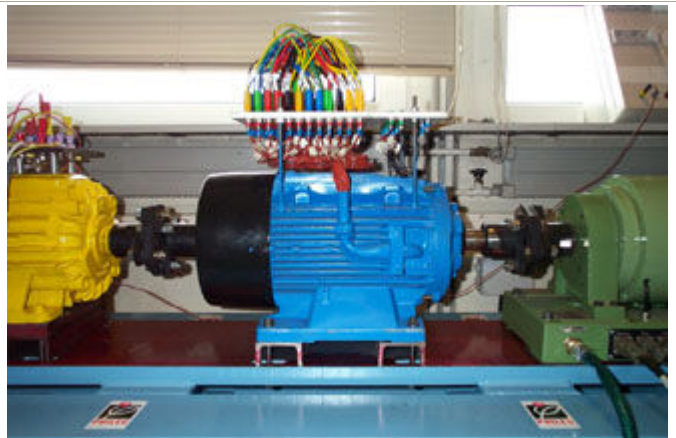
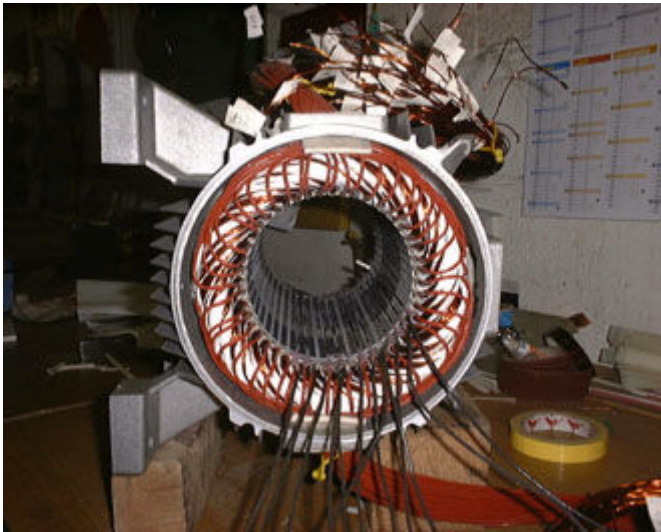
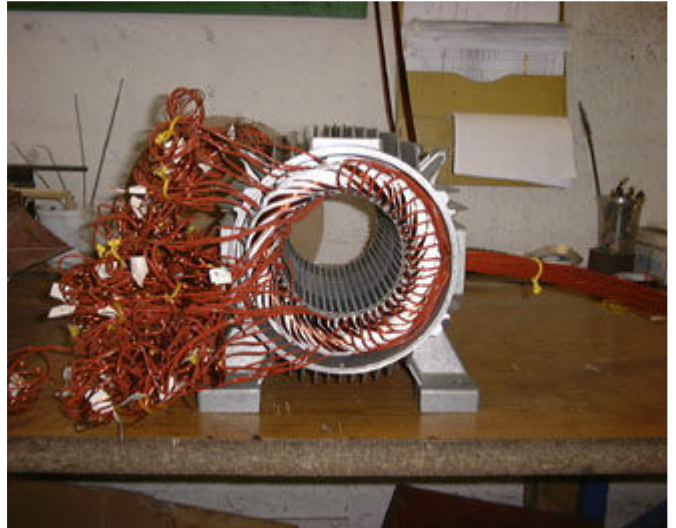
L'intelligence artificielle est utilisée pour la reconnaissance et la classification des informations. Elle nous permet de surveiller les chaînes de production beaucoup mieux que l'automatisme ordinaire, qui indique l'existence d'une anomalie sans aucune information sur son type ou sa situation. On a vu l'existence de deux types des RNA : réseaux bouclés réservés à la reconnaissance des formes, et réseaux à couches réservés à la classification des informations. Ces derniers sont adaptés pour le diagnostic. Ils ont l'avantage de capacité d'apprentissage et de généralisation, et on constate que l'augmentation de nombre d'entrées d'un RNA, améliore son efficacité de classification. Leur inconvénient majeur est, qu'ils ne donnent pas un bon résultat sauf avec un erreur d'apprentissage très faible (d'ordre de), et l'absence des règles prissies pour la diminution de cette erreur.

## Annexe

### *Paramètre de la machine asynchrone à double stator*

➤ Tension nominale	$V_n=220V$
➤ Courant nominale	$I_n=6,5A$
➤ Fréquence nominale	$f=50Hz$
➤ Résistance du premier enroulement statorique	$R_{s1}=3,72\Omega$
➤ Résistance du deuxième enroulement statorique	$R_{s2}=3,72\Omega$
➤ Résistance rotorique	$R_r=2,12\Omega$
➤ Inductance du premier enroulement statorique	$L_{s1}=0,022H$
➤ Inductance du deuxième enroulement statorique	$L_{s2}=0,022H$
➤ Inductance rotorique	$L_r=0,006H$
➤ Inductance mutuelle	$L_m=0,3672H$
➤ Puissance nominale	$P_n=4,5kw$
➤ Nombre de paires de pôles	$p=1$
➤ Moment d'inertie	$J=0,662kg.m^2$
➤ Coefficient de frottement	$K_f=0,001Nms/rd$

**Photos du prototype de machine asynchrone à double étoile**



# BIBLIOGRAPHIE

- [1] Gaetan Didier, « Modélisation et Diagnostic de la Machine Asynchrone en Présence de Défaillances », thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2004.
- [2] Lotfi Baghli, « Contribution à la Commande de la Machine Asynchrone, Utilisation de la Logique Floue, des Réseaux de Neurones et des Algorithmes Génétiques », thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 1999.
- [3] Tarek Boumegoura, « Recherche de Signature Electromagnétique des Défauts Dans Une Machine Asynchrone et Synthèse D'observateurs en Vue du Diagnostic », L'école centrale de Lyon, France, 2001.
- [4] Mohammed Riyad Zemouri, « Contribution à La Surveillance des Systèmes de Production à L'aide des Réseaux de Neurones : Application à La e-maintenance », thèse de doctorat, université de Franche-comté, 2003.
- [5] Sorin Gusia, « Modélisation des Systèmes Electroniques de Puissance à Commande MLI, Application Aux Actionnements Electrique », thèse de doctorat, Université Catholique de Louvain, 2005.
- [6] Malek Bouharkat, « Etude De L'évolution Des Courants Rotoriques D'une Machine Asynchrone à Cage En Régime Dynamique », thèse de doctorat, Université de Batna, département d'électrotechnique, 2006.
- [7] Djafar Hadiouche, « Contribution à L'étude de la Machine Asynchrone Double Etoile : Modélisation, Alimentation et Structure », thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2001.
- [8] Smail Bachir, « Contribution Au Diagnostic de la Machine Asynchrone Par Estimation Parametrique », thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2002.
- [9] Schaeffer Emmanuel, « Diagnostic Des Machines Asynchrones Modèles et Outils Prametriques Dédiés à la Simulation et la Détection des Défauts », thèse de doctorat, Université de Nantes, 1999.
- [10] Raland Casimir, « Diagnostic des Défauts des Machines Asynchrones Par Reconnaissance des Formes », thèse de doctorat, L'école Centrale de Lyon, 2003.