

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de L'Enseignement Supérieur et de**  
**la Recherche Scientifique**



**Université M'hamed Bouguerra**  
**Boumerdès**

**Faculté des Hydrocarbures et de la**  
**chimie**



*Laboratoire de Recherche sur l'Electrification des Entreprises Industrielles*

**Mémoire**  
**Présenté pour l'obtention du titre de**  
**Magister en Génie Electrique**  
**Option : Equipements Electriques**  
**Par : M. KHODJA Djalal-Eddine**

**THEME**

**Diagnostic automatique des défaillances d'un**  
**système électromécanique par application des**  
**réseaux de neurones artificiels**

**Membres du Jury :**

<b>M. Refoufi L.</b>	<b>Professeur</b>	FSI - Université de Boumerdès	<b>Président</b>
<b>M. Chetate B.</b>	<b>Maître de Conférence</b>	FHC - Université de Boumerdès	<b>Rapporteur</b>
<b>M. Ibtouen R.</b>	<b>Professeur</b>	Ecole Nationale Polytechnique – Alger	<b>Examineur</b>
<b>M. Khelil M.H.</b>	<b>Maître de Conférence</b>	FSI- Université de Boumerdès	<b>Examineur</b>
<b>M. Boumedine M.S</b>	<b>Phd-Chargé de cours</b>	FSI- Université de Boumerdès	<b>Examineur</b>

**Boumerdès 2001**

*A mes parents, mes soeurs, mes frères  
et tous mes amis.  
« A la mémoire de mon oncle Debaili Seddik »*

Je tiens à remercier Monsieur B. Chetate, Maître de Conférences à l'Université de Boumerdès, de m'avoir accepté au sein de son équipe du Laboratoire de Recherche sur l'Electrification des Entreprises Industrielles (LREEI), pour ses encouragements soutenus et ses conseils précieux pour que ce travail soit bien réussi.

Je remercie vivement Monsieur L.Refoufi, Professeur à l'Université de Boumerdès, de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de soutenance.

Je tiens aussi à remercier Messieurs R. Ibtouen, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique (ENP), M.H. Khelil Maître de conférence à l'Université de Boumerdès, et M. Boumedine, Ph.D – Chargé de Cours à l'Université de Boumerdès, pour leur présence en qualité de membres de mon jury et pour l'intérêt qu'ils ont porté au présent travail.

Mes remerciements vont également à tous ceux qui de près ou de loin m'ont aidé à effectuer ce travail et plus particulièrement à Messieurs M.A.Aitouche, et S.Oukali de l'université de Boumerdès, ainsi qu'à mes collègues en post-graduations.

## ملخص

لا يمكن تصور تشغيل عقلي و مستمر للمكينزمات الصناعية (كتلك المستعملة في القطاع المحروقات) بدون توفير نظام يسمح بتنبأ للتعطلات التي تستطيع أن توقع على مستوى مختلف أعضاء الأجهزة و بدون تشخيص النقص بسرعة. غير أن في الجزائر نواجه عدة صعوبات عند معالجة أعمال التشخيص و تصليح النقص، هذا ما يؤدي الى عواقب وخيمة مثل التوقفات المتراكمة و جعل الأجهزة خارج نطاق عملها. كمثل هذه الحالات تؤدي الى النقص في الانتاج و الانتاجية (انخفاض في المؤشرات الاقتصادية و ارتفاع الثمن المرجعي للمنتوج اى غير ذلك...).

في اطار هذا العمل اقترحت هندسة النظام التشخيص الأتوماتيكي للنقصات للأظمة الكهروميكانيكية و المتكونة من نظامين نظام الإقتناء و تحويل و معالجة المعلومات و نظام لتفسيرها.

من جهة أخرى، لمواجهة العيوب الأعمال السابقة التي تتطلب استعمال نماذج للتمثيل، و طريقة الترابط للمقارنة بين الاشارات الكهربائية. تم اللجوء الى استعمال الشبكة العصبية الاصطناعية (السامحة بتقسيم مختلف أنواع النقصات) بالمشاركة مع نظام خبير (في دور تحديد مختلف أنواع النقصات و اعطاء الاجراءات الصيانة اللازمة). من ناحية أخرى، عزل اثر الاضطرابات و استعمال عدة مقادير مؤشرة (مثل التيار الكهربائي و السرعة الميكانيكية و عوامل التحكم) يسمح برفع احتمال وقوع العطب بطريقة سريعة و بدرجة كبيرة من الثقة. لهذا الصدد، للحصول على معلومات للتصرفات الكهربائية و الميكانيكية للآلة الكهربائية للامتزامة (النظام الكهروميكانيكي) تم اللجوء الى النمذجة و المعالجة الرقمية للتشغيل العادي و الغير العادي. الشيء الذي يسمح بالحصول على البيانات الخطية للتغيرات للمقادير الكهربائية و الميكانيكية (القيم المرجعية).

## ABSTRACT

The optimal and continuous industrial mechanism working (as those used in the sector of hydrocarbons) cannot be considered without the presence of a system that permits to warn in precocious state anomalies that can emerge at the level of the different organs of facilities and to diagnose breakdowns quickly.

Otherwise, in Algeria, difficulties met at the time of the resolution of stains of diagnosis and repair of breakdowns, have out of order for direct frequent stop consequence and a stake of facilities. This situation provoked the reduction of the production and the productivity (the technico - economic indication fall, the increase of prices of comes back of the ,etc products...).

In the present work the architecture of the system of automatic diagnosis of electromechanical system failings is constituted of two subsystems: a subsystem of acquirement, conversion and treatment of information and a subsystem of interpretation of information.

Of another side, to avoid inconveniences demonstrated in the previous works and that are bound to use, on the one hand, of representation models and, on the other hand, of the method of interrelationship for the comparison of reference signals. It is recommended the use of a neuron network (permitting the classification of the different types of shortcoming) partner to a practiced system (whose role is to identify the different types of shortcoming and to deliver a protocol of maintenance). otherwise, the elimination of the disruption influence and the use of several indicatory sizes (currents statoriques and rotoriques) permits to value the probability of presence of a defect in a faster manner and with a more important confidence degree.

has this effect, to get information a priori on the electric and mechanical behavior of the asynchronous machine, it has been proceeded to the modelling and the numeric simulation of these normal and abnormal regimes of working, thing that permitted to get curves of electric and mechanical parameter variation (values of reference). otherwise the used indicatory values are currents statoriques and rotoriques. otherwise, it has been proceeded to the application of the automatic diagnosis system for the identification of the most representative shortcoming types. To this effect the system of elaborate automatic diagnosis permits, on the one hand, to define for every type of defect a technical card of diagnosis and, on the other hand, to proceed to the instantaneous comparison of reference data with data - shortcoming " in order to identify the type and the nature of the defect and possibly its place of apparition.

## SOMMAIRE



## SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
----------------------------	---

## CHAPITRE I

### Etude et analyse de la problématique du diagnostic des défaillances d'un système électromécanique

1. INTRODUCTION.....	4
2. Définitions de quelques termes liés au diagnostic.....	4
3. Diagnostic du système électromécanique.....	5
4. Analyse de la problématique du diagnostic.....	6
5. Analyse des systèmes de surveillance existants.....	6
5.1. Les systèmes de surveillance à minima.....	7
5.2. Les systèmes de surveillance par le bilan sécurité.....	7
5.3. Les systèmes de surveillance spécialisés.....	7
6. Critique des systèmes de surveillance existants.....	7
7. Position du problème.....	8
8. Méthodes de diagnostic.....	8
8.1. Introduction.....	8
8.2. Méthodes internes de diagnostic.....	9
8.3. Les méthodes de diagnostic de défaillances par modélisation fonctionnelle et matérielle.....	9
8.4. Méthodes de diagnostic par modélisation physique.....	9
8.5. Méthodes externes de diagnostic.....	9
9. Description des méthodes internes de diagnostic.....	10
9.1. La méthode du modèle.....	10
9.2. La méthode de diagnostic par identification des paramètres.....	10
9.3. Méthode du diagnostic par estimation du vecteur d'état.....	11
9.4. Diagnostic par traitement du signal.....	12
9.5. Méthode de l'arbre de défaillance.....	14
10. Description des méthodes externes de diagnostic.....	14
10.1. Méthode de reconnaissance des formes.....	16
10.2. Diagnostic par systèmes experts.....	16
10.2.1. la base de connaissances.....	16
10.2.2. la base de faits.....	16
10.2.3. le moteur d'inférence.....	17
10.3. Diagnostic par logique floue.....	17
10.4. Diagnostic par réseaux de neurones.....	17
11. Analyse critique des méthodes de diagnostic existantes.....	18
12. Conclusion.....	19

## Chapitre II

### Développement de l'architecture du système automatique de diagnostic

1. INTRODUCTION.....	20
2. Description de l'architecture existante du système automatique de diagnostic des défaillances.....	20
2.1. Introduction.....	20
2.2. sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de l'information (SACI).....	20
2.2.1. Description du SACI.....	21
2.2.2. Rôle du module de traitement de l'information.....	23
2.2.3. Les fonctions du sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de données.....	25
2.3. Sous-système d'interprétation de l'information (IES).....	25
2.3.1. Description du système d'aide à la décision (système expert).....	25
2.3.2. Les fonctions du sous-système d'interprétation de l'information.....	25

3. Critique de l'architecture existante du système automatique de diagnostic des défaillances des machines asynchrones.....	26
4. Proposition d'une nouvelle architecture du système automatique de diagnostic des défaillances des machines asynchrones.....	27
5. Elaboration de la méthodologie de diagnostic correspondant à la nouvelle architecture.....	28
6. Conclusion.....	28

### Chapitre III

#### Notions sur les réseaux de neurones artificiels

1. INTRODUCTION.....	29
2. Les réseaux de neurones biologiques.....	29
3. Les neurones artificiels.....	30
4. Les réseaux de neurones artificiels.....	34
4.1. Introduction.....	34
4.2. La nature des cellules.....	34
4.3. Les mécanismes d'apprentissage.....	35
4.3.1. Définition.....	35
4.3.2. Les algorithmes avec apprentissage supervisé.....	35
4.3.3. Les algorithmes avec apprentissage non supervisé.....	35
4.3.4. Les principales règles d'apprentissage.....	36
4.4. Les mécanismes de classification.....	37
4.5. Les mécanismes de mémorisation.....	38
4.6. La structure des connexions.....	38
4.6.1. Les réseaux bouclés.....	39
4.6.2. Les réseaux non bouclés (réseaux à couches).....	42
4.6.3. L'algorithme de rétropropagation.....	43
5. Les applications des réseaux de neurones.....	44
6. Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines synchrones.....	44
6.1. Introduction.....	44
6.2. Analyse de la problématique et Choix du type de RNA.....	45
6.3. Choix du type d'algorithme d'apprentissage.....	45
7. Conclusion.....	45

### CHAPITRE IV

#### Modélisation et simulation du comportement de l'ensemble convertisseur-moteur et commande

1. INTRODUCTION.....	46
2. Modélisation du système d'association redresseur filtre- onduleur- moteur asynchrone.....	46
2.1 Etude du modèle du moteur asynchrone.....	47
2.1.1 Equations en régime dynamique du moteur.....	47
2.1.2 Présentation des équations de la machine asynchrone sur un référentiel.....	49
2.2 Modélisation du filtre et du redresseur :.....	51
2.3 Modélisation de l'onduleur.....	52
3. Commande vectorielle.....	52
3.1 Principe de de la commande vectorielle.....	53
3.2 Commande directe en boucle fermée de l'ensemble convertisseur-moteur par la technique du flux rotorique orienté.....	55
3.3 Modèle global de l'ensemble commande-convertisseur-moteur.....	57
3.4 Simulation de l'ensemble commande-convertisseur-moteur.....	58
4. Modélisation du comportement du système en cas de défaut.....	61
4.1 Défauts des composants de l'onduleur.....	61
4.2 Défaut capteur-partie commande.....	61
4.3 Défauts dans la partie statorique du moteur.....	62
4.4 Interprétation des résultats.....	63
5. Conclusion.....	67

## CHAPITRE V

### Elaboration du système automatique de diagnostic des défaillances d'un système électromécanique

1. INTRODUCTION.....	68
2. Rappel de l'architecture du système automatique du diagnostic des défaillances.....	68
3. Elaboration du module d'interprétation des informations.....	69
3.1. Choix des variables d'entrées des RNA.....	70
3.2. Acquisition des données (base d'apprentissage).....	70
3.3. Construction du bloc (RNA).....	72
3.3.1. Introduction.....	72
3.3.2. Choix des entrées.....	73
3.3.3. Choix des sorties.....	74
3.3.4. Choix de l'architecture du réseau de neurones.....	75
3.4. Analyse des résultats.....	75
3.4.1. Le RNA n°1.....	76
3.4.2. Le RNA n°2.....	77
3.4.3. Le RNA n°3.....	78
3.5. Tests des réseaux de neurones sélectionnés sur des nouveaux exemples.....	78
4. Analyse et interprétation des résultats de test (de vérification).....	79
5. Localisation des défaillances.....	84
6. Conclusion.....	84
 CONCLUSION GENERALE.....	 85
 Bibliographie.....	 
ANNEXE1.....	1
ANNEXE2.....	1
ANNEXE3.....	3

## NOMENCLATURES

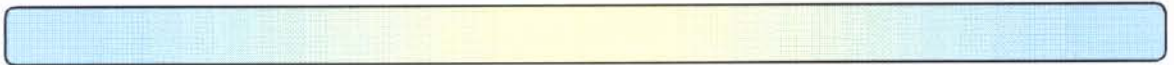


## Nomenclature

Symbole	Signification	Unité
$\sigma$	Coefficient de dispersion totale	
$\theta_s$	Pulsation statorique	rd
$\theta_r$	Position du rotor	rd
$\Omega_r$	Vitesse rotorique	rd/s
$\eta$	Coefficient d'apprentissage	
$\delta_{pj}$	Terme d'erreur pour le neurone j	
$\varphi$	Flux	Wb
$A(\theta_s)$	Matrice de transformation de Park	
$A_s$	Axe statorique du repère naturel	
$A_r$	Axe rotorique du repère naturel	
$B_j$	Biais du neurone j	
$C_f$	Capacité du filtre LC	$\mu F$
$C_e, C_{ref}$	Couple électromagnétique de sortie et de référence	N.m
$dq$	Le repère de Park tournant	
$D_i$	Diode i	
$E_p$	Erreur quadratique moyenne	
$F$	Fonction d'activation	
$f_{1,2,3}$	Etats d'interrupteurs	
$f$	Coefficient de frottement visqueux	Nm s/rd
$G$	Glissement	
$I, i$	Courant	A
$J$	Moment d'inertie	$Kg.m^2$
$K_i$	Interrupteurs de l'onduleur	
$K_{i\Omega}, K_{if}$	Coefficients d'intégral des régulateurs de vitesse et de flux	
$K_{p\Omega}, K_{pf}$	Coefficients proportionnels des régulateurs de vitesse et de flux	

$L_f$	Inductance du filtre LC	H
M	Inductance mutuelle cyclique	H
$L_r$	Inductance rotorique cyclique	H
$L_s$	Inductance statorique cyclique	H
P	Nombre de paires de pôles	
$R_s, R_r$	Résistance statorique, Résistance rotorique	$\Omega$
S	Opérateur de Laplace (=d/dt)	
$T_r$	Constante de temps rotorique	s
$T_s$	Constante de temps statorique	s
U	Grandeur de commande	
V	Tension	V
$W_{ij}$	Poids synaptiques entre neurones	
$W_s, W_{mr}$	Pulsation statorique	rd/s
$W_r$	Pulsation rotorique	rd/s

# INTRODUCTION GENERALE



---

---

## INTRODUCTION GENERALE

---

---

Actuellement, de nombreux secteurs industriels cherchent à produire en quantité et améliorer en qualité pour répondre à la demande dans un environnement très concurrentiel. Pour remplir cette tâche, il est nécessaire d'assurer la sûreté de fonctionnement, qui est un atout majeur permettant d'atteindre une compétitivité optimale de l'outil de production. En réalité une analyse plus approfondie montre que la sûreté de fonctionnement englobe des notions essentielles, telles que : la fiabilité, la disponibilité et la sécurité de n'importe quel matériel industriel produisant des biens ou des services.

La complexité de plus en plus croissante des procédés industriels fait que les notions de fiabilité, de sécurité, de disponibilité et de maintenabilité ne peuvent plus être assurées d'une façon triviale. Le diagnostic industriel dont la vocation première est de détecter et de localiser une défaillance des matériels des systèmes industriels joue un rôle primordial pour contribuer par une détection précoce et rapide, à améliorer la disponibilité et la productivité de l'outil de production ainsi que la rentabilité des capitaux investis[60].

D'un autre côté, un des composants essentiels des processus industriels modernes s'avère être l'entraînement électrique (système électromécanique), cet élément est présent tant sur les chaînes de production que dans les transports. Le système électromécanique (ensemble convertisseur-moteur et leur commande) n'appartient pas forcément à des ensembles où la sûreté est cruciale mais à des procédés dont la continuité de service est un argument commercial, c'est aussi un élément stratégique vis-à-vis de la production, un système dont la surveillance est indispensable[54].

Malgré le fait que les systèmes électromécaniques sont considérés comme étant robustes, ils subissent le contrecoup de leur complexité croissante. En effet, par exemple, le fonctionnement à vitesse variable des moteurs asynchrones nécessite un contrôle de l'énergie par un convertisseur statique (onduleur). Ce dispositif, de part son rôle, est une fonction très sollicitée dans l'entraînement. Le convertisseur est un système spécifique, complexe et coûteux. En plus comme tout procédé complexe, il n'est pas à l'abri de défaillances qui peuvent se révéler coûteuses en terme de temps de maintenance et d'immobilisation du procédé[8].

En outre, les entraînements à vitesse variable sont désormais indissociables d'un dispositif de commande assurant la régulation du système. Cette commande accroît la complexité de l'entraînement[2.8].

Par ailleurs, la sûreté de fonctionnement d'une machine asynchrone à vitesse variable est un problème qui doit être pris en compte à tous les stades de sa durée de vie, en particulier durant la phase d'exploitation. En effet, durant cette phase, il est important que le système de diagnostic soit capable à la fois d'effectuer un diagnostic prédictif, afin de prévenir une maintenance hors exploitation, ou de faire un diagnostic de défaillances après l'apparition des défauts (détection et localisation), afin de mettre en œuvre soit une reconfiguration de repli, soit un arrêt avec mise en sécurité et aide à la maintenance[54].

En général, la détection et le diagnostic sont réalisés à l'aide de l'interprétation de signatures complexes. Les spécialistes de maintenance sont conduits à reconnaître et à classer ces signatures le plus souvent d'une façon visuelle. Délivrées par les indicateurs et les voyants répartis sur des différents panneaux de la salle de commande, elles constituent des formes visuelles que les opérateurs utilisent pour identifier les modes opératoires. Quand une anomalie de fonctionnement survient les informations se modifient de façon dynamique. La tâche des opérateurs consiste alors à identifier la situation pour utiliser les procédures de conduite afin de remettre l'installation dans une configuration de repli sûre (ce qui est le cas pour les systèmes de surveillance existants, tels que : les systèmes de surveillance à minima, etc.). Il est à remarquer que dans les cas suscités, les opérateurs mettent en œuvre de façon consciente ou inconsciente la reconnaissance des formes[60].

D'un autre côté, il est à signaler que les réseaux de neurones artificiels sont des outils particulièrement adaptés pour aider les spécialistes de maintenance dans des activités de reconnaissance et de classification. En effet, pour éviter les inconvénients démontrés dans des travaux précédents, et qui sont liés à l'utilisation des modèles de représentation, qui doivent fonctionner en parallèle avec le modèle réel : entre autres, l'architecture du système automatique de diagnostic élaborée précédemment au sein du laboratoire de recherche sur l'électrification des entreprises industrielles (par l'Equipe de Recherche sur les Economies de l'Energie Electrique [12.13.40]), est caractérisée par certains inconvénients liés à l'utilisation de la méthode de corrélation pour la comparaison des signaux de référence. Il est préconisé l'utilisation d'un réseau de neurones (permettant la classification des différents défauts) associé à un système expert (dont le rôle est d'identifier les différents types de défauts et de délivrer un protocole de maintenance, afin d'avoir un diagnostic plus approfondi du système à surveiller). Par ailleurs, l'élimination de l'influence des perturbations et l'utilisation de plusieurs grandeurs indicatrices (les courants statoriques, la tension de commande et la vitesse de rotation) permet d'évaluer la probabilité de présence d'un défaut d'une manière plus rapide et avec un degré de confiance plus important.

A la lumière de ce qui précède, l'objectif du présent travail est, d'élaborer un système automatique de diagnostic des défaillances d'un système électromécanique par application de la technique des réseaux de neurones artificiels.

Le présent mémoire est articulé en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, après un rappel sur les méthodes de diagnostic et des systèmes de surveillance existants, les différentes pannes qui peuvent affecter le système électromécanique sont décrites. Ensuite, la méthode de diagnostic la plus convenable pour le système à étudier (à surveiller) est choisie.

Le second chapitre est consacré à la description de l'architecture existante du système automatique de diagnostic des défaillances des systèmes électromécaniques, ainsi qu'à la nouvelle architecture proposée, avec une analyse du rôle de chaque module constituant cette dernière.

Nous présentons ensuite, dans le troisième chapitre, des notions sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Ils seront utilisés pour l'élaboration du module du réseau de neurones nécessaire à l'implémentation du système automatique de diagnostic proposé.

Pour pouvoir obtenir des informations sur le comportement électrique et mécanique du système électromécanique, il a été procédé dans le quatrième chapitre en premier, à la modélisation de l'ensemble convertisseur-moteur. On introduit ensuite une commande vectorielle en boucle fermée sur cet ensemble pour améliorer ses performances. Ensuite le modèle global de l'objet étudié a été utilisé dans le but de simuler les régimes normaux et anormaux de fonctionnement de cet ensemble. Ceci a permis d'obtenir les courbes de variation des paramètres électriques et mécaniques (valeurs de référence).

Le cinquième chapitre est consacré à la réalisation du système automatique de diagnostic. En effet, il a été procédé, d'une part, à l'élaboration du module de traitement de l'information à base des réseaux de neurones artificiels et, d'autre part, à l'élaboration du programme de diagnostic approfondi permettant de délivrer un protocole de maintenance, comportant : un prédiagnostic, un diagnostic et un listing des travaux à réaliser.

Enfin, dans la conclusion générale sont présentés les principaux résultats obtenus concernant le système automatique de diagnostic des systèmes électromécaniques ainsi que les perspectives et les recommandations qui sont relatives au développement futur du travail effectué.

# **CHAPITRE I**

**Etude et analyse de la problématique du  
diagnostic des défaillances d'un système  
électromécanique**



# CHAPITRE I

## Etude et analyse de la problématique du diagnostic des défaillances d'un système électromécanique

---

### 1. INTRODUCTION

Quant un défaut apparaît dans un processus, il doit être détecté le plus tôt possible. Dans ce cas le système de détection du défaut doit indiquer l'existence d'une anomalie dans les équipements de réalisation du processus. Après la détection, le diagnostic du défaut est exécuté, le défaut est éliminé et sa cause est localisée.

Dans ce contexte et, d'après l'étude bibliographique [16,45,53,58,60], on constate que les techniques utilisées pour la détection et le diagnostic de défaillances sont divisées en deux catégories[58],[60] :

- pour la première, à partir de modèles physiques ou de comportements validés par les techniques d'identification des paramètres, le diagnostic de défaillance devient possible en suivant en temps réel l'évolution des paramètres physiques ou bien en utilisant l'inversion du modèle de type « boîte noire » ;
- dans la deuxième catégorie, il n'est pas nécessaire de disposer d'un modèle mathématique du processus ; par contre les méthodes retenues reposent sur l'expertise humaine confortée par un solide retour d'expérience ; dans cette catégorie, on retrouve les méthodes basées sur l'intelligence artificielle, parmi lesquelles, nous pouvons citer la reconnaissance des formes, les systèmes experts et les réseaux de neurones artificiels.

Une autre classification consiste à séparer le diagnostic externe du diagnostic interne [9,60]

Le diagnostic externe (ou boîte noire), repose sur la connaissance des grandeurs d'entrées/sorties du processus, à savoir : analyse de données, analyse statistique, réseaux de neurones, logique floue, etc.

Le diagnostic interne (dit boîte blanche ou transparente), quant à lui, repose sur des analyses topologiques ou fonctionnelles détaillées des matériels. Citons par exemple : l'analyse des systèmes, l'estimation des paramètres, etc.

### 2. Définitions de quelques termes liés au diagnostic

Défaillance : événement engendrant une modification du fonctionnement du procédé. L'état du système ne correspond plus à un fonctionnement normal, le système n'est plus apte à assurer totalement sa fonction.

Diagnostic : ensemble d'actions visant à évaluer l'état d'un procédé à partir de la connaissance de son fonctionnement. A partir de l'observation du procédé, on détermine par comparaison avec les divers états de fonctionnement connus (ou un raisonnement logique) le degré de défaillance du système, l'origine de ses défaillances et leurs causes.

Disponibilité : faculté d'un matériel ou d'un système à pouvoir fonctionner chaque fois que cela est nécessaire et chaque fois qu'on le sollicite ; on assure ainsi une fiabilité totale pendant les phases de fonctionnement. La disponibilité nécessite des opérations de maintenance préventive afin de prévoir tout vieillissement ou défaillance.

**Fiabilité** : capacité d'un système à fonctionner pendant un certain temps sans panne, elle se caractérise par le temps moyen de bon fonctionnement.

**Maintenance et maintenabilité** : la maintenance est l'action de mise en état du matériel ; elle peut être préventive afin d'augmenter la fiabilité du système ou bien curative consécutivement au diagnostic d'un défaut. La maintenabilité caractérise la facilité de maintenance du procédé, elle peut être largement augmentée par la mise en œuvre d'un système de diagnostic.

**Sécurité** : ce terme regroupe les caractéristiques concernant l'utilisation du procédé et ses dangers potentiels pour l'utilisateur ou pour le matériel.

**Sûreté** : la sûreté regroupe les notions de disponibilité, fiabilité, maintenabilité et sécurité du système ; elle caractérise la confiance que l'on peut apporter au fonctionnement [9,60].

### 3. Diagnostic du système électromécanique

L'historique du diagnostic des défaillances est ancien comme les machines électriques elles mêmes. Les utilisateurs de la machine électrique se sont initialement penchés sur les simples protections comme les surtensions, les surintensités et les défauts à la terre. Cependant, comme la complexité de la machine se développe en croissance, des améliorations sont aussi recherchées dans le domaine du diagnostic des défaillances.

Les défaillances de la machine électrique, dans leur majorité, peuvent être classifiées comme suit [49] :

- Les défauts du stator résultant de la coupure ou du court-circuit d'une ou de plusieurs phases de l'enroulement statorique ;
- La connexion anormale de l'enroulement statorique ;
- La cassure d'une barre du rotor ou le craquement de l'arbre de la machine ;
- Les irrégularités de l'entrefer ;
- L'inclinaison de l'axe du rotor, pouvant résulter d'un frottement entre le rotor et le stator ;
- Le court-circuit dans l'enroulement rotorique ;
- Les défauts sur les roulements.

Le fonctionnement à vitesse variable de la machine asynchrone nécessite un contrôle de l'énergie par un convertisseur statique. En plus, étant donné que le système à étudier dans notre cas est constitué d'une machine asynchrone, d'un onduleur et de la commande (qui est en boucle fermée), on peut envisager d'autres types de défauts potentiels qui peuvent surgir sur la partie puissance et commande, à savoir :

- La défaillance d'un bras d'onduleur : c'est à dire d'un des composants électroniques (transistor ou thyristor) est maintenu hors tension (ouvert) ;
- L'un des composants est maintenu fermé ;
- La défaillance du capteur de vitesse : il n'y a pas de retour de la valeur de la vitesse sur la commande ( défaut sur la commande) ;
- La défaillance partielle du capteur de vitesse (offset sur le capteur) ;

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 [49] :

- 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 de commande (à la sortie du circuit de commande). Les défaillances considérées seront celles du stator et celle de la partie convertisseur et commande. 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.

#### **4. Analyse de la procédure du diagnostic**

Lorsqu'un défaut apparaît dans un équipement industriel, le système de diagnostic lié à ce dernier doit d'abord détecter l'anomalie du fonctionnement puis y identifier la (ou les) cause (s) de défaillance à l'aide d'un raisonnement logique pour qu'il puisse être isolé [9,16,45,53,60].

En effet, l'organisation générale de la procédure de diagnostic s'articule autour des étapes suivantes :

- A partir des moyens de mesure ou d'observation appropriés, nous effectuons l'extraction des informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques associées aux fonctionnements normaux et anormaux ;
- l'élaboration des signatures associées à des symptômes de défaillance en vue de la détection d'un dysfonctionnement ;
- la détection d'un dysfonctionnement par comparaison avec des signatures associées à des états de fonctionnements normaux ;
- la mise en œuvre d'une méthode de diagnostic de défaillance à partir de l'utilisation des connaissances sur les relations de causalité (catalogue cause-effets) ;
- une phase d'interprétation des données de diagnostic (identification du type et de la nature du défaut) ;
- la prise de décision en fonction des conséquences et de l'importance des défauts.

#### **5. Analyse des systèmes de surveillance existants**

Le fonctionnement d'une installation, même dans des conditions normales, entraîne un certain vieillissement des équipements, pouvant induire des incidents ou des accidents. La surveillance des machines est l'un des moyens utilisés pour accroître leur efficacité et leur rentabilité et réduire ainsi, les coûts de production :

D'après l'étude bibliographique effectuée [45,53,60] on peut classer les systèmes de surveillance des équipements en trois grandes catégories :

- les systèmes de surveillance à minima ;
- les systèmes de surveillance par bilan de sécurité ;
- les systèmes de surveillance spécialisés.

### **5.1. Les systèmes de surveillance à minima**

Ils reposent sur l'application des normes, recommandations ou cahiers des charges qui définissent :

- une limite admissible lors des essais de réception ;
- un niveau au-dessus duquel une action correcte doit être programmée (critère d'alarme) ;
- un niveau au-dessus duquel la machine doit être arrêtée pour respecter les objectifs de sécurité.

### **5.2. Les systèmes de surveillance par le bilan sécurité**

Ce type de surveillance est basé sur les relevés périodiques effectués par des collecteurs de données ; un traitement systématique simplifié des informations collectées est effectué pour établir des tableaux de bord ou des courbes de tendances et pour élaborer des alarmes, chose qui facilite la tâche d'établissement des programmes d'intervention.

### **5.3. Les systèmes de surveillance spécialisés**

Lorsque le coût d'un équipement et les conséquences de son indisponibilité sont élevés ou lorsque les conditions de sécurité le justifient, une surveillance spécialisée (comme les systèmes d'aide au diagnostic) doit être mise en place dans l'objectif de prévenir de façon précoce toute anomalie.

Par ailleurs, plusieurs systèmes d'aide au diagnostic font appel aux systèmes experts [4,60] ; tels que ceux appliqués sur les groupes turboalternateurs, les pompes primaires, et les structures internes des réacteurs, qu'on rencontre à EDF [17,53].

## **6. Critique des systèmes de surveillance existants**

Les deux premiers types de surveillance ont pour objectifs de rassembler les différentes informations nécessaires et à les présenter de façon simple à l'opérateur (enregistrement des courbes, élaboration d'alarmes en cas de dépassement de seuil, etc..) ; il revient alors à ce dernier de décider de la conduite à tenir; il peut cependant arriver que la décision prise par l'opérateur puisse avoir des conséquences fâcheuses ; il est donc nécessaire de définir dès le départ la conduite à tenir lorsqu'une alarme est émise [27,45].

Par ailleurs, l'expérience montre que dans bien des cas, l'anomalie existait et aurait pu être détectée avant qu'une alarme ne soit déclenchée [12].

Certes, la troisième catégorie des systèmes de surveillance précédemment cités, à savoir les systèmes d'aide au diagnostic, épargne à l'utilisateur ce flux d'informations par la disponibilité d'un programme de diagnostic ; toutefois elle nécessite la présence d'un opérateur en mesure de fournir les informations complémentaires concernant les défauts en cours de diagnostic, de valider les hypothèses fournies par le système afin que celui-ci puisse continuer son raisonnement et rendre à la fin son jugement.

Ce type de surveillance sera retenu dans le présent travail pour l'élaboration d'un système automatique de diagnostic des défaillances du système électromécanique. Ce système fait appel aux techniques de l'intelligence artificielle, dans l'objectif, en premier lieu, d'une détection automatique des défaillances, puis en utilisant le système expert pour l'interprétation des résultats de détection.

## 7. Position du problème

Pour éviter de résoudre un problème inverse de diagnostic mal posé, il est indispensable de s'appuyer sur des relations de cause à effets.

En général, le problème du diagnostic revient essentiellement à un problème de connaissance sur le modèle déterministe entre la cause et l'effet. Pour cela, il existe plusieurs méthodes de diagnostic et leurs applications dépendent essentiellement de la nature du problème à résoudre.

Le problème à résoudre en terme de diagnostic est le choix des méthodes de diagnostic et leurs implémentations dans le système de diagnostic.

## 8. Méthodes de diagnostic

### 8.1. Introduction

Le diagnostic industriel est basé principalement sur les analyses des signatures (symptômes) exploités par des experts ; afin de détecter le comportement défaillant, d'en déduire la fonction ou l'élément en dysfonctionnement (localisation), puis d'en déterminer la cause et enfin, si possible d'y remédier.

Dans la majorité des cas les experts ne disposent pas de modèles liant les causes et leurs effets ; ces raisons expliquent la grande diversité des méthodes de diagnostic industriel qui sont basées soit sur la modélisation complète des défaillances ou au contraire sur les connaissances des experts sans modélisation des défaillances[60].

D'un autre côté, la grande diversité des technologies des systèmes industriels (mécanique, thermique, électrique, etc.) ne permet pas d'utiliser une méthode universelle qui posséderait tous les avantages et aucun inconvénient.

Une méthode universelle de diagnostic industriel n'existe pas ; c'est pour cette raison que les méthodes existantes sont partagées en deux grandes familles : les méthodes internes et les méthodes externes [9,60].

Sur le graphe (fig.I.1) sont présentées les différentes méthodes de diagnostic :

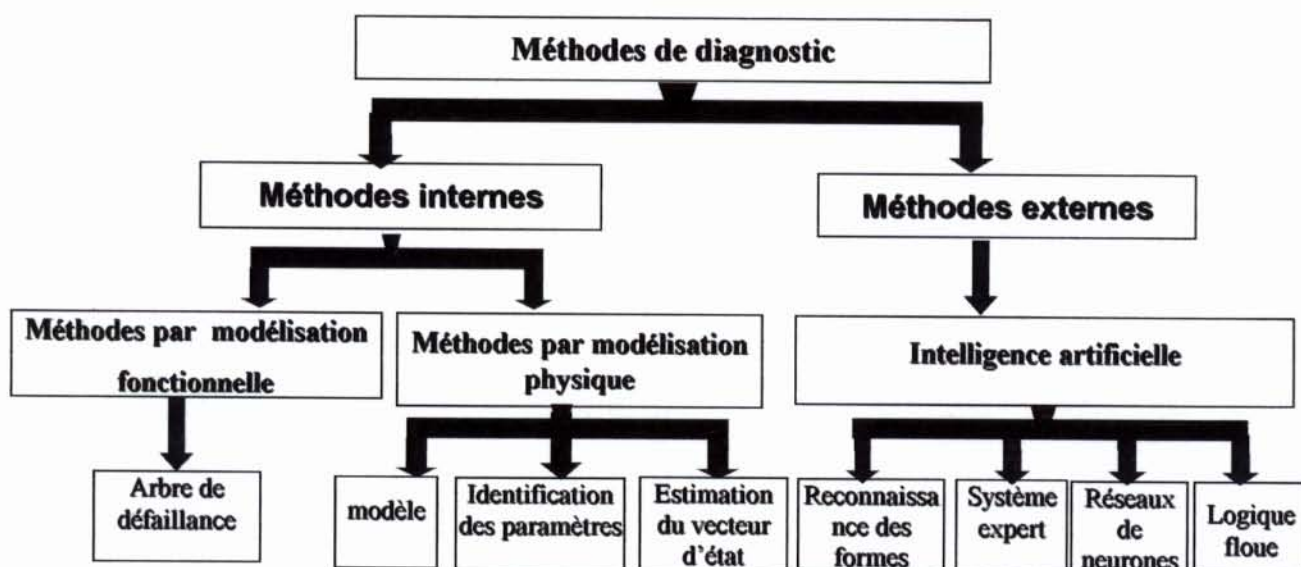


Fig.I.1 Schéma synoptique de classement des méthodes de diagnostic

## 8.2. Méthodes internes de diagnostic

Ces types de méthodes sont basés sur les techniques de modélisation [51][54][60] ; à savoir :

- les méthodes du diagnostic par modélisation fonctionnelle et matérielle ;
- les méthodes de diagnostic de défaillance par modélisation physique.

## 8.3. Les méthodes de diagnostic de défaillances par modélisation fonctionnelle et matérielle

Un système est un ensemble déterminé d'éléments interconnectés ; ces éléments sont regroupés fonctionnellement en vue de remplir une ou plusieurs fonctions. Une défaillance fonctionnelle est caractérisée par la perte d'une des fonctions d'un élément donné. Le principe des méthodes de modélisation des défaillances fonctionnelles est d'établir a priori les liens entre les causes initiales des défaillances et de leurs effets mesurables par les systèmes de traitement de l'information.

## 8.4. Méthodes de diagnostic par modélisation physique

Cette famille de méthodes, repose principalement sur les modèles mathématiques qui représentent d'une manière satisfaisante le processus réel et qui devront aussi être validés expérimentalement avant toute utilisation industrielle. Ces méthodes sont regroupées en trois grandes familles :

- les méthodes du modèle ;
- les méthodes d'identification des paramètres ;
- les méthodes d'estimation du vecteur d'état.

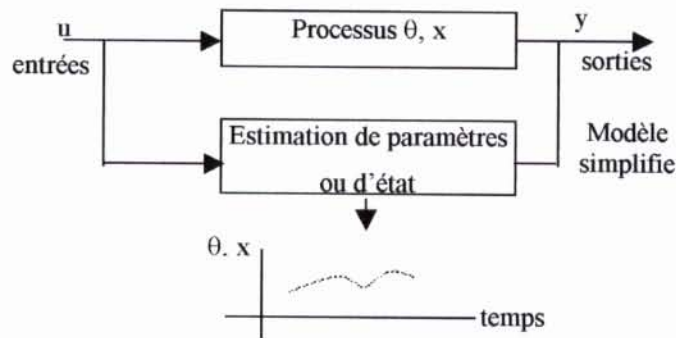


Fig I-2 : principe du diagnostic par modélisation physique

Le principe de ces méthodes, illustré sur la figure I.2 repose sur la prise en compte des observations 'u' pour remonter aux paramètres  $\theta$  ou à son vecteur d'état interne x. les éléments  $\theta$  et x ayant par définition un sens physique, la cause exacte de la défaillance devenant facile à identifier et à localiser.

Toutes ces méthodes seront détaillées antérieurement.

## 8.5. Méthodes externes de diagnostic

Ces méthodes ne nécessitent pas un modèle mathématique pour décrire les relations de cause à effet, la seule connaissance repose sur l'expertise humaine confrontée à un solide retour d'expérience [9][60].

le principe de fonctionnement de ces méthodes est divisé en trois phases [58] :

- les mesures ;
- l'extraction du caractère ;
- la classification.

Au début, les données appropriées sont mesurées, puis un vecteur de caractère est calculé. Ensuite, ce dernier réparti en une ou plusieurs classes. Quand la détection et le diagnostic sont combinés, les classes seront les suivantes : le fonctionnement normal, le défaut n°1, le défaut n°2, etc.

Donc, dans cette catégorie, on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle qui inclut la reconnaissance des formes, les réseaux de neurones, la logique floue et le système expert.

## 9. Description des méthodes internes de diagnostic

### 9.1. La méthode du modèle

La méthode du diagnostic basée sur le modèle [51] consiste à comparer les grandeurs déduites d'un modèle représentatif du fonctionnement des différentes entités du processus avec les mesures directement observées sur le processus industriel. La figure I.3 représente le fonctionnement d'un système de détection de défaillances utilisant l'approche basée sur le modèle.

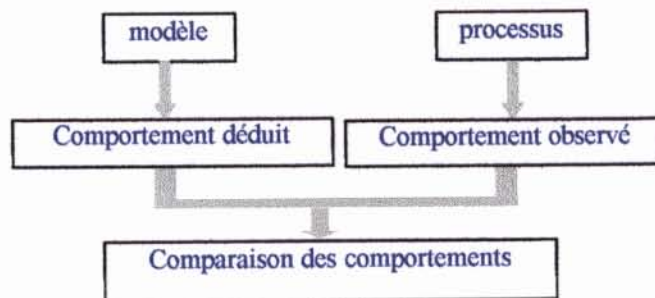


Figure I-3 : Principe de fonctionnement de la méthode du modèle

En général, pour des processus continus dotés de systèmes de régulation, il est judicieux d'utiliser un modèle prenant séparément en compte les chaînes de régulation, les actionneurs et les sous ensembles du processus industriel. Comme il a été utilisé en [54] pour un système d'entraînements électriques, le modèle possède une structure identique à celle du processus. La comparaison des comportements sert à la détection des écarts entre les signaux d'état normaux et anormaux. Les observations simultanées des signaux de sortie de comparaison permettent d'isoler rapidement le module défaillant. Cette méthode est appliquée au réseau de transmission d'énergie de la Nouvelle Zélande [51], connu par MoBFAD (c'est un système basé sur le modèle pour le diagnostic et les analyses des défaillances).

### 9.2. La méthode de diagnostic par identification des paramètres

La méthode de diagnostic par identification des paramètres [16][60] s'applique au cas très particulier où l'on souhaite suivre l'évolution de certains paramètres physiques critiques pour le fonctionnement d'un processus et qui ne sont pas mesurables directement. Par exemple l'encrassement des tubes dans un échangeur de chaleur modifie directement le coefficient d'échange thermique. Dans ce cas, il est possible à partir des mesures de

coefficient d'échange thermique. Dans ce cas, il est possible à partir des mesures de températures, des débits et des pressions (des fluides entrant et sortant) d'évaluer de façon indirecte le coefficient d'échange thermique. Le principe général des méthodes d'identification est d'estimer les paramètres internes physiques représentés par un vecteur paramètre  $\theta$  du modèle à partir de la connaissance des signaux d'entrées 'u' et de sortie 'y' mesurées sur le processus industriel par des méthodes appropriées[60].

Dans cette approche, il peut arriver quelquefois que les paramètres du processus aient des relations compliquées avec les coefficients physiques du processus ; souvent le mauvais fonctionnement affecte ces derniers. Alors les relations entre les paramètres et les coefficients doivent être uniques et de préférence connues avec précision. Néanmoins ce dernier cas est rare [9].

### 9.3. Méthode du diagnostic par estimation du vecteur d'état

Grâce à la représentation d'état du système [49][54] il est possible de connaître tous les états internes de ce dernier. La représentation d'état s'écrit :

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \tag{I.1}$$

avec :

$x(t)$  : le vecteur de dimension  $n$  ;

$u(t)$  : le vecteur de commande ou d'entrée de dimension  $p$  ;

$y(t)$  : le vecteur de mesure de dimension  $m$  ;

$A(n \times n)$ ,  $B(n \times p)$ ,  $C(m \times n)$  matrices constantes données ;

$n$  : l'ordre du module.

Les éléments des matrices  $A, B, C$  représentent les paramètres physiques du processus et sont supposés connus. En règle générale, toutes les composantes du vecteur d'état  $x$  ne sont pas accessibles à une mesure directe.

Le principe du diagnostic à l'aide du vecteur d'état consiste à estimer par des techniques appropriées toutes les composantes du vecteur d'état  $x$  à partir de la connaissance du vecteur mesuré  $y$ . L'analyse du comportement des estimations des différentes composantes du vecteur d'état qui ont un sens physique permet la réalisation du diagnostic.

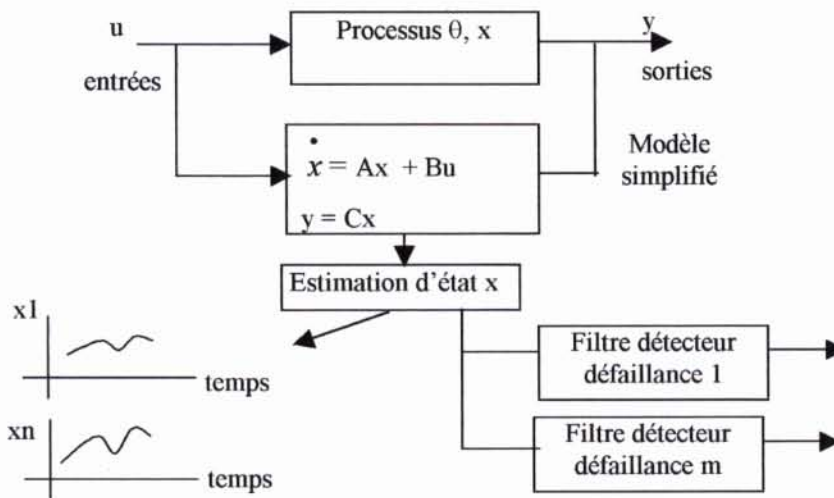


Fig I- 4 : diagnostic avec un banc de filtre détecteur de défaillance

Pour faciliter l'interprétation des estimations du vecteur d'état il est possible d'utiliser des dispositifs appelés filtres détecteurs d'erreurs dont les réponses sont spécifiques à une défaillance donnée [55]. Le schéma de principe est donné sur la figure I.4.

Les méthodes du diagnostic par les techniques d'estimation du vecteur d'état sont performantes à la condition que la structure du modèle reflète exactement le comportement du système. Celles-ci ont fait leurs preuves principalement dans les domaines spatial et aéronautique où les modèles de la dynamique du vol sont parfaitement connus.

#### 9.4. Diagnostic par traitement du signal

Le diagnostic est réalisé par la détection d'un écart obtenu à partir de la signature observée avec une signature de référence, ce principe de comparaison est appelé principe de corrélation et il utilise les caractéristiques des signaux dans les domaines temporel ou fréquentiel ou les deux conjointement [12].

En effet, la fonction de corrélation de deux signaux exprime les variations de la similitude existante entre ces signaux. Si sa valeur est proche d'une valeur maximale possible, on dit que ces deux signaux sont corrélés, si la corrélation est nulle, on dit qu'ils sont non corrélés [3][44], et la relation d'intercorrélation est traduite par l'expression suivante [3][7] :

$$\varphi_{xy}(k) = E\{x(l), y(l, k)\} \quad (I.2)$$

où : E est l'espérance mathématique

$$\varphi_{xy}(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(l)y(l+k)dl \quad (I.3)$$

avec :

$x(l)$  : le signal de référence (signal pouvant représenter, entre autres, un comportement sans défaillance);

$y(l+k)$  : le signal enregistré sur le fonctionnement d'un équipement (ou une défaillance est enregistrée), et décalé dans le temps.

Traduite sous forme discrète, l'expression (I.3) devient :

$$\varphi_{xy}(k) = \sum_{l \in \mathbb{N}} x(l)y(l+k) \quad (I.4)$$

La fonction d'intercorrélation est très adaptée pour la détection des défaillances.

Il suffit pour cela de fixer un seuil  $k$  de  $|\varphi_{xy}(k)|$  pour affirmer que les signaux  $x(l)$  (signal correspondant à toute absence de défaillance) et  $y(l)$  signal correspondant à un fonctionnement de l'équipement pouvant renfermer une défaillance. On peut aussi mesurer la similitude entre les deux signaux, en appliquant la fonction de cohérence notée  $\Gamma_{xy}(k)$  des signaux  $x(l)$  et  $y(l)$  et qui s'exprime par la relation suivante :

$$\Gamma_{xy}(k) = \frac{\varphi_{xy}(k)}{\sqrt{\varphi_{xx}(k)\varphi_{yy}(k)}} \quad (I.5)$$

Les deux signaux  $x(t)$  et  $y(t)$  sont cohérents, c'est à dire représentant une meilleure similitude, si  $\Gamma_{xy}$  est voisine en module de 1 ; si  $|\Gamma_{xy}| \ll 1$  les deux signaux sont complètement différents .

Dans le domaine fréquentiel, on applique la transformée de Fourier sur la fonction de corrélation (du défaut enregistré et du défaut de référence) ce qui permet d'aboutir au spectre  $\Phi_{xy}(f)$  [7][40][52].

$$\Phi_{xy}(f) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \varphi_{xy}(k) e^{-2\pi i k t} = \overline{X}(f)Y(f) \quad (I.6)$$

où

$X(f)$  et  $Y(f)$  désignent les spectres complexes des signaux  $X(k)$  et  $Y(k)$ .

On peut l'exprimer en décomposant  $\Phi_{xy}(f)$  dite aussi puissance d'intercorrélation en écrivant sa partie réelle et imaginaire :

$$\Phi_{xy}(f) = Re[\Phi_{xy}(f)] + j Im[\Phi_{xy}(f)]$$

avec :

$$Re[\Phi_{xy}(f)] = \sum_{-\infty}^{+\infty} \varphi_{xy}(k) \cos(2\pi k) \quad (I.7)$$

$$Im[\Phi_{xy}(f)] = -\sum_{-\infty}^{+\infty} \varphi_{xy}(k) \sin(2\pi k)$$

On peut également l'exprimer sous forme de module et d'argument :

$$|\Phi(f)| = |x(f)||y(f)| \quad (I.8)$$

$$Arg\Phi_{xy}(f) = Arg[y(f)] - Arg[x(f)] \quad (I.9)$$

↳ Dans ce cas le terme  $|\Phi(f)|$  est appelé spectre d'amplitude d'intercorrélation et il exprime la répartition fréquentielle de l'amplitude d'intercorrélation en fonction de la fréquence ;

↳ Le terme  $Arg\Phi_{xy}(f)$  est appelé spectre de phase d'intercorrélation.

↳ Il ressort de la représentation fréquentielle que le signal du défaut enregistré peut faire l'objet d'une comparaison par rapport au signal de référence, chose qui permet, par conséquent une identification.

D'un autre côté, il y a lieu de se référer aux critères d'interprétation suivants :

↳ la transformée de Fourier d'une fonction d'autocorrection n'est autre que le spectre d'énergie du signal et, par conséquent, de son spectre d'amplitude ;

↳ le spectre de phase ne se manifeste pas pour la fonction d'autocorrection .

↳ Pour la fonction de cohérence on procède de la même manière.

$$\Gamma_{xy} = \frac{|\Phi_{xy}(f)|}{\sqrt{\Phi_x(f)\Phi_y(f)}} \quad (I.10)$$

où :

$\Phi_{xy}$  : le spectre d'intercorrélation  $\varphi_{xy}$  ;

$\Phi_x$  : le spectre d'autocorrection  $\varphi_x$  ;

$\Phi_y$  : le spectre d'autocorrection  $\varphi_y$  .

Deux cas peuvent se présenter :

- si  $|\Gamma_{xy}| \approx 1$  la similitude est acceptable ;
- si  $|\Gamma_{xy}| \ll 1$  les signaux dans la bande fréquentielle considérée sont complètement différents.

En fait, l'examen du signal temporel permet d'avoir une idée globale sur le signal. Par contre, le diagnostic basé sur la représentation conjointe temps-fréquence, permet la localisation de l'énergie du spectre suivant les axes temporel et fréquentiel. En particulier, les représentations temps-fréquence permettent d'améliorer les connaissances sur des phénomènes physiques qui se déroulent lors de différentes phases du cycle machines (cycle de vérification) [1].

Parmi toutes les représentations développées, celle de Wigner-ville a été largement étudiée. La transformée de Fourier à court terme STFT ou spectrogramme est utilisée pour représenter l'information dans le domaine temps – fréquence non stationnaire. Pour un signal temporel continu  $x(t)$  la transformée de Fourier est définie par :

$$X(f) = F[x(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (I.11)$$

Cette transformation sera l'application d'une fonction fenêtre adéquate appliquée au signal d'origine et l'évaluation de la transformée de Fourier conventionnelle au résultat qui est une séquence à longueur finie. La STFT du signal  $x(t)$  par rapport à une fenêtre d'observation d'Argowt [1], est donnée par :

$$X_w(t, f) = \int_{-T/2}^{T/2} x(\tau) w(\tau - t) \exp(-2j\pi f\tau) d\tau \quad (I.12)$$

où  $w(\tau)$  est fonction fenêtre (fenêtre d'observation), et satisfait  $w(\tau) = 0$  pour  $|\tau| > T/2$ .

$$w(\tau) = 1 \text{ si } -T/2 < \tau < T/2 \\ = 0 \text{ ailleurs.}$$

## 9.5. Méthode de l'arbre de défaillance

C'est une méthode inductive [42], avec laquelle on introduit toutes les combinaisons d'événements possibles qui entraînent la réalisation d'un événement unique indésirable. Les conditions et les événements sont organisés sous la forme d'un arbre utilisant des symboles logiques « et » et « ou ». Les défaillances identifiées dans l'arbre sont relatives aux défaillances des matériels, à des erreurs humaines ou à tout autre élément significatif.

L'arbre de défaillances est constitué de niveaux successifs d'événements tel que chaque événement à un niveau donné est généré à partir de combinaisons logiques d'événements de niveau inférieur [60]. Cette procédure est répétée jusqu'à atteindre les événements appelés événements de base.

## 10. Description des méthodes externes de diagnostic

### 10.1. Méthode de reconnaissance des formes

Parmi toutes les approches du diagnostic, la reconnaissance des formes est une technique de définition d'algorithmes permettant de classer des objets dont l'aspect a varié par rapport à un objet type. Il s'agit de définir à quelle forme-type une forme observée ressemble le plus [4,17,30,60].

Dans ce cas, la forme est définie par un ensemble de 'd' paramètres appelés caractères qui sont les composants du vecteur forme  $x$  ; les prototypes sont les points représentatifs du vecteur forme dans l'espace à 'd' dimensions ;

Dans un problème de reconnaissance des formes on suppose généralement que les formes  $x$  à classer appartiennent à  $M$  catégories bien déterminées appelées classes et notées  $w_1, w_2, \dots, w_m$ .

Compte tenu du bruit de mesure les vecteurs appartenant à une classe donnée  $w_i$  forment une zone particulière dans l'espace de dimension  $d$ .

Le problème de la reconnaissance des formes consiste à déterminer les formes séparant les  $M$  classes dans le but de pouvoir ultérieurement classer une nouvelle forme  $x$  lors de l'opération de classification ou de discrimination [19][30].

La procédure de diagnostic basée sur les techniques de reconnaissance des formes met en œuvre quatre étapes principales qui sont résumées sur la figure (I.5).

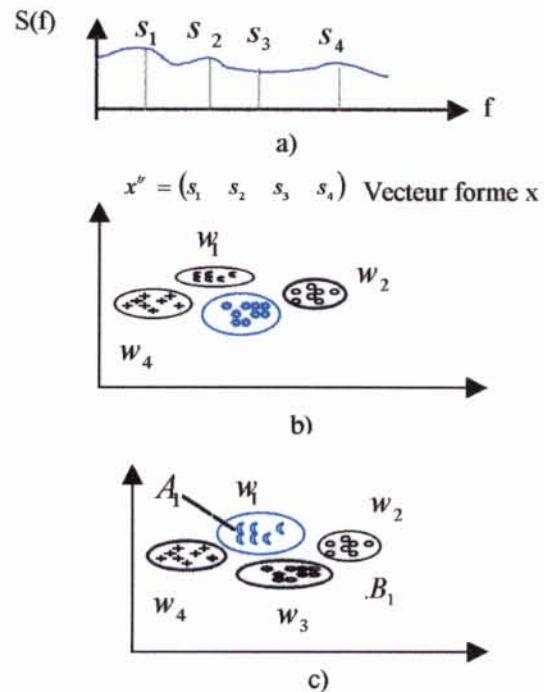
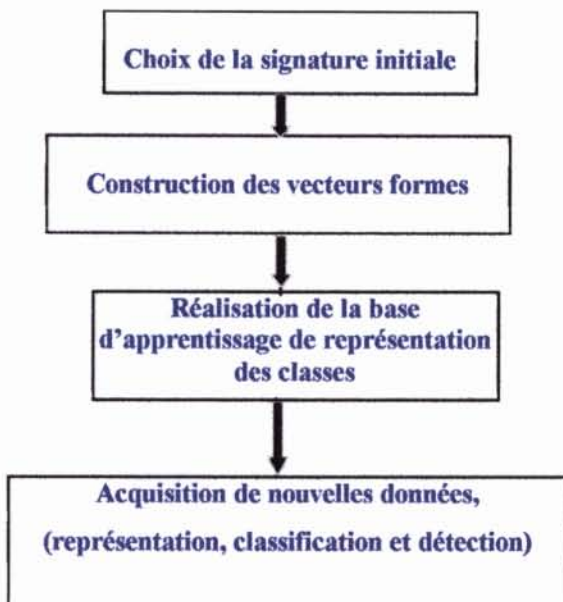


Fig.I.5 Procédure de diagnostic basée sur la technique de la reconnaissance des formes

Dans ce cas, la dernière phase correspond évidemment à l'exploitation du système de diagnostic .

D'autre part, après l'acquisition d'une nouvelle signature, on calcule la forme associée dans l'espace de présentation et on procède à sa classification, chose qui se réalise sans difficulté (par exemple, il faudra prendre la décision de rejeter le point B ou de le caser dans une nouvelle classe).

## 10.2. Diagnostic par systèmes experts

Un système expert doit fournir des réponses associées à une situation donnée sachant que la complexité du domaine étudié ne permet pas d'établir a priori toutes les configurations possibles des situations ; ainsi un spécialiste du dépannage réalise son diagnostic à l'aide d'une description partielle de la situation.

A partir de l'ensemble de symptômes dont il dispose, il peut déduire toutes les conclusions possibles, élaborer de nouvelles hypothèses et approfondir son diagnostic en exploitant des informations supplémentaires collectées sur le système à diagnostiquer [60].

Un système expert est constitué de plusieurs éléments principaux [16][60] (voir la fig.I.6) dont on peut citer :

### 10.2.1. la base de connaissances

La base de connaissances est souvent la partie stable du système, elle est immédiatement exécutée dès l'appel du système et c'est elle qui rassemble les connaissances nécessaires à la résolution des problèmes du domaine.

### 10.2.2. la base de faits

Les faits sont les objets élémentaires de l'application ; la base de faits qui au départ contient les informations initiales relatives au domaine s'enrichit progressivement de conclusions ou de nouveaux faits déduits par le moteur d'inférence.

### 10.2.3. le moteur d'inférence

Le moteur d'inférence exploite de façon indépendante les informations contenues dans la base de faits et la base de connaissances pour fournir une solution au problème donné. Par ailleurs, le moteur d'inférence produit dans son mécanisme de raisonnement de nouveaux faits qui sont mémorisés dans la base de faits.

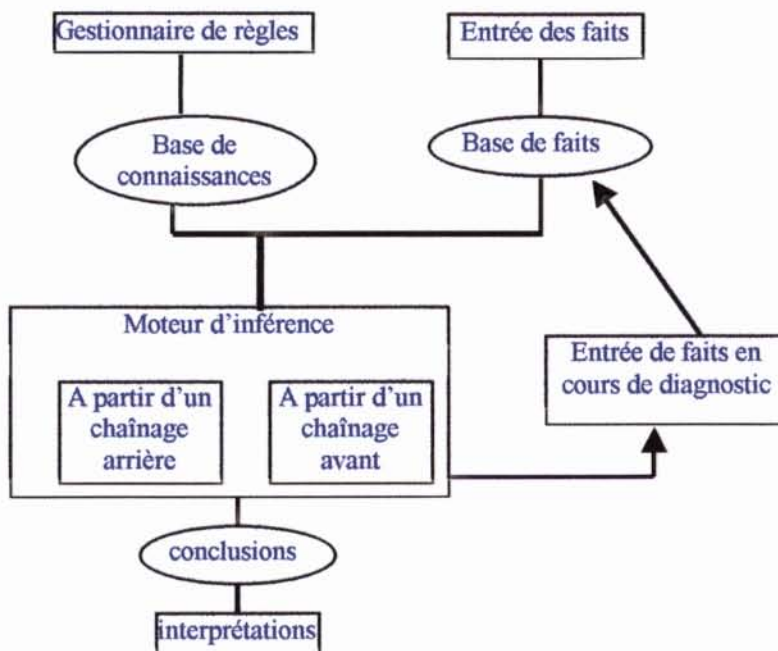


FIG.I.6 : Architecture générale d'un système expert de diagnostic

### 10.3. Diagnostic par logique floue

Cette approche, contrairement à la logique du tout ou rien de G.Boode, a pour but la prise en compte de la logique de la pensée humaine qui est approximative.

Le concept de sous-ensemble flou a été introduit pour prendre en compte l'imprécision. La fonction d'appartenance à un ensemble flou prend des valeurs sur l'intervalle  $[0,1]$ . Celles-ci expriment le degré d'appartenance d'un élément à cet ensemble : 0 pour la non appartenance stricte et 1 pour l'appartenance stricte [7][9].

Le principe de fonctionnement du diagnostic basé sur la logique floue consiste à extraire et à calculer les signaux d'entrée, en utilisant les règles linguistiques représentées sous forme de fonctions d'appartenances, ces règles peuvent contenir tous les modèles possibles qui correspondent au mode de défaut considéré [19][21].

En général, la procédure de fonctionnement d'un système flou est accomplie en trois étapes :

- La fuzzification ;
- L'inférence ;
- La défuzzification .

Le bloc fuzzification contient en général un traitement de données préliminaires ; ces données sont alors traitées par des règles linguistiques, ce qui nécessite leur définition par des fonctions d'appartenance. La fuzzification fournit une série de variables floues, réunies par un vecteur, qui va être introduit au bloc d'inférence .

Dans le bloc inférence, les valeurs des variables linguistiques sont liées par plusieurs règles qui doivent tenir compte du comportement statique et dynamique du système (des effets du système à diagnostiquer) .

Dans la dernière étape, il faut transformer la valeur floue (linguistique) en une valeur déterminée pour déduire l'état du système, ceci se faisant dans le bloc défuzzification ; en [21][54] on rencontre les applications de cette méthode pour le diagnostic des machines asynchrones.

### 10.4. Diagnostic par réseaux de neurones

Cette méthode fait partie des méthodes de diagnostic externes, elle utilise la classification automatique des signaux et des formes [18][60].

Le principe de fonctionnement des réseaux de neurones [9] est inspiré des mécanismes de fonctionnement du cerveau humain . De l'extérieur, le réseau de neurones se présente comme une 'boite noire ' qui reçoit des signaux d'entrée et qui fournit les réponses appropriées.

Dans le cas du diagnostic, les différents états de fonctionnement normaux et anormaux sont le plus souvent caractérisés par des signatures. L'opérateur humain, après avoir mémorisé et appris les différentes formes de signatures associées à un état déterminé, est capable à la lecture d'une nouvelle signature d'identifier très rapidement l'état de la machine. Si la nouvelle signature est déjà apprise, il devra l'interpréter et la mémoriser. En général, le RNA permet de reconstituer le processus de raisonnement humain décrit ci-dessus.

Par ailleurs, un réseau de neurones est défini par [60] :

- la nature des cellules élémentaires qui le constituent (binaires ou continues) ;
- l'architecture et le nombre des couches du réseau ;
- la nature des connexions ;
- les méthodes d'apprentissage ;
- les performances de classification ;
- les mécanismes de mémorisation .

## 11. Analyse critique des méthodes de diagnostic existantes

Les performances des méthodes de diagnostic basées sur la modélisation dépendent très fortement de l'utilisation du modèle, dont l'obtention exige un grand effort. En plus, le changement d'une équation conduit en général au changement d'autres équations ou d'autres paramètres. De ce fait, le modèle obtenu ne peut pas être considéré comme étant exact ou performant et par conséquent le système de diagnostic ne sera pas fiable.

Les méthodes basées sur l'estimation d'état ou l'estimation des paramètres ont des relations compliquées entre les coefficients physiques et les paramètres. Ces relations, doivent être uniques et de préférence connues exactement alors que ce dernier cas est rarement réalisable. Pour l'estimation du modèle dynamique d'un processus, il doit être linéarisé autour d'un point de fonctionnement, donc les résidus, c'est à dire les différences entre les variables mesurées et les variables estimées sont généralisées et la détection du défaut est exécutée en utilisant les méthodes de test [55]. Cette approche exige relativement une connaissance exacte des paramètres d'un modèle linéarisé. C'est à dire le processus doit fonctionner aux alentours du point où la linéarisation a été effectuée, parce que le modèle est valide seulement au voisinage de ce point de fonctionnement.

Quant aux méthodes externes de diagnostic, elles ne nécessitent pas la connaissance du modèle mathématique du processus pour la détection d'une défaillance, mais elles nécessitent les données représentatives pour les apprendre; ces données sont obtenues à partir de l'expertise humaine basée sur le retour d'expérience (sur le système); ces méthodes sont simples à appliquer ou à réaliser mais la tâche de calcul dépend beaucoup des données du problème à étudier. D'un autre côté, ces méthodes sont plus flexibles dans le cas de changement de paramètres, car dans la phase de construction du système de détection, on peut prévoir les défauts en tenant compte du changement des paramètres ; en outre, on peut considérer cette opération dans la phase d'apprentissage dans le cas d'application des réseaux de neurones et la phase de fuzzification dans le cas d'application de la technique de la logique floue.

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 [21]. 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 [18,21,58,60].

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.

En ce qui concerne les méthodes externes, la méthode retenue dans le présent travail est la technique des réseaux de neurones. Ce choix est justifié par les avantages que possède cette technique à savoir :

## 12. Conclusion

Dans le présent chapitre ont été exposées les étapes nécessaires à la mise en place d'un système d'aide au diagnostic ( analyse de la problématique du diagnostic) ; une étude critique sur les différents systèmes de diagnostic existants a été ensuite effectuée, chose qui a permis de situer quelques insuffisances parmi lesquelles :

- l'abondance d'informations à laquelle est confronté l'opérateur ;
- la difficulté, parfois, d'une prise de décision dans l'immédiat (cas d'émission(s) d'alarme(s)) ;
- la nécessité de la disponibilité permanente d'un personnel spécialisé.

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

Par ailleurs, le chapitre suivant sera consacré à l'élaboration de l'architecture du système automatique de diagnostic des défaillances par application de la technique des réseaux de neurones artificiels.

# **CHAPITRE II**

**Développement de l'architecture du système  
automatique de diagnostic**



---

## Chapitre II

# Développement de l'architecture du système automatique de diagnostic

---

## 1. INTRODUCTION

Le problème de diagnostic consiste avant tout à résoudre le problème inverse de la relation de cause à effet par des symptômes observables.

En fait, le diagnostic automatique s'opère en deux phases : dans la première, on met à jour la détection des défaillances (la recherche de symptômes), dans la deuxième, on identifie la cause de cette dernière à l'aide d'un raisonnement logique pour qu'elle soit isolée.

Par ailleurs, l'architecture du système automatique de diagnostic élaborée précédemment au sein du laboratoire de recherche sur l'électrification des entreprises industrielles (par l'Equipe de Recherche sur les Economies de l'Energie Electrique [12][13]), est caractérisée par certains inconvénients.

A cet effet, le présent chapitre est consacré, d'une part, à l'étude de l'architecture constitutive du système automatique de diagnostic, en vue d'une amélioration, (proposition d'une autre architecture) et, d'autre part, à la comparaison de ces deux architectures en présentant les avantages de l'utilisation des réseaux de neurones en tant que système de traitement de l'information (pour la détection). Par la suite la méthodologie qui correspond à ce nouveau système de diagnostic est déduite.

## 2. Description de l'architecture existante du système automatique de diagnostic des défaillances

### 2.1. Introduction

L'architecture interne du système automatique de diagnostic des défaillances, se compose de deux sous-systèmes. Le premier effectue la procédure d'acquisition et de traitement de l'information (segmentation, paramétrisation et représentation), tandis que le deuxième sous-système (bloc RNA lié a un système expert) a pour rôle de détecter les défaillances, qui peuvent surgir sur le système électromécanique et de délivrer un protocole de maintenance, comportant : un prédiagnostic, un diagnostic et un listing des travaux à réaliser.

## 2.2. sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de l'information (SACI)

### 2.2.1. Description du SACI

Le sous-système SACI comporte une chaîne de mesure à l'aide de capteurs  $C_1, C_2, \dots, C_n$ , des conditionneurs de signaux  $K_1, K_2, \dots, K_n$ , un multiplexeur, un filtre anti-repliement (FAR), un convertisseur analogique-numérique (CAN) et un module de traitement de l'information réalisé à base d'un logiciel d'analyse spectrale.

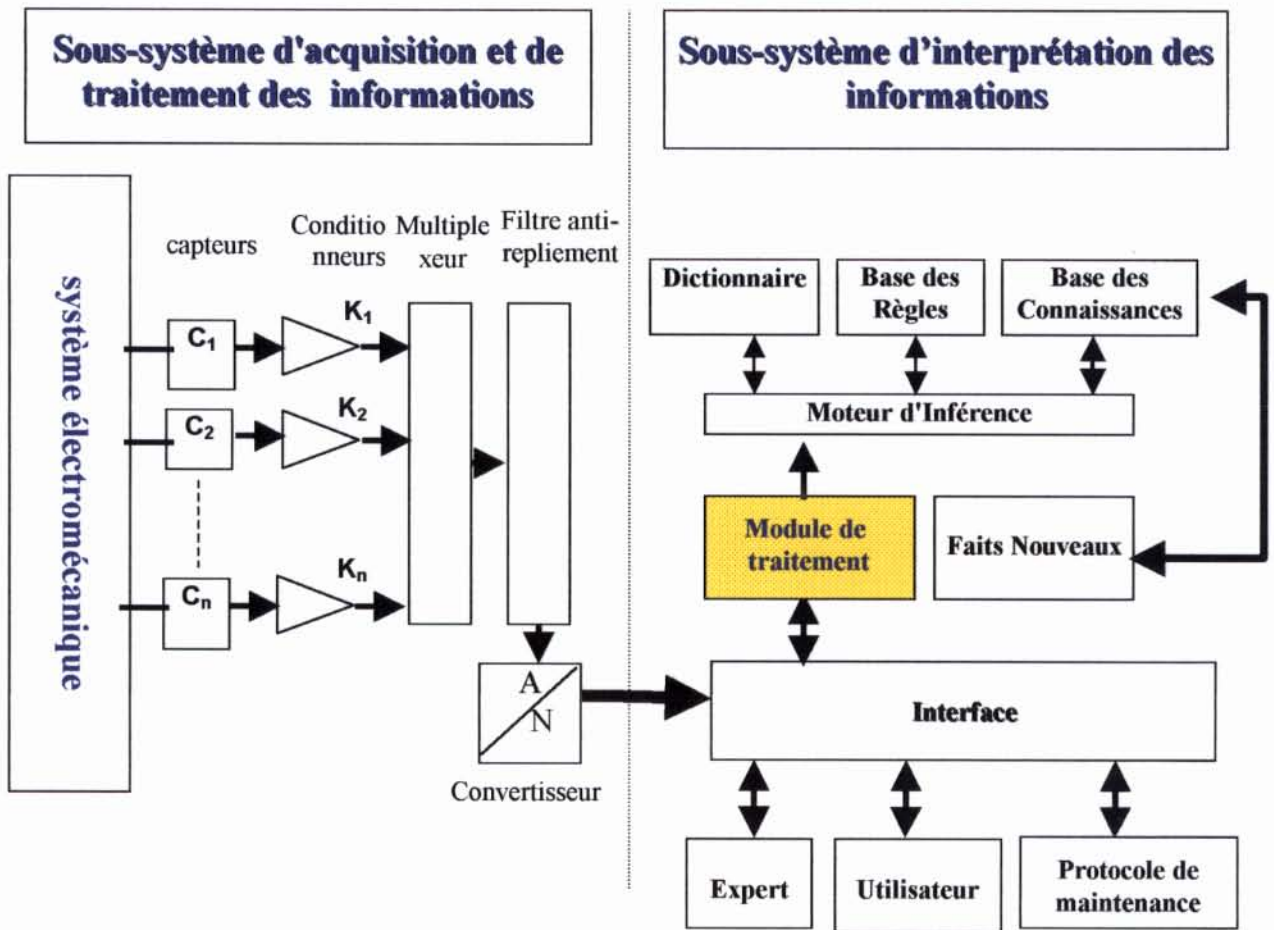
Le contrôle de l'état technique des machines asynchrones est effectué par les capteurs de vibrations et de grandeurs électriques (tension, courant, etc.). Les signaux  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_n(t)$  des sorties des capteurs à travers les conditionneurs parviennent à l'entrée du filtre anti-repliement à travers le multiplexeur temporel.

Le filtre FAR permet de limiter la bande passante des signaux avant leurs conversions en signaux numériques par le Convertisseur Analogique-Numérique (CAN) à 08 bits afin d'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 de l'information pour diminuer l'erreur de troncature causée par la limitation de la bande passante et la non-périodicité des signaux  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_n(t)$ .

### 2.2.2. Rôle du module de traitement de l'information

Le module de traitement de l'information (MTI) permet :

- d'effectuer l'analyse spectrale de l'état initial et instantané ainsi que de trouver le modèle mathématique du système ;
- d'obtenir la fonction de transfert du système  $H(Z)=S(Z)/U(Z)$  où  $S(Z)$  et  $U(Z)$  sont l'entrée et la sortie intéressant l'utilisateur ;
- de comparer l'amplitude des spectres instantanés avec le spectre initial ; cette comparaison peut mettre en évidence soit une forte évolution d'amplitude, soit l'apparition de nouvelles composantes fréquentielles du spectre ;
- l'interprétation du spectre dans le but de relier l'effet à la cause ;
- l'analyse de corrélation ;
- la classification des défauts.



**Fig II.1 : Architecture du système automatique de diagnostic des anomalies d'un système électromécanique [12,13,40]**

### 2.2.3. Les fonctions du sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de données

La composition du SACI-MTI comporte quatre fonctions essentielles :

#### a-Le prélèvement des informations:

Le suivi de l'état de fonctionnement des systèmes électromécaniques est assuré par des capteurs des grandeurs électriques (tensions, courants, etc.) et de vibrations (de type accélérométrique). En fait les capteurs des grandeurs électriques peuvent être utilisés pour mesurer la tension à la sortie du circuit de commande et ainsi que les courants délivrés par la machine asynchrone et le convertisseur ; tandis que l'accéléromètre permet de mesurer la vitesse de vibration ou de déplacement pour recueillir aussi des informations sur la partie externe de la machine à partir d'une mesure externe grâce à la liaison mécanique entre la source de vibration et l'élément sensible.

#### b- le conditionnement du signal :

Le conditionnement a pour rôle de transformer le signal mesuré en un signal électrique qui peut être adapté aux entrées de l'interface et exploité par le module de traitement). Par exemple pour l'accéléromètre, sa sortie délivre des charges électriques, dans ce cas, le conditionneur est constitué d'un amplificateur à haute impédance, alors que le conditionneur utilisé dans le cas des capteurs des grandeurs électriques délivre généralement, une tension à basse impédance.

#### c- le traitement de données :

A la sortie du conditionneur le signal est à large bande (de quelques HZ à 100 KHZ) et il contient la totalité de l'information ; le traitement au sens le plus général consiste à extraire de ce signal la ou les parties les plus significatives du phénomène électrique ou mécanique envisagé pour obtenir un nouveau signal directement représentatif de ce phénomène. En réalité le choix du pas d'échantillonnage implique en pratique une connaissance a priori sur l'étendue spectrale du signal analogique à échantillonner. En pratique, les signaux industriels utilisés en diagnostic ne sont pas à support borné et pour cette raison, seules des méthodes de type essais-erreurs permettent un choix optimal de repliement de spectre, il faut alors filtrer les signaux  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_n(t)$ , avant échantillonnage, avec un filtre passe bas pour éliminer les hautes fréquences au-delà de la valeur de la fréquence du signal [60].

#### d- l'acquisition des données :

Les données analogiques délivrées par les capteurs doivent être numérisées et transférées dans la mémoire de l'ordinateur, ce processus est appelé acquisition des données, cette dernière est assurée par le convertisseur CAN dont le principe de fonctionnement est montré sur la figure (fig II.2).

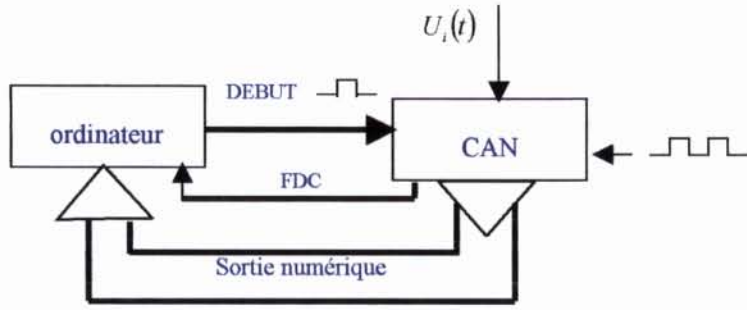
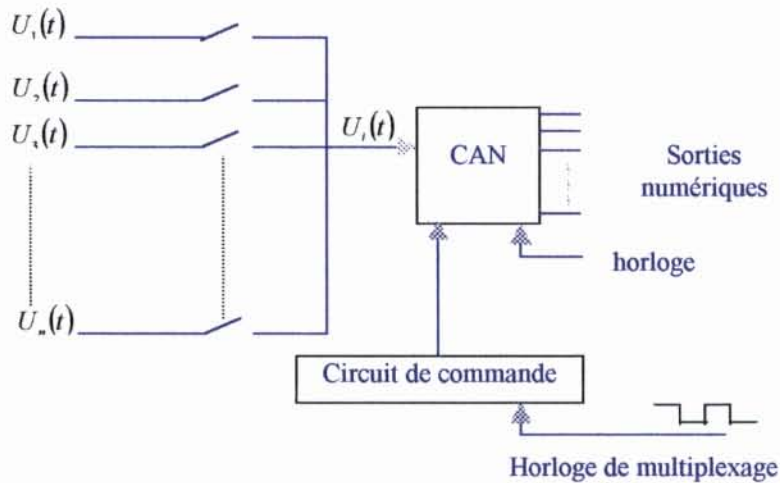


Fig II.2 Principe de conversion analogique numérique

Sur la figure II.2 un micro-ordinateur est relié à un CAN en vue d'acquérir des données. L'ordinateur génère des impulsions DEBUT qui lancent chaque nouvelle conversion AN. Le signal FDC produit par le CAN est communiqué à l'ordinateur. Ce dernier surveille le signal FDC pour savoir quand la conversion AN courante prend fin, ensuite il transfère les données numériques de la sortie du CAN vers la mémoire. Le processus de lancement d'une impulsion DEBUT, d'examen de la borne FDC, et de mémorisation du résultat numérique du CAN est dirigé par un programme qu'exécute l'ordinateur. c'est ce programme d'acquisition des données qui fixe le nombre de points du signal analogique qui sera placé en mémoire (pas d'échantillonnage). Par ailleurs, pour pouvoir convertir avec ce CAN tous les signaux provenant de tous les capteurs, on peut recourir à un temps partagé de CAN. Le schéma de base de telle solution est illustré sur la figure II.4.



FigII.3. principe de multiplexage entre les signaux analogiques

L'horloge de multiplexage contrôle le rythme avec lequel les signaux analogiques sont aiguillés séquentiellement vers le CAN. En réalité de nombreux CAN intégrés possèdent dans leur boîtier le circuit de multiplexage. Dans notre cas, pour avoir une bonne précision de la valeur acquise, on doit disposer d'un grand nombre de bits par exemple 12 ou 16 et qui peut faire le multiplexage de 16 entrées à la fois, en vue d'une réalisation pratique du système élaboré.

## 2.3. Sous-système d'interprétation de l'information (IES)

### 2.3.1. Description du système d'aide à la décision (système expert)

C'est un prototype d'un générateur de systèmes experts élaboré au sein du laboratoire des économies d'énergie électrique (ex. INHC)[11][13]. Dans notre cas, l'application de ce module a pour rôle d'interpréter les informations provenant du MTI (module de traitement de l'Information).

Les principaux éléments de base constituant l'I.E.S sont les suivants :

#### ➤ La base de connaissances (BC) de l'IES :

La base de connaissances, peut être imaginée comme étant pour le système expert ce que constitue la base de données pour un 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 [15][36].

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 [36].

#### ➤ La base de faits (BF) :

La base de faits contient à tout moment, à travers le module de traitement d'information (dans la nouvelle architecture à travers le RNA), ce que le système a appris sur le problème étudié.

#### ➤ Le moteur d'inférence :

le moteur d'inférence, quant à lui, est le programme qui exploite la connaissance. Pour ce faire, il nécessite la définition d'une stratégie de contrôle. 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 résoud les problèmes en exploitant la base de connaissances en fonction de la situation courante fournie par la base de faits [36].

#### ➤ 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 premier sous-système et, d'autre part, entre le système expert et l'utilisateur en vue de lire les informations délivrées par le système expert et d'introduire des données dans la base de connaissance.

### 2.3.2. Les fonctions du sous-système d'interprétation de l'information

Le système expert proposé 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.

### **3. Critique de l'architecture existante du système automatique de diagnostic des défaillances des machines asynchrones**

L'architecture du système automatique de diagnostic élaborée précédemment [13][12], était caractérisée par certains inconvénients liés, d'une part, 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. Ceci 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, une seule grandeur indicatrice du défaut (le courant statorique) a été utilisée, ce qui entraînera peut être 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 [46].

Par ailleurs, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour le diagnostic des défaillances de la machine asynchrone ne nécessite pas la modélisation et la simulation de ces régimes de fonctionnement. En effet, dans ce cas, il est possible de copier la relation existante entre le signal d'entrée (signal de référence) et sa sortie correspondante (désirée) sans faire appel au modèle mathématique. De plus, avec le vieillissement et/ou le changement d'ambiance de la machine asynchrone, les RNA restent toujours efficaces (dans ces cas, il suffit de refaire l'apprentissage en fonction de l'état nouveau de la machine).

Les RNA donnent la possibilité de classer les défauts, chose qui rend la phase d'identification de la cause de défaillance aisée et plus efficace.

En outre, les travaux actuellement publiés [5,18,33,47,58] démontrent que les RNA possèdent des propriétés uniques qui ont permis des applications très intéressantes notamment pour le diagnostic des processus et des équipements industriels, à savoir, entre autres [14,26,32,60] :

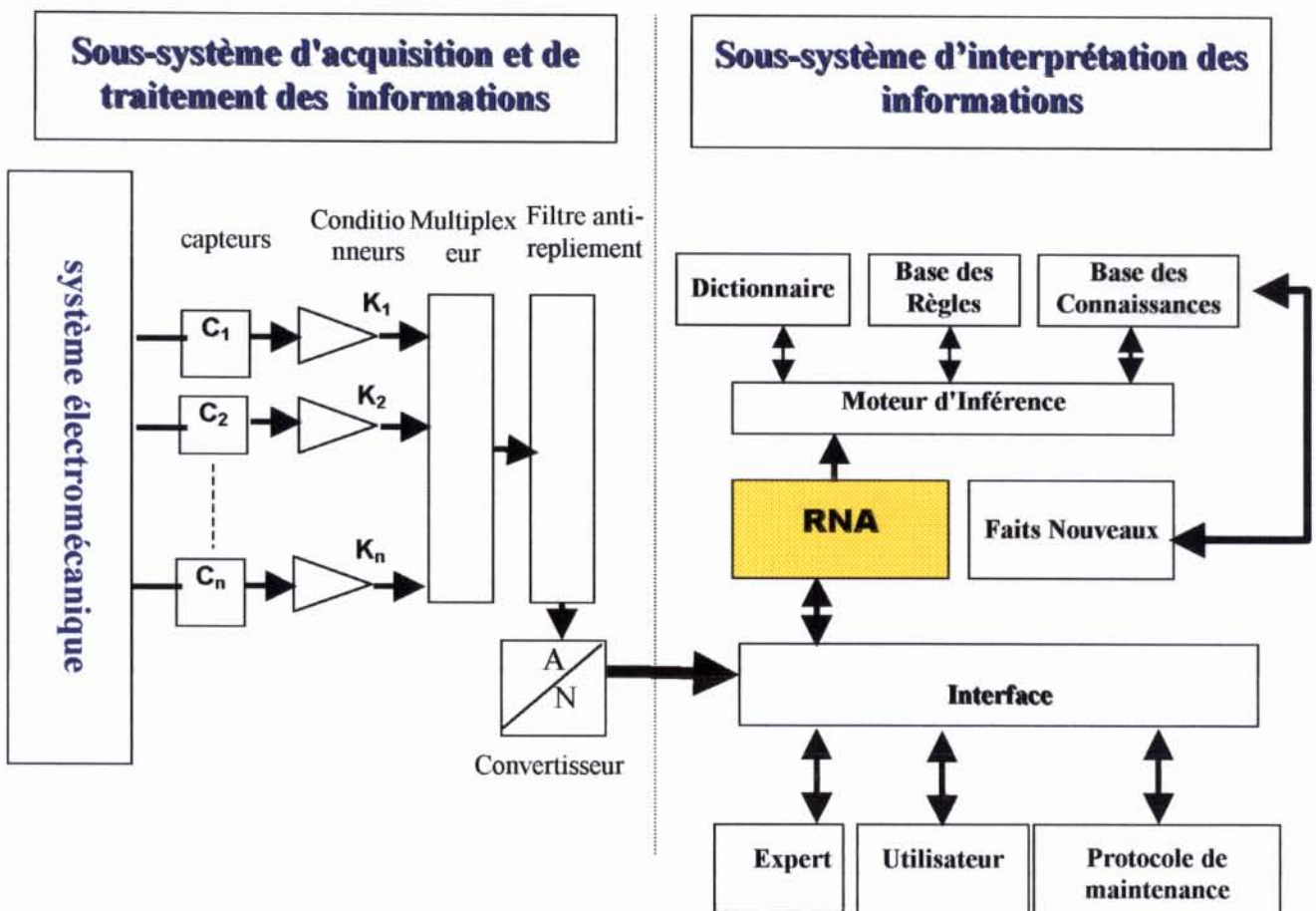
- Leur facilité de construction
- Une fois créé un RNA fonctionne comme une fonction logique en prenant peu de place mémoire et peu de temps de calcul ;
- leur robustesse ;
- Leur capacité d'adaptation, les RNA ont la capacité d'apprendre des règles à partir d'exemples ;
- Le parallélisme des traitements.

#### 4. proposition d'une nouvelle architecture du système automatique de diagnostic des défaillances des machines asynchrones

Pour pouvoir exploiter les avantages de la technique des RNA et afin d'améliorer la précision et la rapidité du diagnostic, il a été procédé au remplacement du module de traitement de l'information (de l'architecture existante [12] ) par un système de réseaux de neurones (fig II 2).

Dans ce cas, il est possible d'associer aux signaux représentant les différents types de défauts à identifier une sortie désirée ( qui représente le code du défaut). Par la suite, une fois l'apprentissage terminé, le réseau de neurones permet de détecter et de classer le défaut, qui se manifeste, en une seule itération .

Parallèlement, le système expert (qui est couplé aux réseaux de neurones) utilise les résultats des opérations de détection et de classification des défauts, d'une part, afin d'identifier les causes possibles qui sont à l'origine de leur apparition et, d'autre part, pour émettre un protocole de maintenance.



**Fig II.4 : Nouvelle architecture du système automatique de diagnostic des anomalies d'un système électromécanique**

## 5. **Elaboration de la méthodologie de diagnostic correspondant à la nouvelle architecture**

La détection et le diagnostic des défaillances, conformément à la nouvelle architecture du système automatique de diagnostic sont effectués en suivant les étapes suivantes :

- L'acquisition des informations (les signaux sont mesurés et transmis en temps réel) ;
- La génération des signaux indicateurs de défaillances;
- L'élaboration de la décision (construction du système de détection, RNA associé à un système expert), qui fait appel aux tests d'hypothèses; dans notre cas on teste par le système expert les sorties du RNA, qui sont considérées sous formes de codes binaires;
- Pour arriver à un diagnostic plus fin le système expert classe l'ensemble des codes représentant les défauts en utilisant toutes les connaissances et les règles disponibles dans la base des connaissances et la base des règles.

## 6. **Conclusion**

Dans ce chapitre, une nouvelle architecture du système automatique de diagnostic des défaillances de la machine asynchrone a été élaborée. Le nouveau système est constitué d'un sous-système d'acquisition (permettant l'observation des symptômes) et de traitement de l'information ( permettant l'analyse des données et la classification en utilisant un RNA) et d'un sous-système d'interprétation de l'information (système expert).

Par ailleurs, l'utilisation de plusieurs paramètres (courant statorique, la tension de commande, et la vitesse de rotation) en tant que valeurs indicatrices, permet d'augmenter le degré de la précision du diagnostic et de le rendre plus efficace.

Pour la réalisation du module RNA, il faut tout d'abord dimensionner le réseau de neurones, c'est à dire déterminer le nombre d'entrées et de sorties de ce dernier. Par la suite l'architecture du réseau sera définie à partir d'un algorithme d'apprentissage en minimisant l'erreur quadratique de ce dernier. Ces différents aspects d'utilisation des RNA feront l'objet d'étude du chapitre suivant.

# **CHAPITRE III**

**Notions sur les réseaux de neurones  
artificiels**



## Chapitre III

# Notions sur les réseaux de neurones artificiels

---

### 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 5), 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.

### 2. Les réseaux 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[14].

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.

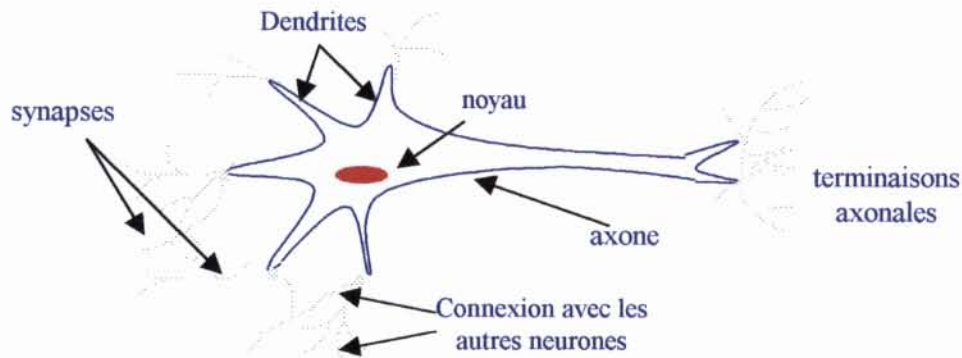


Fig.III.1 schéma simplifié d'un neurone du cerveau humain.

Il existe quatre modes de communications entre neurones [60]:

- liaison terminaison axonale-dendritique;
- liaison terminaison axonale-corps cellulaire;
- liaison axone-axone;
- liaison dendrite-dendrite.

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  $+60 \div +70\text{mv}$  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.

### 3. Les neurones artificiels

Le premier modèle d'un neurone artificiel a été présenté dans les années quarante par Mac Culloch et Pitts [14,25,26,60]. 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).

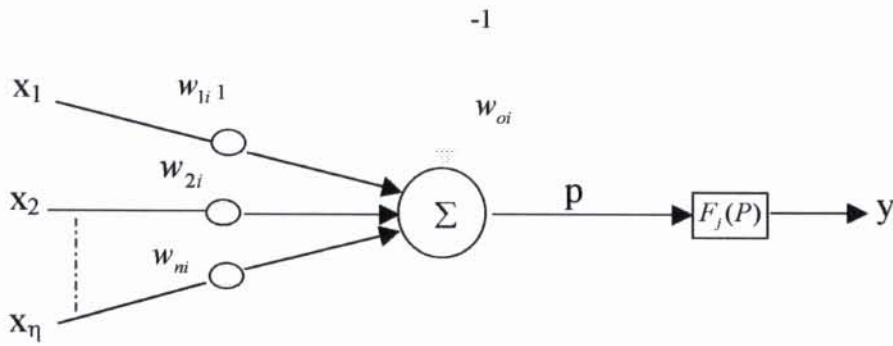


Fig. III.2 modèle du neurone de Mc CULLOCH et PITTS

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 :

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

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 [32] :

$$s_i = f_i(P) \tag{III.2}$$

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

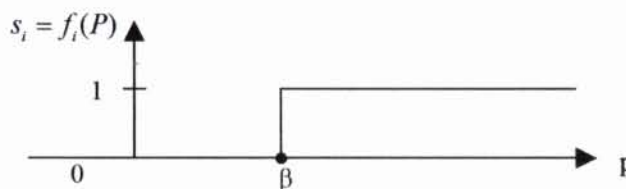


Fig.III.3 fonction de seuillage avec un sommateur

On peut représenter cette fonction par le graphe suivant:

D'une façon générale, on peut définir un neurone formel (artificiel) par les quatre éléments suivants [14]:

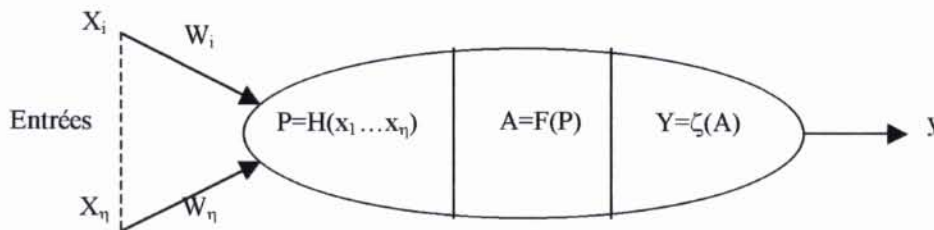
- la nature de ses entrées ;
- la fonction d'entrée totale qui définit le prétraitement effectué sur les entrées ;
- la fonction d'activation (ou d'état) du neurone qui définit son état interne en fonction de son entrée globale ;
- La fonction de sortie.

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 :

- $E = h(e_1, \dots, e_n)$  comme entrée totale;
- $A = f(E)$  comme état du neurone;
- $S = f(A)$  comme sortie.



1. Fig II.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**

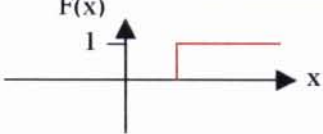
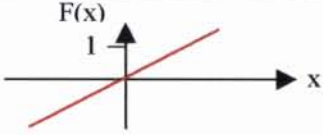
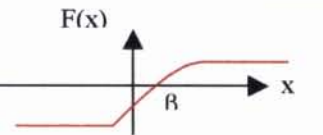
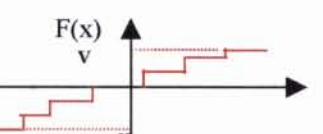
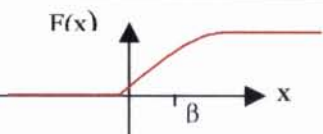
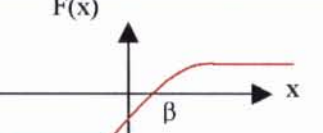

elle peut être :

- 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.4)

Ces deux derniers cas sont les plus fréquents [26], 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 [26]; 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 suivant :

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

• **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 [14]:

➤ **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.

## 4. Les réseaux de neurones artificiels

### 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 [60]. 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.

### 4.2. 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) [14][60]. Ce dernier exemple sera utilisé dans notre système de détection (RNA), où les entrées sont codées en continu et les sorties codées en binaire ; nous mentionnerons toutes ces caractéristiques dans la section (III.7) (le choix de l'architecture des réseaux de neurones).

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

#### **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 [24][60].

#### **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).

#### **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.

L'apprentissage a lieu souvent en temps réel avec des réseaux qui peuvent être éventuellement bouclés, parmi lesquels, on peut citer : le réseau de HOPFIELD, et les cartes topologiques de KOHONEN.

#### **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.

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.

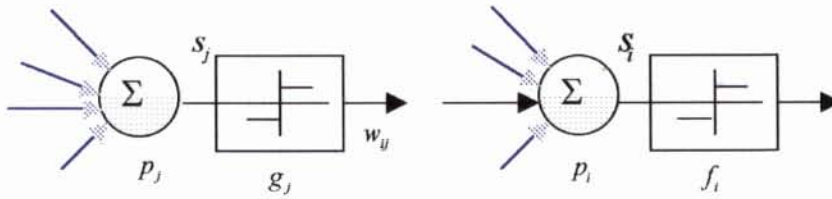


Fig III.5 modèle d'apprentissage de la connexion  $w_{ij}$  entre deux neurones.

Rumhart [48] 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 »  $t_i$ .

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

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 :

$$\Delta w_{ij} = \alpha s_i s_j \tag{III.5}$$

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 :

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

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

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

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 instantanément la bonne sortie.

#### 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.

$$G(x) = w^T x \tag{III.8}$$

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

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

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.

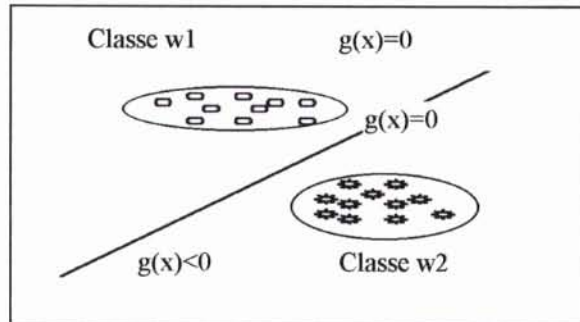


fig III.6 séparation de deux classes avec adaptateur linéaire.

#### 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 classificateurs. 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.

## 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.

D'après l'étude bibliographique effectuée [14,24,25,26,48,60], on retient qu'il existe deux types de réseaux de neurones : des réseaux à couches (non bouclés) et des réseaux entièrement connectés (bouclés ou récurrents).

### 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) [24,25]. 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.

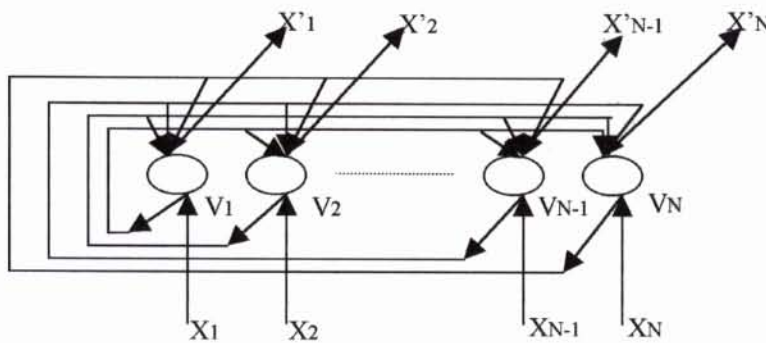


Fig.III.6 réseau de neurones entièrement connectés (réseau bouclé)

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 (fig III.9).

En 1985, Ackely, Hinton, et Sejnowski ont développé un algorithme d'apprentissage pour le réseau de Hopfield qui permet la dynamique des états de ce réseau, afin d'éviter les minima locaux, en choisissant la position des minima, ou les formes à mémoriser. Ce type de réseau se retrouve sur la machine de Boltzman, dont les neurones ont des caractéristiques probabilistes [14].

### 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.

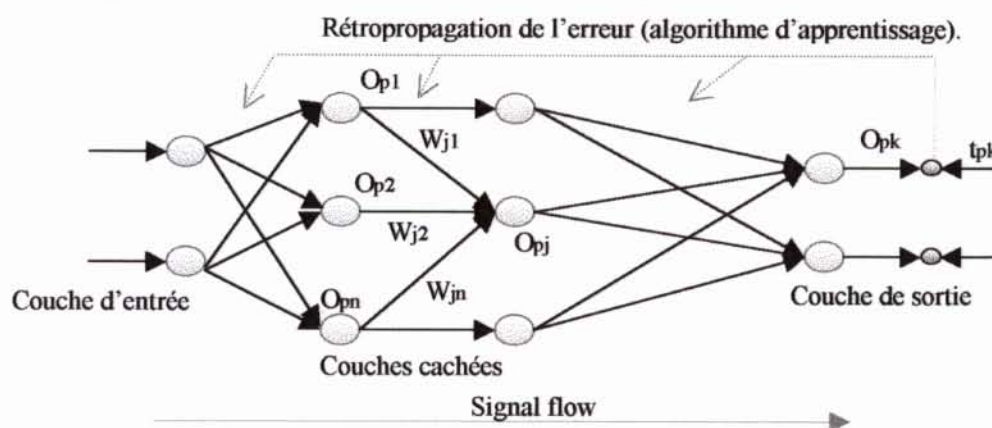


Fig III.7 Réseau de neurones multicouches (non bouclés)

Le premier réseau utilisé est le perceptron monocouche, son mode d'apprentissage est de type supervisé [26], 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 (1 ou -1). Pendant la phase d'initialisation les coefficients synaptiques  $W_{oi}$  sont initialisés 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 :

$$\Delta_p w_{ji} = \eta (t_{pj} - o_{pj}) i_{pi} = \eta \delta_{pj} i_{pi} \quad (\text{III.9})$$

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 [32],[48]. Comme solution, Rumelhart et al ont proposé un algorithme d'apprentissage avec professeur appelé algorithme de rétropropagation pour application sur les réseaux multicouches [14,25,32,60]. En 1970 Werbos a développé cet algorithme [25], 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 [24], 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 [14,25,32,60].

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  $o_p$  [25][48] calculée comme suit :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (III.10)$$

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

$$s_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} + b_j \quad (III.11)$$

En utilisant la fonction sigmoïde, son état sera :

$$o_{pj} = f_j(s_{pj}) \quad (III.12)$$

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

$$\Delta_p w_{ji} \text{ en fonction de } -\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \quad (III.13)$$

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 poids.

De ce qui précède nous tirons la relation :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \frac{\partial s_{pj}}{\partial w_{ji}} \quad (III.14)$$

En remplaçant  $s_{pj}$  par son équivalent (éq III.11) on peut écrire :

$$\frac{\partial s_{pj}}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_k w_{jk} o_{pk} = o_{pi} \quad (III.15)$$

Posons :

$$\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} \quad (III.16)$$

L'équation (III.14) prend ainsi la forme équivalente :

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} o_{pi} \quad (III.17)$$

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

$$\Delta_p w_{ij} = \eta \delta_{pj} o_{pi} \quad (III.18)$$

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.16), on peut décomposer la dérivée en deux facteurs :

$$\delta_{pj} = - \frac{\partial E_p}{\partial s_{pj}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial s_{pj}} \quad (III.19)$$

De (12) on constate que :

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial s_{pj}} = f'_j(s_{pj}) \quad (III.20)$$

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 :

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) \quad (III.21)$$

Par ailleurs, en remplaçant ces facteurs dans (III.19), on trouve pour chaque neurone  $u_j$  :

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(s_{pj}) \quad (III.22)$$

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

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} \frac{\partial s_{pk}}{\partial o_{pj}} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial s_{pk}} \sum_i w_{ki} o_{pi} = \sum_i \frac{\partial E_p}{\partial s_{pi}} w_{ji} = - \sum_i \delta_{pi} w_{ji} \quad (III.23)$$

Dans ce cas, en substituant les deux facteurs dans l'équation (III.19), on obtient :

$$\delta_{pj} = f'_j(s_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (III.24)$$

Toutefois, si  $u_j$  n'est pas une unité d'entrée, les équations (22) et (24) 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 (18). Cette procédure constitue la règle delta généralisée d'un réseau non bouclé.

### 4.6.3. L'algorithme de rétropropagation

L'algorithme d'apprentissage de rétropropagation [14] 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.11) 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.7).

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 :

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (III.25)$$

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

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.22) :

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

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 biaises 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 [24][32].

$$b_{pj}(t+1) = b_{pj}(t) + \eta \sum \delta_{pj} o_{pi} \quad (III.26)$$

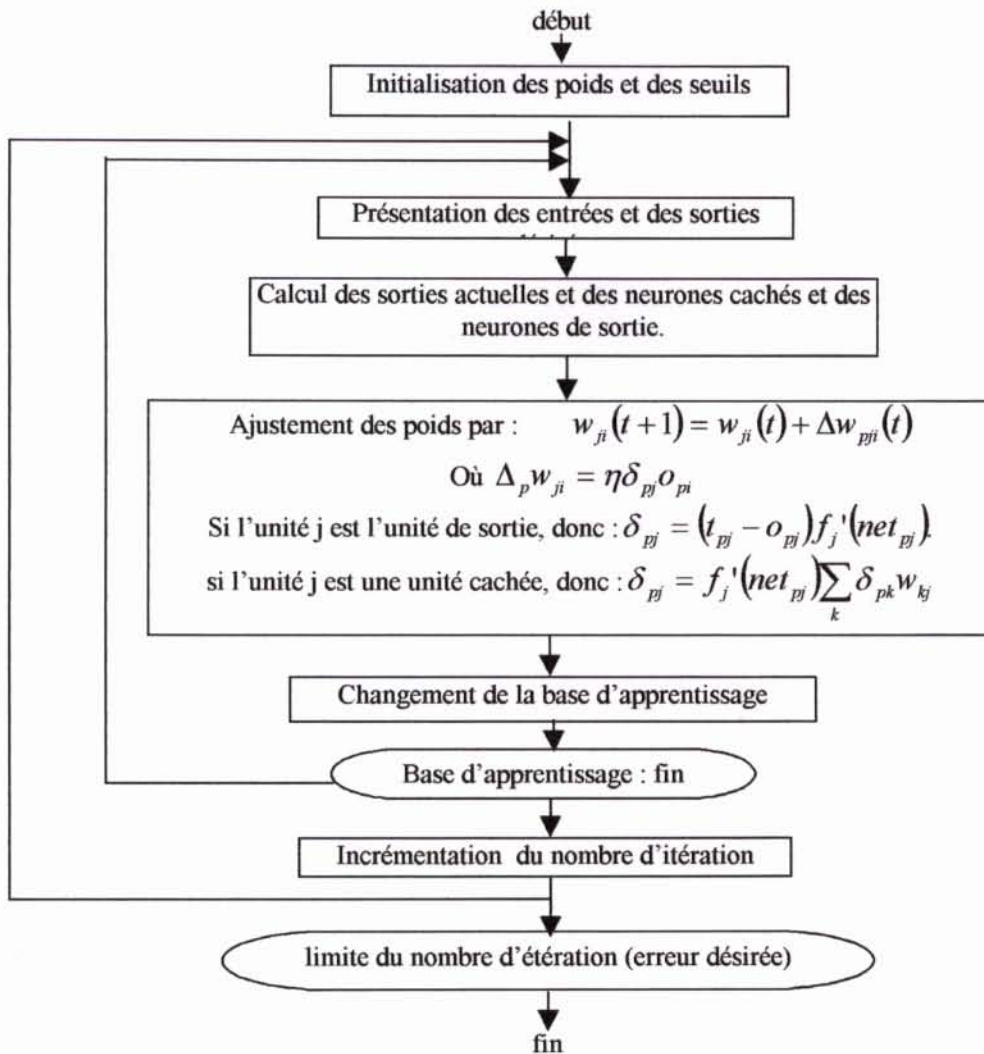


Fig III.8 Algorithme d'apprentissage par rétropropagation.

## 5. Les applications des réseaux 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 voix et des images [14,25,60].

### ➤ L'application à la planification :

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches. A cet effet, l'utilisation du modèle de Hopfield et du modèle de Kohonen paraît très utile pour la résolution des problèmes d'optimisation [14].

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

Dans ce domaine, les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonar [14].

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 [37], le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif [14][26]. D'un autre côté les réseaux de neurones sont ainsi appliqués à la commande vectorielle de la machine asynchrone par implémentation des régulateurs flous [2].

### ➤ **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 [60]. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances [29,33,35,47,57,58] et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques [5,18,20,38].

## **6. Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines asynchrones**

### **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 (voir la méthodologie du diagnostic du chapitre précédent).
- 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.

### **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 [24,26,57], 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 [14][60].

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.

### 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 [5,25,60] :

- Le système d'apprentissage est supervisé ;
- Les entrées sont continues ;
- Il a été utilisé avec succès dans plusieurs domaines d'applications [5,24,29,33].

## 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 (qui est principalement la tâche du SACI), 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. Pour se faire le quatrième chapitre est consacré à la modélisation et à la simulation numérique du système d'association convertisseur électronique, moteur asynchrone et commande.

# **CHAPITRE IV**

**modélisation et simulation du  
comportement de l'ensemble  
convertisseur-moteur et commande**



## CHAPITRE IV

### modélisation et simulation du comportement de l'ensemble convertisseur-moteur et commande

#### 1. INTRODUCTION

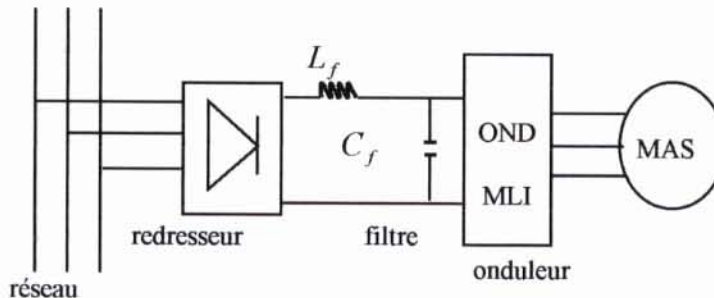
Un système électromécanique est soumis à un grand nombre de défauts potentiels ; à cet effet, ce chapitre sera consacré à la présentation et à la modélisation du système électromécanique à surveiller. Celui-ci est constitué d'une source d'alimentation continue, d'un onduleur de tension et d'une machine asynchrone à cage d'écureuil et de sa commande. L'étage d'alimentation de l'onduleur est composé d'un redresseur triphasé à diodes suivi d'un filtre «L-C». l'onduleur est commandé par la technique de modulation de la largeur d'impulsion (MLI).

Pour améliorer les performances du fonctionnement de l'ensemble moteur convertisseur, on introduit une commande vectorielle en boucle fermée en vue de garder le flux et le couple constants. Dans ce cas, ces deux derniers paramètres peuvent être commandés séparément [8,28,43,59].

Par conséquent, pour pouvoir étudier et modéliser les anomalies et les défauts qui perturbent le fonctionnement normal de l'ensemble (moteur, convertisseur et commande), on doit a priori élaborer un modèle mathématique global représentant les différents états de fonctionnement de cet ensemble.

#### 2. Modélisation du système d'association redresseur filtre- onduleur- moteur asynchrone

Le système d'association représenté (fig IV.1) est constitué d'une source d'alimentation continue (un pont redresseur à diodes suivi d'un filtre comportant une inductance  $L_f$  et d'une capacité  $C_f$ ), ainsi que d'un onduleur de tension commandé par la technique de modulation de la largeur d'impulsion MLI ; ce dernier alimente un moteur asynchrone triphasé.



IV.1 Schéma d'association convertisseur-moteur

## 2.1 Etude du modèle du moteur asynchrone

Pour la mise en équations du modèle de la machine asynchrone permettant l'étude de son comportement en régime dynamique, nous avons retenu les hypothèses simplificatrices suivantes [2],[8] :

- le phénomène d'hysteresis, les courants de foucault et l'effet de peau sont négligés ;
- l'entrefer est supposé constant sur toute la périphérie de la machine ;
- la machine fonctionne en régime non saturé ;
- l'enroulement de chaque phase du stator ou du rotor crée une répartition sinusoïdale s'ils sont alimentés par des courants sinusoïdaux ;
- les trois phases du stator et du rotor sont supposés symétriques, ce qui permet de considérer que les résistances statoriques sont égales, ainsi que les résistances rotoriques.

### 2.1.1 Equations en régime dynamique du moteur

Les hypothèses retenues pour la mise en équations de la machine asynchrone nous permettent d'exprimer le fonctionnement de cette dernière sur le référentiel triphasé naturel dont les phases sont représentées respectivement par (a,b,c) et (A,B,C) pour le stator et le rotor [10,22,39].

$$\begin{cases} [U_{abc}] = R_s [i_{abc}] + \frac{d}{dt} [\phi_{abc}] \\ [U_{ABC}] = R_r [i_{ABC}] + \frac{d}{dt} [\phi_{ABC}] \end{cases} \quad (IV.1)$$

Les grandeurs des trois phases sont représentées par la matrice suivante :

$$[X_{abc}] = \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix}, \quad [X_{ABC}] = \begin{bmatrix} X_A \\ X_B \\ X_C \end{bmatrix}$$

Les flux sont proportionnels aux courants, ils s'écrivent :

$$\begin{cases} [\Phi_{abc}] = [l_s][i_{abc}] + [M][i_{ABC}] \\ [\Phi_{ABC}] = [M][i_{abc}] + [l_r][i_{ABC}] \end{cases} \quad (IV.2)$$

La machine est définie par cinq inductances :  $l_{aa}, l_{AA}, l_{AB}, l_{ab}, l_{aA}$ , en raison de l'isotropie du circuit magnétique ;  $l_{aA}$  étant fonction de  $\theta$  (où  $\theta$  est le déphasage entre les phases statoriques et rotoriques) nous avons alors :

$$[l_s] = \begin{bmatrix} l_{aa} & l_{ab} & l_{ab} \\ l_{ab} & l_{aa} & l_{ab} \\ l_{ab} & l_{ab} & l_{aa} \end{bmatrix} \quad [l_r] = \begin{bmatrix} l_{AA} & l_{AB} & l_{AB} \\ l_{AB} & l_{AA} & l_{AB} \\ l_{AB} & l_{AB} & l_{AA} \end{bmatrix}$$

$$[M] = l_{aa} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta + 2\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) \\ \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos \theta & \cos(\theta + 2\pi/3) \\ \cos(\theta + 2\pi/3) & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos \theta \end{bmatrix}$$

En introduisant (IV.2) dans (IV.1) nous avons :

$$\begin{cases} [U_{abc}] = R_s [i_{abc}] + [L_s] \frac{d}{dt} [i_{abc}] + \frac{d}{dt} \{ [M] [i_{abc}] \} \\ [U_{ABC}] = R_r [i_{ABC}] + [L_r] \frac{d}{dt} [i_{ABC}] + \frac{d}{dt} \{ [L_{sr}] [i_{abc}] \} \end{cases} \quad (IV.3)$$

Du fait des termes trigonométriques contenus dans la matrice des inductances mutuelles  $[M]$ , les coefficients des équations différentielles sont variables et leur résolution est alors complexe, c'est pourquoi nous utilisons la transformation de PARK [8,10,28,41,52,59] qui nous permet d'obtenir un système d'équations à coefficients constants.

Pour obtenir ce système d'équations, on transforme les enroulements triphasés du stator (a,b,c) et du rotor (A,B,C) en deux enroulements orthogonaux équivalents (d,q), où d est l'axe direct et q est l'axe en quadrature comme le montre la figure (IV.2).

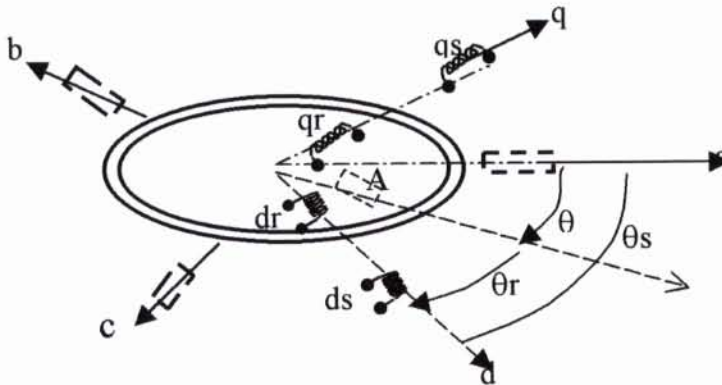


Fig.IV.2. Transformation des enroulements réels en enroulements orthogonaux

Les angles portés sur la figure (IV.3) désignent respectivement :

$\theta$  : l'angle entre a et A ;  $\theta_s$  : l'angle entre a et d ;  $\theta_r$  : l'angle entre A et d ;  
 et  $\theta_s = \theta + \theta_r$

Notons  $\omega_s = \frac{d}{dt} \theta_s$  que nous appellerons pulsation statorique, de même nous noterons

$\omega_r = \frac{d}{dt} \theta_r$  la pulsation rotorique et  $\omega = \omega_s - \omega_r$  la pulsation mécanique.

Conformément au modèle de PARK, on utilise pour les grandeurs : courants, tensions et flux les transformations suivantes :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = [P] \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = [P] \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} \quad (IV.4)$$

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = [P]' \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{bmatrix} x_A \\ x_B \\ x_C \end{bmatrix} = [P]' \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} \quad (\text{IV.5})$$

$$\text{avec :} \quad [P] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin \theta & -\sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

Les flux sur d,q sont exprimées par les quatre relations suivantes :

$$\begin{cases} \phi_{ds} = L_s i_{ds} + M i_{qs} \\ \phi_{qs} = L_s i_{qs} + M i_{ds} \\ \phi_{dr} = L_r i_{dr} + M i_{qr} \\ \phi_{qr} = L_r i_{qr} + M i_{dr} \end{cases} \quad (\text{IV.6})$$

### 2.1.2 Présentation des équations de la machine asynchrone sur un référentiel

Il existe différentes possibilités concernant le choix de l'orientation du repère d'axes d-q qui dépendent des objectifs de l'application.

Dans le présent travail sont considérés deux repères : le premier est lié au stator ( $\theta_s = 0$ ) et le

second est lié au champ tournant ( $\omega_s = \frac{d}{dt}\theta_s$  et  $\omega_r = \frac{d}{dt}\theta_r$ ).

#### 1- Les équations du moteur sur le référentiel lié au champ tournant :

Le référentiel lié au champ tournant à la vitesse  $\omega$  est intéressant pour l'étude du problème avec des grandeurs constantes en régime permanent :

$$\begin{cases} U_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \Phi_{ds} - \omega_s \Phi_{qs} \\ U_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \Phi_{qs} + \omega_s \Phi_{ds} \\ 0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \Phi_{dr} - \omega_r \Phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \Phi_{qr} + \omega_r \Phi_{dr} \end{cases} \quad (\text{IV.7})$$

#### 2- Equations du moteur sur le référentiel lié au stator :

$$\begin{cases} \omega_s = 0 \\ \omega_r = -\omega \end{cases}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} U_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \Phi_{ds} \\ U_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \Phi_{qs} \\ 0 = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \Phi_{dr} + \omega \Phi_{qr} \\ 0 = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \Phi_{dr} - \omega \Phi_{qr} \end{array} \right. \quad (\text{IV.8})$$

Pour compléter le modèle nous ajoutons les expressions du couple et de la vitesse :

$$C_e = \frac{3}{2} p (\phi_{ds} i_{qs} - \phi_{qs} i_{ds}). \quad (\text{IV.9})$$

$$\frac{d}{dt} \omega = p (c_e - c_r - f \omega_r / p) / j \quad (\text{IV.10})$$

En reformulant les équations (IV.7, IV.8, IV.9 et IV.10) on peut avoir le modèle final suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d}{dt} i_{ds} = \frac{1}{\sigma l_s} U_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{ds} - \omega i_{qs} + \frac{1}{\sigma l_s T_r} \Phi_{ds} + \frac{1}{\sigma l_s} \omega \Phi_{qr} \\ \frac{d}{dt} i_{qs} = \frac{1}{\sigma l_s} U_{qs} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{qs} + \omega i_{ds} + \frac{1}{\sigma l_s T_r} \Phi_{qs} - \frac{1}{\sigma l_s} \omega \Phi_{dr} \\ \frac{d}{dt} \Phi_{ds} = U_{ds} - R_s i_{ds} \\ \frac{d}{dt} \Phi_{qs} = U_{qs} - R_s i_{qs} \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{p}{j} \left( c_e - c_r - f \frac{\omega}{p} \right) \end{array} \right. \quad (\text{IV.11})$$

Ce modèle nous permet de réduire le nombre de grandeurs que nous avons besoin de connaître pour simuler le fonctionnement de la machine. En effet, il faut déterminer seulement les valeurs instantanées des tensions statoriques et du couple résistant pour les imposer à la machine.

L'équation de tension peut être exprimée comme suit :

$$\begin{bmatrix} U_{ds} \\ U_{qs} \end{bmatrix} = U [A] \begin{bmatrix} \cos(\omega_s t) \\ \cos\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\omega_s t + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (\text{IV.12})$$

## 2.2 Modélisation du filtre et du redresseur :

le filtre (L-C) est inséré entre le redresseur et l'onduleur (fig IV.3) pour corriger la source de tension continue. A cet effet la capacité «  $C_f$  » sert à observer la différence entre le courant unidirectionnel «  $i_f$  » et à supprimer les brusques variations de tension de sortie «  $U_{dc}$  » lors de la commutation. L'inductance «  $L_f$  » qui est placée en série, sert à réduire l'ondulation du courant «  $i_{dc}$  » [56].

En ce qui concerne le redresseur, ses diodes  $D_j$  et  $D'_j$  (fig.IV.2) sont supposées parfaites ( la chute de tension est négligée) fonctionnant à commutation naturelle. A chaque bras du pont redresseur est associée une fonction logique de connexion  $D_{pj}, D_{nj}$  ( $j = 1,2,3$ ) définie comme suit :

$$D_{yj} = \begin{cases} 1 & \text{si } V_{rj} > 0 \\ 0 & \text{si } V_{rj} < 0 \end{cases}$$

avec  $y=p,n$  et  $j=1,2,3$

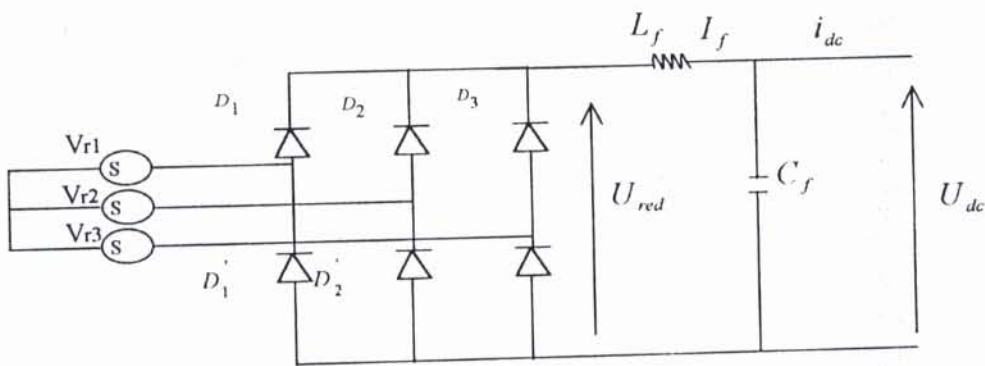


Fig.IV.3 Schéma simplifié d'un redresseur

L'équation de la tension redressée s'écrit :

$$U_{red} = (D_{p1} - D_{n1})V_{r1} + (D_{p2} - D_{n2})V_{r2} + (D_{p3} - D_{n3})V_{r3}$$

les équations du filtre sont :

$$\frac{d}{dt}U_{dc} = \frac{i_f - i_{dc}}{C_f} \tag{IV.13}$$

$$\frac{di_f}{dt} = \frac{U_{red} - U_{dc}}{L_f} \tag{IV.14}$$

### 2.3 Modélisation de l'onduleur

L'onduleur est un convertisseur composé de six interrupteurs, qui peuvent être des transistors destinés aux machines de petites puissances ou des thyristors pour les machines de grandes puissances, montés en antiparallèle comme le montre la figure (IV.4). Ce convertisseur statique a pour rôle de constituer une tension alternative variable en fréquence et en amplitude à partir d'une tension continue  $U_c$ .

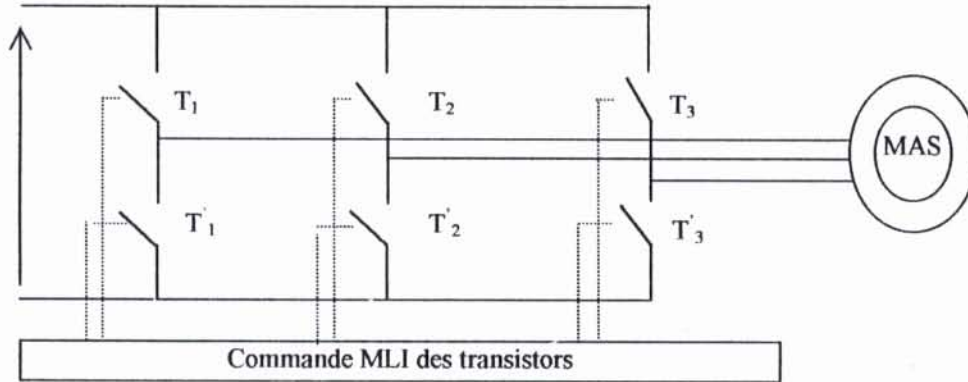


Fig.IV.4 Schéma simplifié de l'onduleur MLI à Transistors

La figure IV.4 donne le principe de fonctionnement d'un bras d'onduleur qui utilise la technique MLI (Modulation de la Largeur d'Impulsion). Cette technique est retenue dans notre cas d'application pour les raisons suivantes[40] :

- Les qualités des variables de sorties sont meilleures par rapport aux autres types de commandes ;
- Le montage de la commande est moins encombrant, moins coûteux, et il n'est pas délicat à réaliser ;
- en plus, cette stratégie est la plus utilisée dans les applications industrielles à vitesse variable et elle est traitée intensivement dans la littérature [6,23,40,56].

Pour réaliser cette stratégie de commande, on utilise la méthode triangulo-sinusoïdale, basée sur la comparaison de trois signaux sinusoïdaux de référence (onde modulante)  $U_{mj}(t)$  et ( $j=1,2,3$ ), avec un signal triangulaire (onde porteuse),  $U_p(t)$ , comme le montre la figure (IV.5). L'intersection de ces grandeurs détermine la durée et les instants de fermeture et d'ouverture des interrupteurs complémentaires  $T_i$  et  $T'_i$  avec ( $i=1,2,3$ ), le modèle valable pour un bras de l'onduleur est présenté sur la figure (IV.5).

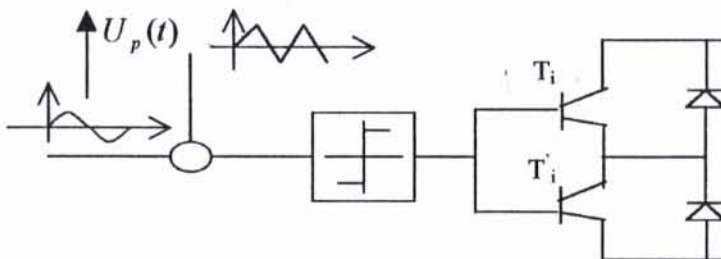


fig.IV.5 Schéma d'un bras de l'onduleur

Les équations relatives aux signaux de commande pour un bras du convertisseur sont données par les expressions suivantes :

$$U_{mj} = U_m \sin(2\pi f_m t - j \frac{2\pi}{3}) \quad (IV.15)$$

$$U_p = U_p \arcsin[\cos(2\pi f_p t)]$$

La technique MLI est caractérisée par deux paramètres appelés indices de modulation  $m_f$  et indice d'amplitude  $m_a$ , qui peuvent être exprimés par les formules suivantes :

$$m_f = \frac{f_p}{f_r} \quad m_a = \frac{U_m}{U_p}$$

Le séquencement des interrupteurs  $T_i$  et  $T'_i$  est défini par la fonction logique suivante :

$$F_i = 1; \text{ si } U_{mj} > U_p, (T'_i \text{ fermé, } T_i \text{ ouvert})$$

$$F_i = 0; \text{ si } U_p > U_{mj}, (T_i \text{ ouvert, } T'_i \text{ fermé})$$

Les relations entre les états binaires des interrupteurs et les tensions électriques  $U_{abc}$  sont définies par les matrices suivantes :

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = U_s \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \end{bmatrix} \quad (IV.16)$$

les tensions  $U_a, U_b, U_c$  de forme rectangulaire, alimentent le moteur asynchrone après avoir subi la transformation suivante :

$$\begin{bmatrix} U_{dc} \\ U_{qc} \end{bmatrix} = \frac{2}{3} [A] \begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} \quad (IV.17)$$

### 3. Commande vectorielle

#### 3.1 Principe de de la commande vectorielle

La commande de la vitesse de la machine asynchrone peut s'effectuer par :

- la variation de la tension en maintenant la fréquence constante (par action sur l'angle d'amorçage du gradateur alimentant le stator) [41] ;
- la dissipation de l'énergie rotorique au moyen de résistances insérées dans le circuit rotorique (on agit ainsi sur la fréquence de glissement) ;
- le fonctionnement selon la loi  $(V_a/f_s)$  constante ou à flux constant (commande scalaire) [8],[22]

Toutefois, ces méthodes ne peuvent donner des performances dynamiques appréciables. La difficulté réside dans le fait qu'il existe un couplage complexe entre les variables d'entrée, les variables de sortie et les variables internes de la machine tels que le flux, le couple, les courants, la vitesse et la position [8],[28].

En 1971, Blaschke a proposé une nouvelle théorie de commande par flux orienté, qui permet d'assimiler la machine à une machine à courant continu à excitation indépendante où il y a un découplage naturel entre la grandeur commandant le flux, à savoir le courant d'excitation et celle liée au couple c'est à dire le courant d'induit).

La réalisation du principe de cette commande consiste à orienter l'axe d-q de telle sorte à avoir l'axe d en phase avec le flux (voir figIV.6) c'est à dire :

$$\begin{cases} \Phi_x = \Phi_r \\ \Phi_y = 0 \end{cases}$$

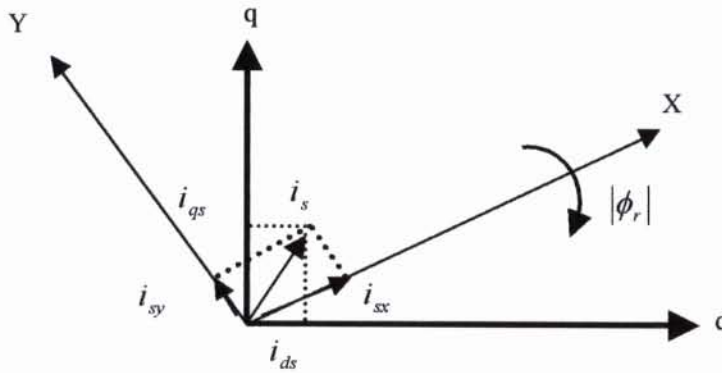


Fig.IV.6 orientation du flux rotorique sur l'axe d

Reprenons les équations de la machine asynchrone dans un référentiel (x,y) lié au champ tournant à la vitesse  $\omega_{mr}$  et supposons  $\Phi_y = 0$  et  $\Phi_x = \Phi_r$  :

$$\begin{cases} U_{sx} = R_s i_{sx} + \sigma l_s \frac{d}{dt} i_{sx} + \frac{M}{l_r} \frac{d}{dt} \Phi_r - \omega_{mr} \sigma l_s i_{sy} \\ U_{sy} = R_s i_{sy} + \sigma l_s \frac{d}{dt} i_{sy} + \frac{M}{l_r} \omega_{mr} \Phi_r + \omega_{mr} \sigma l_s i_{sx} \\ T \frac{d\Phi_r}{dt} + \Phi_r = M i_{sx} \\ \omega_r = \frac{M}{T_r \Phi_r} i_{sy} \\ c_e = p \frac{M}{l_r} \Phi_r i_{sy} \end{cases} \quad (IV.18)$$

Si le circuit de commande doit imposer les grandeurs de référence  $\Phi_{ref}$ ,  $\omega_{ref}$ , et par conséquent  $c_{e\ ref}$  le modèle mathématique du circuit de découplage prend la forme simple suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} U_{sx} = R_s i_{sx} - \omega_{mr} \sigma l_s i_{sy} \\ U_{sy} = R_s i_{sy} + \frac{M}{l_r} \omega_{mr} \Phi_{ref} + \omega_{mr} \sigma l_s i_{sx} \\ i_{sxr} = \frac{\Phi_{ref}}{M} \\ i_{syr} = \frac{c_e \text{ ref } l_r}{p M \Phi_{ref}} \\ \omega_{mr} = \omega + \frac{R_r c_e \text{ ref}}{p \Phi_{ref}^2} \end{array} \right. \quad (IV.19)$$

A l'aide de ces équations avec  $\omega_{ref}$ ,  $\Phi_{ref}$  et ainsi que  $c_e \text{ ref}$  comme grandeurs d'entrée et  $U_{sx}$  et  $U_{sy}$  comme grandeurs de commande, nous pouvons construire la dynamique de la machine asynchrone qui est exprimée sur les axes (x,y) liés au champ  $\Phi_r$  et tournant à la vitesse  $\omega_{mr}$ .

### 3.2 Commande directe en boucle fermée de l'ensemble convertisseur-moteur par la technique du flux rotorique orienté

Dans ce type de commande l'angle  $\rho$  utilisé pour la transformation directe et inverse est calculé à partir de la forme suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \rho = \int \omega_{mr} dt \\ \text{où} \\ \omega_{mr} = \omega + \frac{R_r c_e \text{ ref}}{p \Phi_{ref}^2} \end{array} \right. \quad (IV.20)$$

Après avoir établi le modèle du moteur commandé par orientation du flux rotorique avec des valeurs imposées du couple et du flux, nous déterminons la régulation de sa vitesse qui est présentée sous forme d'un schéma bloc sur la figure IV.7



### 3.3 Modèle global de l'ensemble commande-convertisseur-moteur

a) Modèle du circuit de commande :

$$\left\{ \begin{array}{l} U_{sx} = R_s i_{sx} - \omega_{mr} \sigma l_s i_{sy} \\ U_{sy} = R_s i_{sy} + \frac{M}{l_r} \omega_{mr} \Phi_{ref} + \omega_{mr} \sigma l_s i_{sx} \\ i_{sxr} = \frac{\Phi_{ref}}{M} \\ i_{syr} = \frac{c_e \text{ ref } l_r}{pM\Phi_{ref}} \\ \omega_{mr} = \omega + \frac{R_r c_e \text{ ref}}{p\Phi_{ref}^2} \end{array} \right. \quad (IV.22)$$

Les tensions de commande, après leur transformation en grandeurs statoriques peuvent s'écrire de la manière suivante :

$$\begin{bmatrix} U_{sd} \\ U_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \rho & -\sin \rho \\ \sin \rho & \cos \rho \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_x \\ U_y \end{bmatrix} \quad (IV.23)$$

Ces deux tensions seront transformées en grandeurs triphasées à l'aide de la transformation de Park : les trois tensions qui sont les tensions de référence, sont comparées avec l'onde porteuse, de cette manière on peut gérer les fonctions déterminant la fermeture et l'ouverture des transistors en se basant sur les trois fonctions F1, F2, et F3 : d'où les trois sorties de l'onduleur exprimées par :

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = U_d \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \end{bmatrix} \quad (IV.24)$$

où  $U_c$  est la tension de sortie du filtre.

Enfin, on peut déduire les tensions alimentant la machine asynchrone présentées sur le référentiel lié au stator par la transformation inverse de Park :

$$\begin{bmatrix} U_{sd1} \\ U_{sq1} \end{bmatrix} = [A]^{-1} \begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} \quad (IV.25)$$

Les équations représentant le modèle du moteur sur le référentiel lié au stator sont :

- les équations mécaniques :

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{p}{j} \left( c_e - c_r - f \frac{\omega}{p} \right)$$

$$C_e = \frac{3}{2} p (\phi_{ds} i_{qs} - \phi_{qs} i_{ds}).$$

- les équations électriques :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} i_{ds} = \frac{1}{\sigma L_s} U_{ds} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{ds} - \omega i_{qs} + \frac{1}{\sigma L_s T_r} \Phi_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s} \omega \Phi_{qs} \\ \frac{d}{dt} i_{qs} = \frac{1}{\sigma L_s} U_{qs} - \frac{1}{\sigma} \left( \frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_r} \right) i_{qs} + \omega i_{ds} + \frac{1}{\sigma L_s T_r} \Phi_{qs} - \frac{1}{\sigma L_s} \omega \Phi_{ds} \\ \frac{d}{dt} \Phi_{ds} = U_{ds} - R_s i_{ds} \\ \frac{d}{dt} \Phi_{qs} = U_{qs} - R_s i_{qs} \end{cases}$$

### 3.4 Simulation de l'ensemble commande-convertisseur-moteur

Le modèle global nous a permis de simuler le comportement de la machine pour valider la commande appliquée (commande vectorielle par orientation du flux rotorique) sur l'ensemble convertisseur-moteur.

A cet effet, nous avons examiné un démarrage (de 0 à 300 rd/sec), une initiation du flux puis la réponse à une perturbation de charge de 3.4 (N.m) exercée de 0.8 à 1.5 (sec). Nous remarquons lors de l'application de l'échelon de charge, le couple électromagnétique suit parfaitement le couple de référence avec une influence sur la vitesse. Cette dernière chute jusqu'à 293 (rd/sec) qui se rétablit après 0.35 (sec) ( égale au temps de démarrage de la machine). nous avons également simulé deux inversions du sens de rotation (300 à -300 rd/sec) à l'instant (t = 2 sec) et ( de -300 à 300 rd/sec) l'instant (t =3 sec). Le couple électromagnétique a une différence notable par rapport au couple de référence à cause de l'initialisation des flux rotoriques (le flux direct atteint sa valeur de référence après un régime dynamique qui dure 0.1 sec, et le flux en quadrature est égale à zéro après avoir atteint 0.1 Wb durant le régime dynamique, ceci vérifie la condition  $\phi_r = \phi_{dr}$  et  $\phi_{ar} = 0$  voir fig IV.8 (a) et (b)) puis il suit parfaitement le couple de référence.

Le courant de couple  $I_{sy}$  (courant en quadrature lié au champ tournant) atteint la valeur de limitation au démarrage puis il reprend l'allure du couple électromagnétique. Le courant direct  $I_{sx}$  atteint sa valeur nominale au bout d'un temps de réponse de 0.1 (sec). Sur la figure IV.9 sont présentées les courbes des différents paramètres de la machine asynchrone (associée à l'onduleur), on remarque que le courant rotorique statorique atteint le régime permanent après 0.35 s. Les fluctuations enregistrées sur les ondes de tous les paramètres sont dues aux commutations des interrupteurs de l'onduleur.

D'après cette analyse on constate, d'une part, que le découplage entre le couple et le flux est réalisé, et par conséquent, la régulation effectuée réalise efficacement le contrôle de la vitesse.

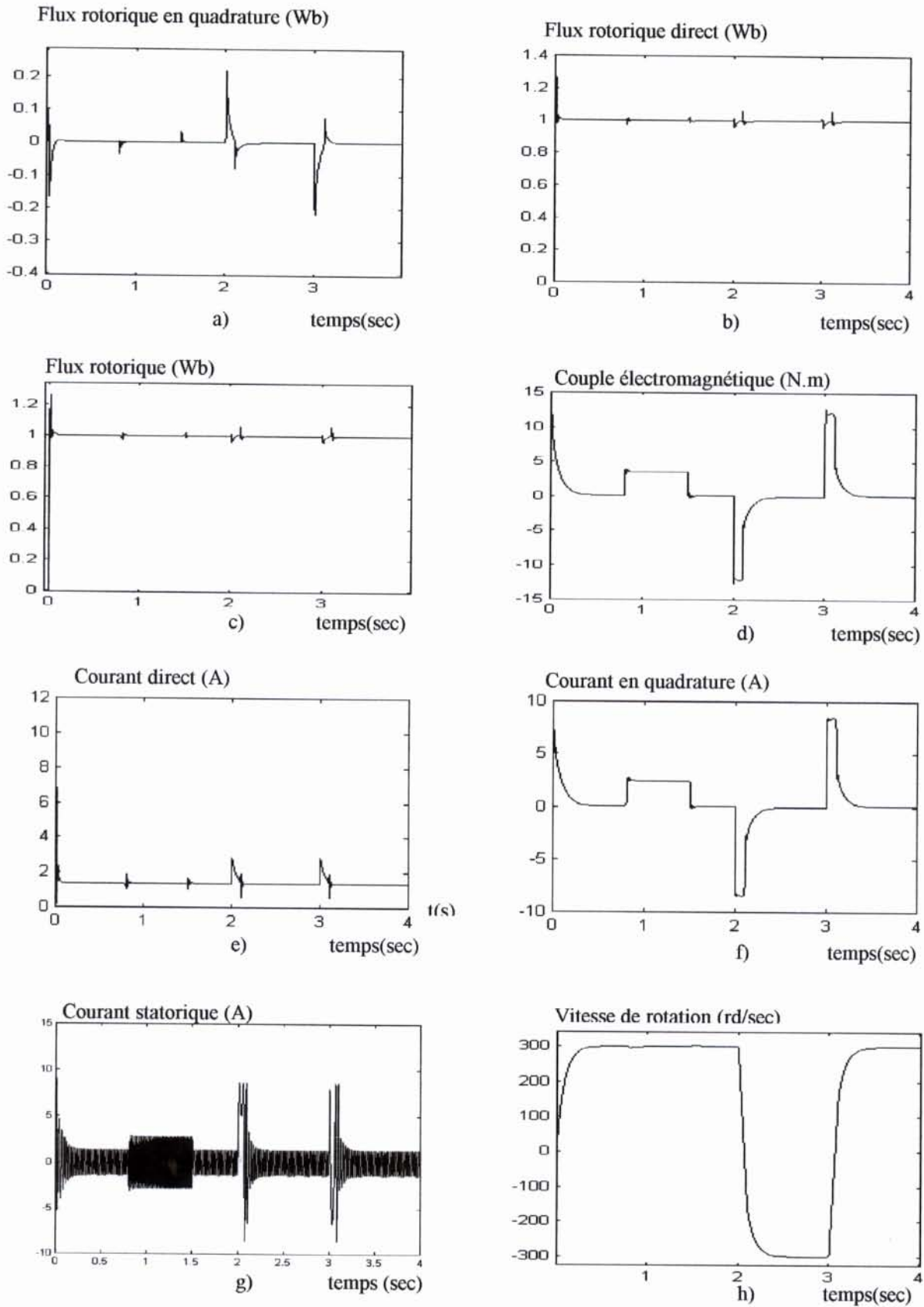


Fig IV.8 Résultats de simulation de la commande direct par orientation du flux rotorique (sans onduleur)

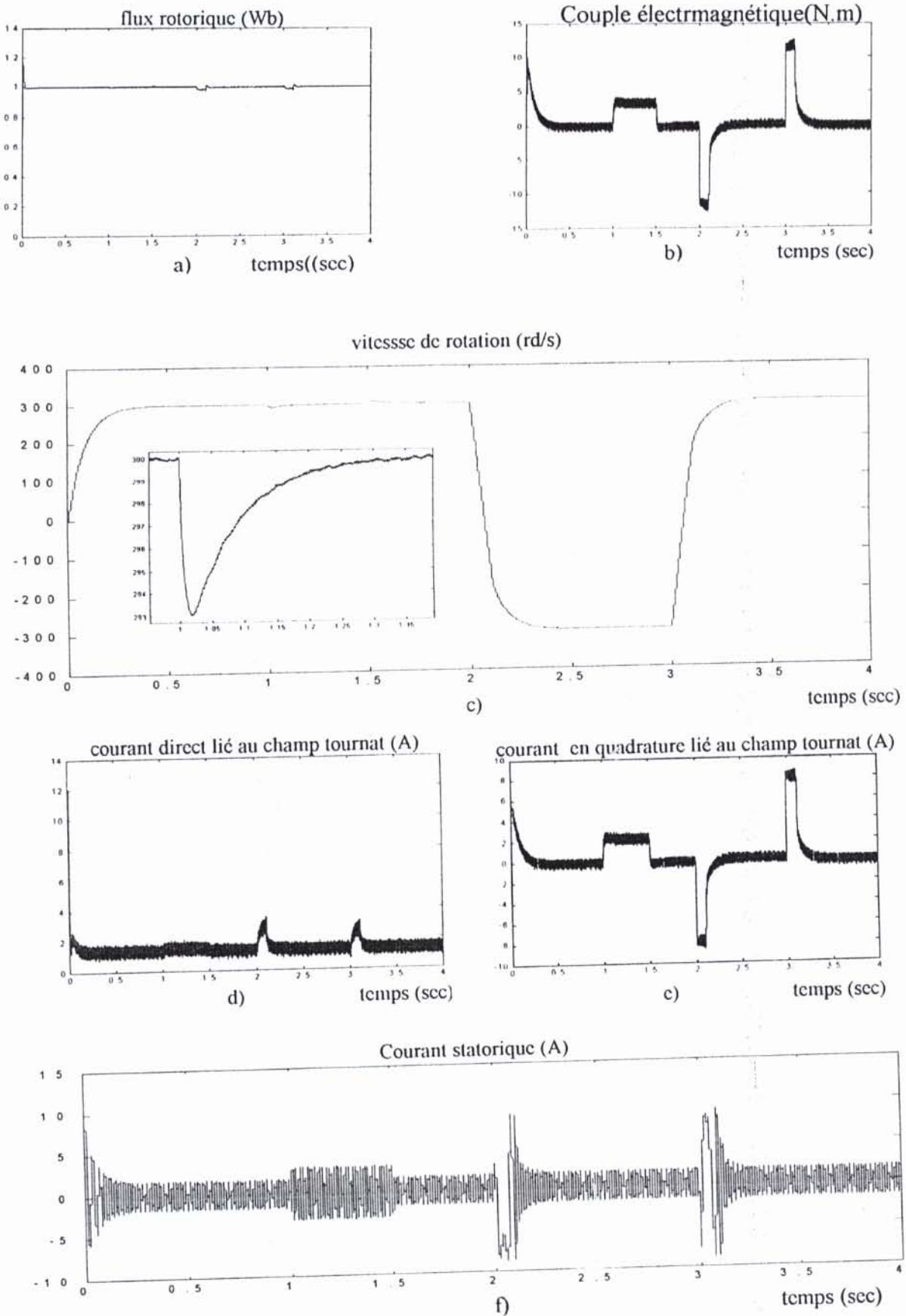


Fig IV.9 Résultats de simulation de la commande directe par orientation du flux rotorique (avec onduler)

#### 4. Modélisation du comportement du système en cas de défaut

Le modèle global de l'ensemble convertisseur-moteur et commande peut permettre la modélisation des défauts potentiels qui peuvent surgir sur cet ensemble, en modifiant ses équations en fonction du défaut que l'on veut simuler. Ensuite on peut étudier le comportement de la machine asynchrone en traitant ses signaux de sortie (le courant statorique, la vitesse, etc) ainsi que ses tensions de commande par simulation numérique.

Par ailleurs, parmi les défauts qui ont été décrits dans le premier chapitre, nous nous sommes limités pour cette étude, à l'analyse des défauts dans le convertisseur, le capteur de vitesse dans la partie commande et les défauts pouvant affecter la machine asynchrone dans la partie statorique (court-circuit du bobinage ou entre phases, coupure d'une ou de plusieurs phases, déséquilibre de la tension d'alimentation), les défauts survenant sur la partie rotorique (décentrage du rotor, soit la dégradation des roulements et la rupture d'une ou plusieurs barre(s) rotorique(s)), n'ont pas été considérées.

##### 4.1 Défauts des composants de l'onduleur [8][54]

transistor maintenu ouvert ou fermé :

la modélisation du premier défaut peut être effectuée en gardant l'un des  $F_i = 0$  de l'équation IV.24 dans ce cas, les tensions alimentant la machine asynchrone deviennent:

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \end{bmatrix} \quad (IV.26)$$

le deuxième défaut peut être modélisé en maintenant  $F_i = 1$  dans ce cas l'équation IV.24 devient:

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \end{bmatrix} \quad (IV.27)$$

##### 4.2 Défaut capteur partie commande [49][54]

On peut considérer pour le capteur de vitesse deux défauts : le premier sera une défaillance totale du capteur de vitesse pouvant être modélisée en tenant compte de l'équation (voir IV.22):

$$\omega_{mr} = \omega + \frac{R_r c_{e ref}}{p \Phi_{ref}^2}, \quad \text{avec } w = 0$$

Comme on peut considérer la défaillance partielle de ce capteur en ajoutant un gain à la mesure de la vitesse, ce défaut peut être modélisé en tenant compte de la même relation en ajoutant une valeur de 10 rd/s à  $w$ .

### 4.3 Défaits dans la partie statorique du moteur

On peut modéliser les défauts dans cette partie, en agissant sur les trois tensions d'alimentation ( $U_a, U_b, U_c$ ) sortant de l'onduleur pour alimenter la machine réelle. Ensuite, on injecte les tensions  $U_{sd}$  et  $U_{sq}$  (après leurs transformations par la transformée de Park) dans la machine dont le référentiel est lié au stator.

Dans cette partie, nous considérons quatre types de défauts de tension, à savoir : les défauts monophasés, biphasés et triphasés (que ce soit coupure ou déséquilibre) ainsi que le court-circuit entre phases.

Nous désignons par  $(kU_a, U_b, U_c)$  ;  $(U_a, kU_b, kU_c)$  et  $(kU_a, kU_b, kU_c)$ , les tensions caractérisant respectivement les trois types de défaut de tension (monophasé, biphasé et triphasé). Après l'application de la transformée de Park de ces tensions, nous obtenons pour chaque type de défaut les équations suivantes:

- défaut monophasé de la tension:

$$\begin{aligned} U_{ds} &= kU_a - \frac{1}{2}U_b - \frac{1}{2}U_c \\ U_{qs} &= \frac{\sqrt{3}}{2}U_b - \frac{\sqrt{3}}{2}U_c \end{aligned} \quad (IV.28)$$

- défaut biphasé de la tension:

$$\begin{aligned} U_{ds} &= U_a - \frac{1}{2}k(U_b + U_c) \\ U_{qs} &= -\frac{\sqrt{3}}{2}k(U_b + U_c) \end{aligned} \quad (IV.29)$$

- défaut triphasé de la tension:

$$\begin{aligned} U_{ds} &= k(U_a - \frac{1}{2}U_b - \frac{1}{2}U_c) \\ U_{qs} &= \frac{\sqrt{3}}{2}k(U_b - U_c) \end{aligned} \quad (IV.30)$$

- défaut de court-circuit: on peut mettre deux tensions égales :  $U_b = U_c$  nous obtenons:

$$\begin{aligned} U_{ds} &= U_a - U_b \\ U_{qs} &= 0 \end{aligned} \quad (IV.31)$$

Pour modéliser la coupure de la tension il suffit de mettre  $k=0$  pour le type de défaut considéré. Dans le cas de déséquilibre 50% de la tension  $k=0.5$ .

### 4.4 Interprétation des résultats

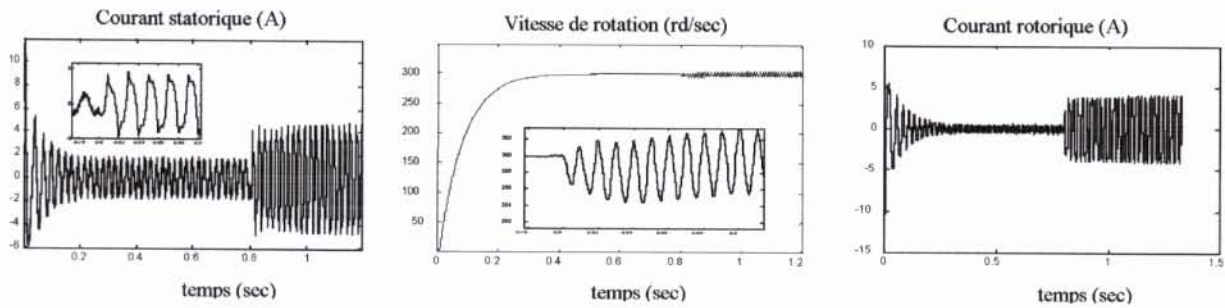
La tension d'alimentation obtenue par simulation numérique sont en majorité caractérisés par des variations très caractéristiques des courants et du couple à l'instant de l'apparition du défaut et même peu après; concernant la vitesse de rotation, sa variation est d'autant plus importante que le défaut appliqué est plus important (coupures biphasée et triphasée de la tension, ainsi que court-circuit entre phases).

Les courbes (figIV.10-IV.11-IV.12) montrent l'évolution des paramètres de la machine asynchrone lorsqu'on introduit chaque défaut à  $t=0.8$  s. On remarque que les allures du courant et de la vitesse sont très caractéristiques, de même pour les courbes de la tension d'alimentation (voir figure IV.15).

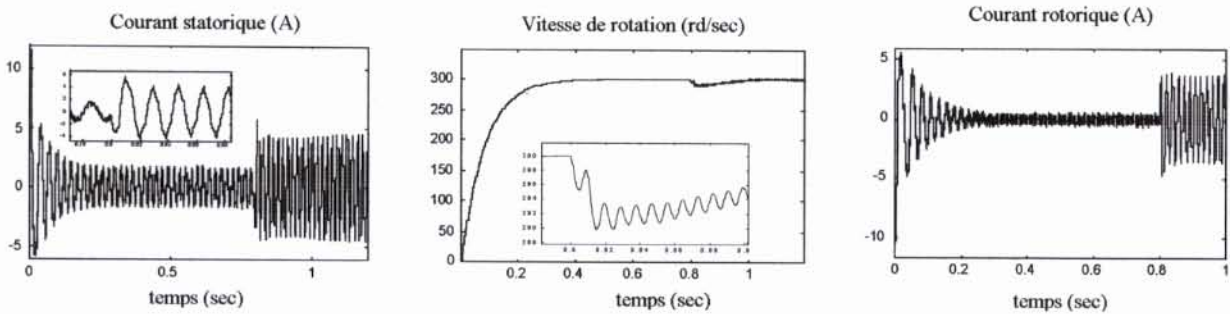
l'ouverture d'un transistor suite à un défaut de commande ou à une destruction d'un composant de puissance (transistor) se caractérise généralement par une variation brusque du courant (augmentation) et une fluctuation de la vitesse (voir figIV.13.a). Dans le cas d'une fermeture prolongée du transistor, on aura une augmentation presque instantanée du courant statorique et du courant rotorique et une grande chute de vitesse (voir figIV.13.b).

La figure IV.14 représente la manifestation des paramètres de la machine lorsqu'on applique les défauts sur le capteur de vitesse à l'instant  $t=0.8$  s ; pour la défaillance totale de ce dernier, on remarque bien une variation brusque du courant statorique et de la vitesse. En ce qui concerne la tension de commande, elle est aussi affectée considérablement par ce défaut (figIV.15.j). Dans le cas d'une défaillance partielle, on remarque une légère variation du courant statorique et la tension de commande, tandis que sur l'allure de la courbe de vitesse on enregistre une chute considérable par rapport au cas de fonctionnement normal.

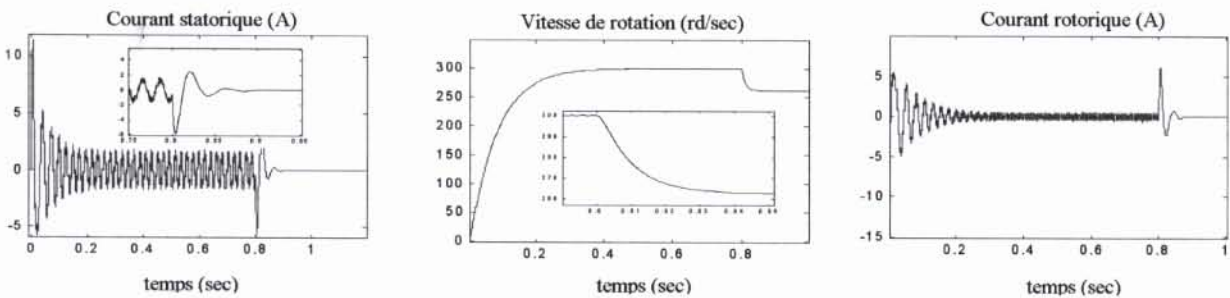
Par ailleurs, si nous considérons tous les paramètres du système électromécanique, nous constatons que chaque type de défaut présente une variation particulière et distincte, ce qui nous permettra, par la suite, de caractériser ces différents types de défauts.



a. défaut coupure monophasée

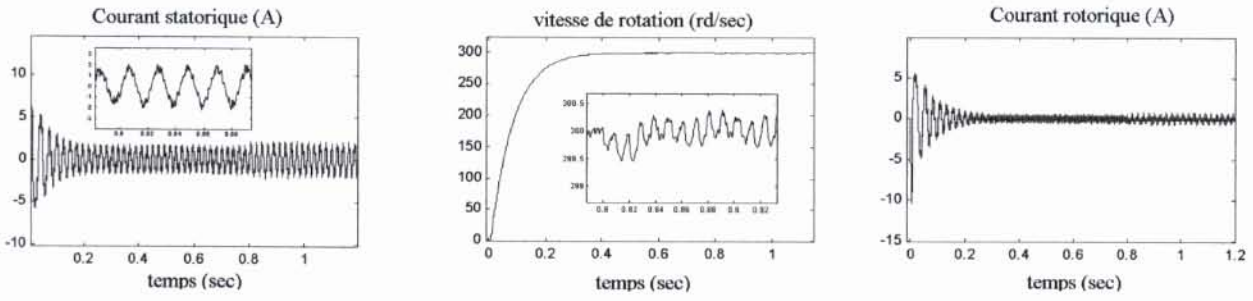


b. défaut coupure biphasée

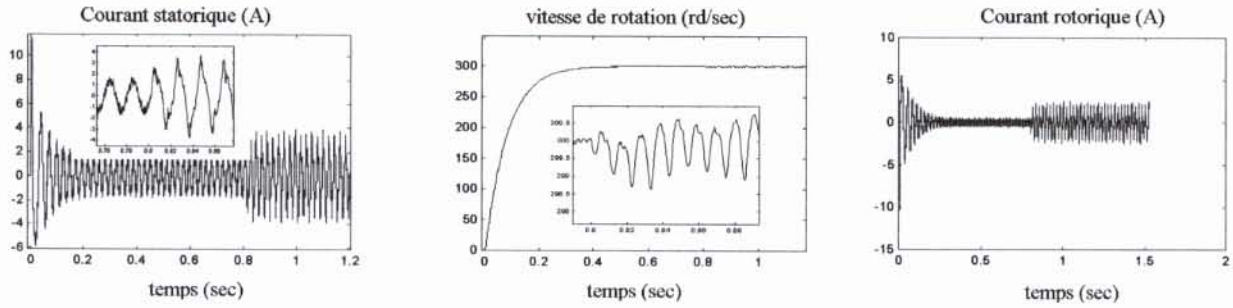


c. défaut coupure triphasée

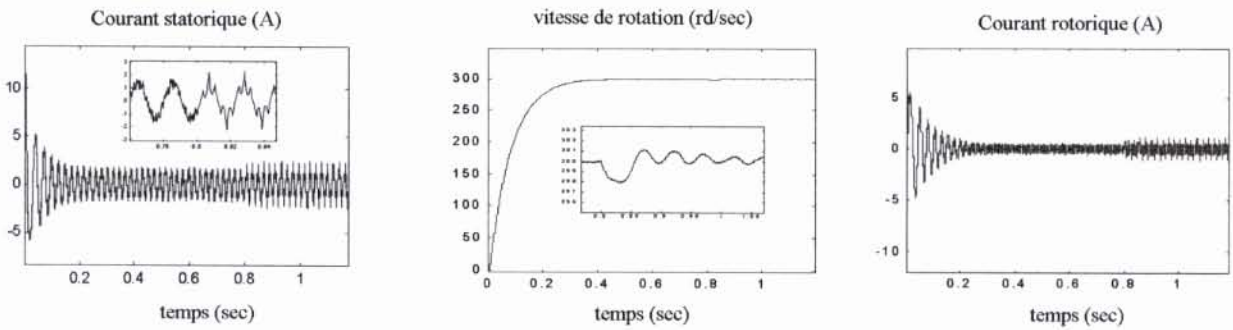
Fig. IV.10 Résultats de simulation d'une coupure de tension



d. défaut déséquilibre monophasé



e. défaut déséquilibre biphasé



f. défaut déséquilibre triphasé

Fig.IV.11 résultats de simulation des défauts, type : déséquilibre de tension

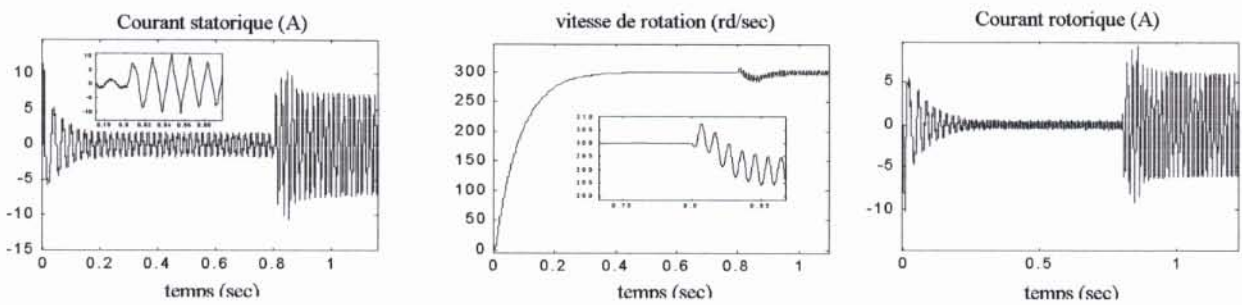
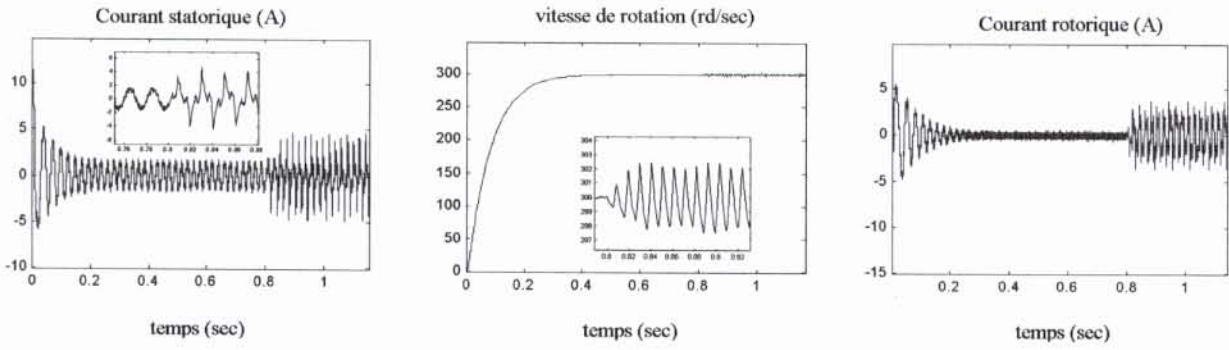
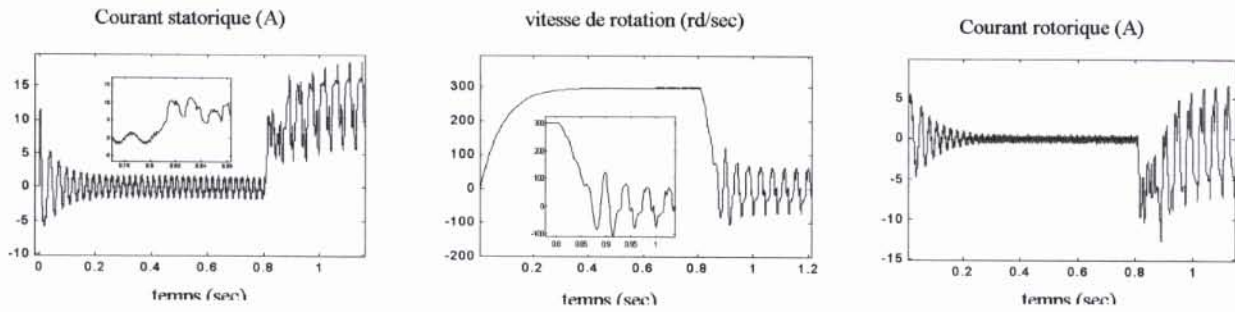


Fig.IV.12 défaut de tension, court-circuit entre phase

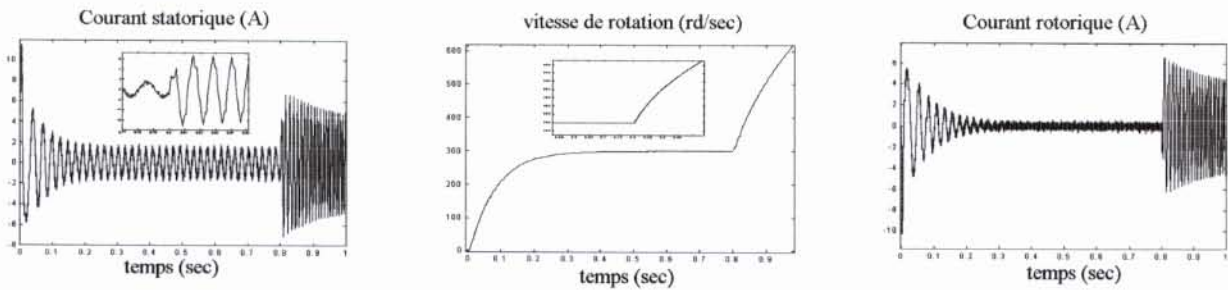


a. rupture d'un bras d'onduleur

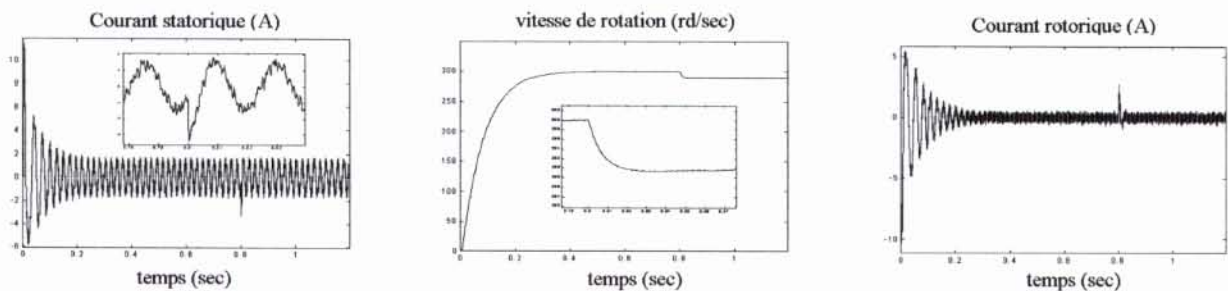


b. défaut : transistor maintenu fermé

Fig IV.13 Influence de l'apparition des défauts dans la partie puissance



a. défaillance totale du capteur de vitesse



b. offset sur le capteur de vitesse

Fig IV.14 Influence de l'apparition des défauts dans la partie commande

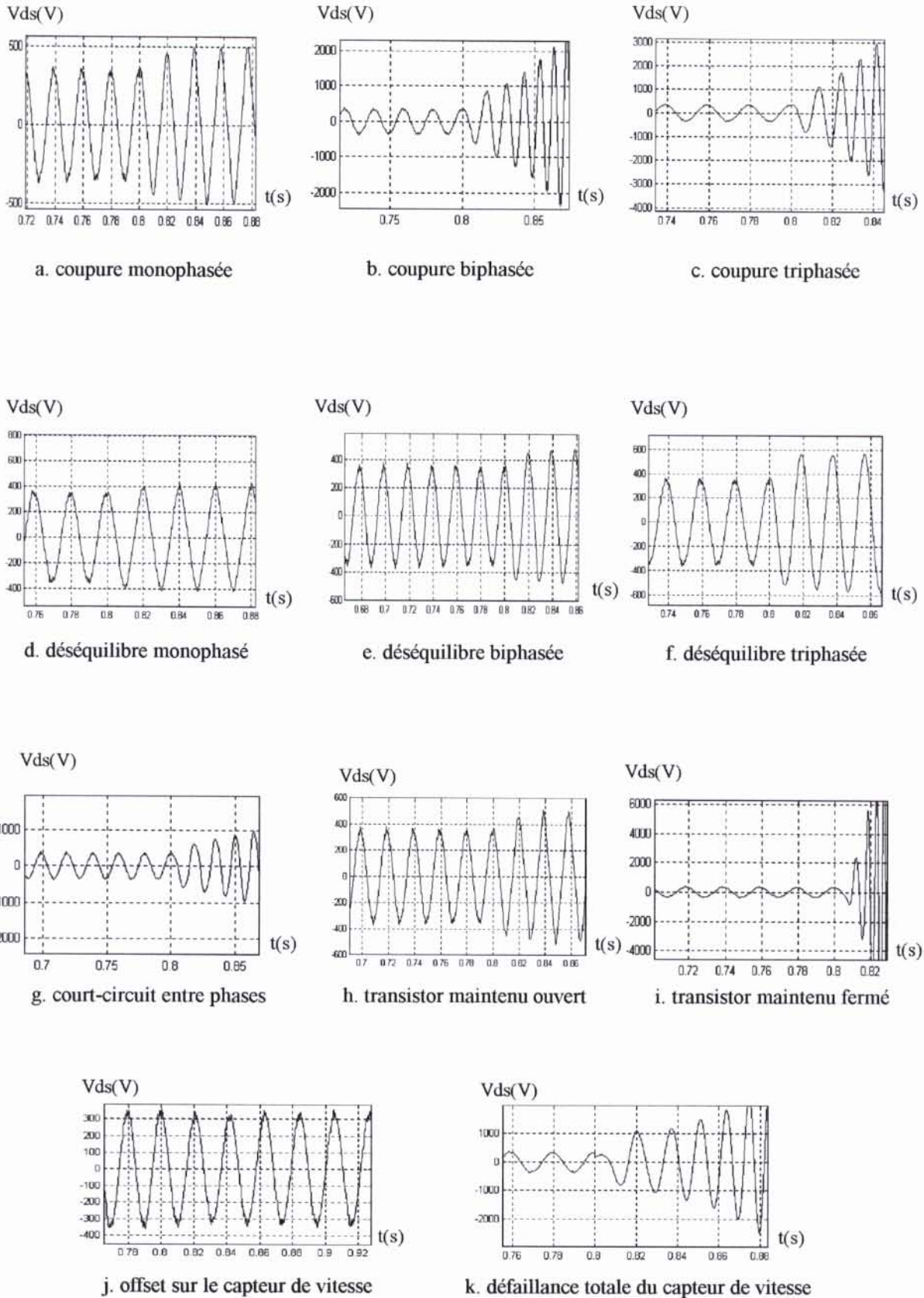


Fig IV.12 Courbes de simulation de la tension de commande pour différents types de fonctionnement

## 5. Conclusion

Le présent chapitre, a été consacré à l'élaboration du modèle global de l'ensemble convertisseur-moteur et commande, dans lequel le moteur est alimenté par un onduleur de tension piloté par MLI, en outre l'ensemble est commandé par la technique du flux rotorique orienté.

D'un autre coté, il a été constaté que la commande par orientation du flux rotorique orienté a permis de simplifier le système au maximum. En effet, à partir d'un modèle non linéaire et couplé, on a obtenu un modèle simple et découplé similaire à celui d'un moteur à courant continu à excitation séparée (où le flux est commandé par le courant d'excitation et le couple par le courant d'induit). D'autre part, les résultats de simulation obtenus montrent que lorsque la valeur de la vitesse est réduite à la moitié de sa valeur nominale, l'amplitude de la tension se divise par deux également, chose qui montre que la régulation permet de maintenir le flux rotorique constant.

Par ailleurs, le modèle global élaboré, a permis, d'une part, de simuler le comportement de l'association (convertisseur-moteur et commande) en fonctionnement normal (en régime à vide et en charge) ainsi que l'ensemble des défauts considérés.

Les résultats obtenus seront utilisés dans le chapitre suivant pour constituer la base d'apprentissage des réseaux de neurones.

# **CHAPITRE V**

**Elaboration du système automatique de  
diagnostic des défaillances d'un  
système électromécanique**



## CHAPITRE V

# Elaboration du système automatique de diagnostic des défaillances d'un système électromécanique

## 1. INTRODUCTION

Automatiser la détection des défaillances des systèmes électromécaniques permet de s'affranchir des faiblesses des opérateurs humains sujets à la fatigue, à l'oubli, et à la pression d'un environnement parfois hostile.

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 du système électromécanique pour tous les cas étudiés dans le chapitre précédent (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 de diagnostic des défaillances du système électromécanique (qui a été décrit dans le deuxième chapitre) ; en construisant le bloc de RNA qui est 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 expert qui va délivrer un protocole de maintenance où seront indiqués le type et les causes du défaut, le lieu de son apparition (localisation) et les remèdes possibles permettant son élimination.

## 2. Rappel de l'architecture du système automatique de diagnostic des défaillances

Le sous-système d'interprétation des informations de la nouvelle architecture (décrite dans le deuxième chapitre figII.4) du système automatique de diagnostic des défaillances du système électromécanique est constituée de deux parties (voire figure V.1) :

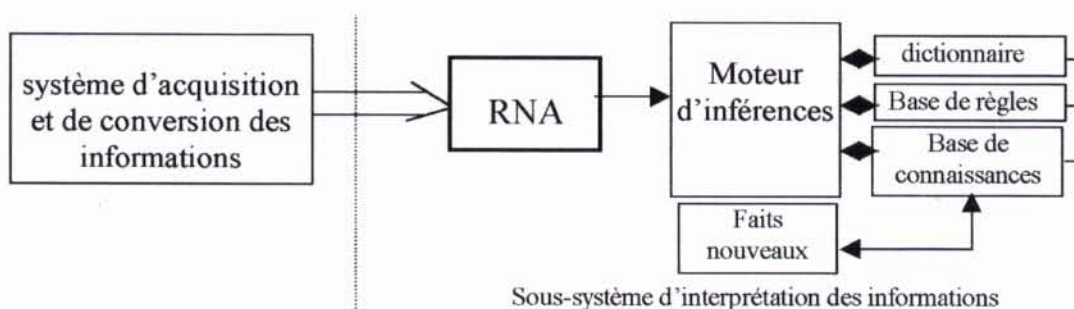


Figure V.1 schéma simplifié de la nouvelle architecture du système automatique de diagnostic

La première partie est le bloc du réseau de neurones qui reçoit sur son entrée les informations en provenance du sous-système d'acquisition et de conversion de l'information, en vue d'une classification des signaux reçus (détection du défaut).

La seconde partie est le bloc du système expert qui doit établir un diagnostic approfondi en interprétant les sorties du bloc RNA pour donner le type du défaut, les causes possibles et les remèdes correspondants.

### 3. Elaboration du module d'interprétation des informations

En réalité avant l'implémentation du bloc de RNA dans le sous-système d'interprétation des informations, il a été procédé à l'étude de trois réseaux de neurones artificiels ayant des architectures différentes (nombre de neurones à la couche d'entrée est différent) ; c'est à dire les entrées des trois réseaux sont en fonction du nombre des variables sélectionnées du système à surveiller et la dimension de l'échantillon à choisir (fig V2-V3-V4).

Ces réseaux sont étudiés dans l'optique de sélectionner parmi eux le réseau le plus performant pour la mise en œuvre du système de diagnostic le plus fiable. A cet effet, plusieurs études paramétriques ont été effectuées, à savoir :

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

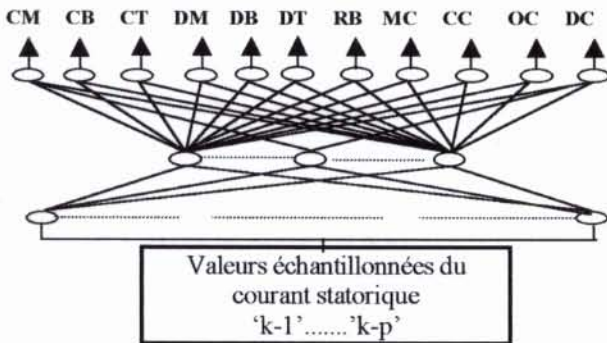


Fig.V.2 structure du premier réseau

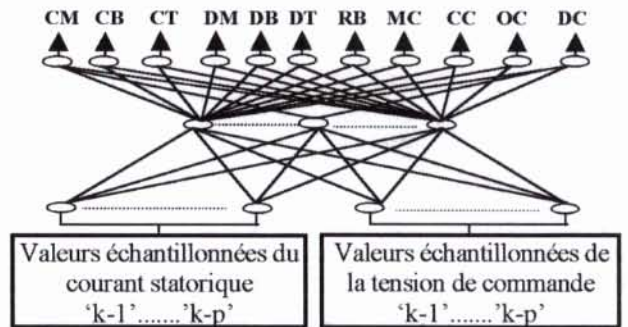


Fig.V.3 structure du deuxième réseau à étudier

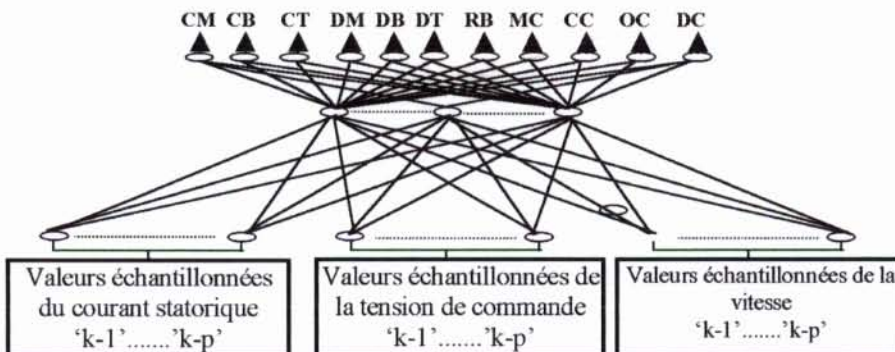


Fig.4 structure du troisième réseau à étudier

### 3.1. Choix des variables d'entrées des RNA

Une phase importante de l'étude d'un système, est le choix des variables (paramètres) pris en compte pour l'analyse, conditionnant les résultats obtenus et dépendant avant tout de l'expérience (ou du savoir faire) de l'expert[49][58]. Ce sont des variables d'entrées (modes de fonctionnement contrôlés par l'expert comme les tensions de commande sortant du circuit de commande) et de sorties (correspondant, en général, à l'information délivrée par un capteur mesurant une grandeur physique). Les variables choisies devront être évaluées dans le temps d'un état normal à un état de dysfonctionnement plus ou moins dégradé (état défaillant critique, etc.).

D'après l'analyse des signaux des défauts dans le chapitre précédent, les trois variables indicatrices qui ont été retenues, sont : le courant statorique, la vitesse de rotation et la tension de commande. En effet, ces variables sont, d'une part, mesurables directement et d'autre part, elles peuvent être considérées comme étant les plus représentatives en cas de défauts [40][49] (leurs allures varient considérablement en cas d'apparition d'un défaut).

Les trois variables retenues seront considérées en qualité de signaux de référence représentant les différents états du système. Par la suite, ils seront utilisés pour la construction d'une base de données.

### 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 en provenance du SACI). On doit tout d'abord accéder à la phase d'acquisition des données. En effet, l'observation du système électromécanique permet de construire une base de 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) où chacune d'entre elles, représente un type de fonctionnement. En outre, chaque vecteur est représenté par des valeurs échantillonnées [31][34].

Pour construire un modèle non paramétrique (RNA) décrivant le comportement du système électromécanique (fonctionnements normaux et anormaux), il est impératif de pouvoir construire une base de données très riche, qui contient suffisamment d'informations sur les défauts en différents régimes de fonctionnement et sous différentes formes (l'information sur un défaut doit être extraite d'une façon redondante)[5,20,,29,46,58,60]. Pour réaliser cette dernière opération, il a été procédé comme suit :

- Chaque défaut a été simulé en régimes de marche à vide et en charge pour différentes perturbations (avec les valeurs : 25%, 50%, 75% et 100% de la charge nominale) appliqués sur l'arbre de la machine asynchrone[18,19,21,46,54].
- L'application d'un défaut pour différents instants d'une période ne donnent pas les mêmes allures pour les courbes des différents paramètres. En effet, dans le cas des signaux périodiques comme il est le cas des courants et des tensions (dont la période est égale à  $T = 1/f = 0.02$ ); lorsque il y a apparition du défaut à des instants différents sur la période, les signaux des valeurs indicatrices n'ont pas la même allure. Par conséquent, chaque type de défaut a été simulé à plusieurs reprises (10 fois) pour des instants répartis sur la période.

- Le prétraitement effectué sur le signal acquis, permet de donner la suite des valeurs fournies par l'échantillonnage de ce signal (appelée modalité ou vecteur[8]). Ces valeurs indiqueront l'existence d'un défaut ou d'un type de fonctionnement quelconque. Par ailleurs, la base des données de chacune des variables considérées est constituée de vecteurs et chaque vecteur est présenté par un échantillon d'apprentissage  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$  (ensemble d'observations) [31][34].

En général l'échantillonnage de l'une des observations est effectué à pas constant[4], et celles-ci sont ordonnées dans le temps. Donc l'échantillon d'apprentissage qu'on a considéré devient  $x = \{t_0, t_0 + \xi, \dots, t_0 + (p-1)\xi\}$  où  $t_0$  et  $\xi$  représentent respectivement le premier instant d'échantillonnage et le pas d'échantillonnage. L'échantillon dans notre cas est égal à 0.02s c'est la valeur d'une période du signal sinusoïdal du courant statorique à la fréquence de 50 Hz. Le pas d'échantillonnage doit être choisi selon le théorème de Shannon, qui impose que la fréquence ( $f_e = 1/\xi$ ) d'échantillonnage minimale pour les signaux analogiques dont le support fréquentiel est borné sur l'intervalle  $[-b, +b]$  soit conforme à  $f_e \geq 2b$ , ou  $b$  dans notre cas est égale à 50Hz [60].

D'un autre côté, pour le choix des entrées des réseaux de neurones, cette fréquence d'échantillonnage ne doit pas être très grande, parce que le nombre des valeurs échantillonnées est élevé, et par conséquent le nombre d'entrées des réseaux sera grand également [47].

Par ailleurs, on doit extraire pour chaque type de défaut k-p des valeurs échantillonnées à partir de l'instant d'application du défaut, où k-p est égale à  $0.02/\xi$ .

L'extraction des données (valeurs échantillonnées) peut être considérée en appliquant un opérateur de retard pour chaque variable. La prise en compte de ce dernier est obtenu simplement en décalant l'extraction d'une modalité d'un ou de plusieurs instant(s) (à partir du premier instant d'échantillonnage) ; c'est à dire chacune des modalités d'un défaut doit être extraite (d'une façon redondante) à des instants décalés d'une période du signal [49].

A partir de signaux échantillonnés et bruités, les fichiers comprenant les valeurs des trois variables (le courant statorique, la tension de commande et la vitesse de rotation) ont été établis ; ceux-ci nous permettent de construire les bases d'apprentissages des trois réseaux à étudier.

Pour passer à l'étape de classification nous disposons pour chacun des trois paramètres caractéristiques de 12 types de fonctionnement, y compris, le fonctionnement normal (Tableau V.1). Les défauts qui ont été simulés à différents régimes de fonctionnement et chaque défaut a été appliqué à des instants décalés de la période du courant statorique ; l'extraction des vecteurs représentant tous les défauts a été considérée par l'application d'un facteur de retard [46]. Par conséquent, la base de données de chaque variable est constituée de vecteurs représentant les différents types de fonctionnement, et qui sont autant d'exemples qu'il faut apprendre aux réseaux de neurones (en effet une base de données riche permet d'avoir une meilleure généralisation).

Tableau V.1 : Classification des types de défauts

Catégorie	Types de défaut	Symbole	code
1	Coupure monophasée	CM	00000000001
2	Coupure biphasée	CB	00000000010
3	Coupure triphasée	CT	00000000100
4	Déséquilibre monophasé	DM	00000001000
5	Déséquilibre biphasé	DB	00000010000
6	Déséquilibre triphasé	DT	00000100000
7	Rupture d'un bras d'onduleur	RB	00001000000
8	Un des composants d'onduleur (transistor) est maintenu égale à 1 (maintenu sous tension)	MC	00010000000
9	Court-circuit entre phases	CC	00100000000
10	Offset de la vitesse	OC	01000000000
11	Défaillance du capteur de vitesse	DC	10000000000

### 3.3.Construction du bloc (RNA)

#### 3.3.1. Introduction

Les réseaux de neurones que nous avons simulés sont tous des réseaux multicouches utilisant l'algorithme de rétropropagation pour leurs apprentissages (voir chapitre 3). Pour l'implémentation du bloc RNA dans le système automatique de diagnostic, on se propose d'étudier trois types de réseaux de neurones pour qu'ensuite après la phase de test et de comparaison entre les trois réseaux on puisse choisir le réseau le plus convenable (c'est à dire celui qui est capable de réaliser une bonne généralisation) et le plus performant (caractérisé par une précision satisfaisante) pour accomplir la tâche du diagnostic.

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

- Choix des entrées des réseaux, c'est à dire construction de la base d'apprentissage à partir des fichiers des données disponibles des trois paramètres ;
- Choix des sorties des réseaux, c'est à dire choix des classes discriminantes pour chaque réseau ainsi que leur codage ;
- Choix de l'architecture des trois réseaux étudiés.

Toutefois il est à signaler que les trois opérations ne se sont pas déroulées d'une façon indépendante mais simultanément.

#### 3.3.2. Choix des entrées

Les trois paramètres (le courant statorique, la tension de commande et la vitesse) ont été choisis, parce qu'ils contiennent des variations caractéristiques sur leurs allures et ils sont

sensiblement affectés, par le changement du régime de fonctionnement du système électromécanique [47][49][58].

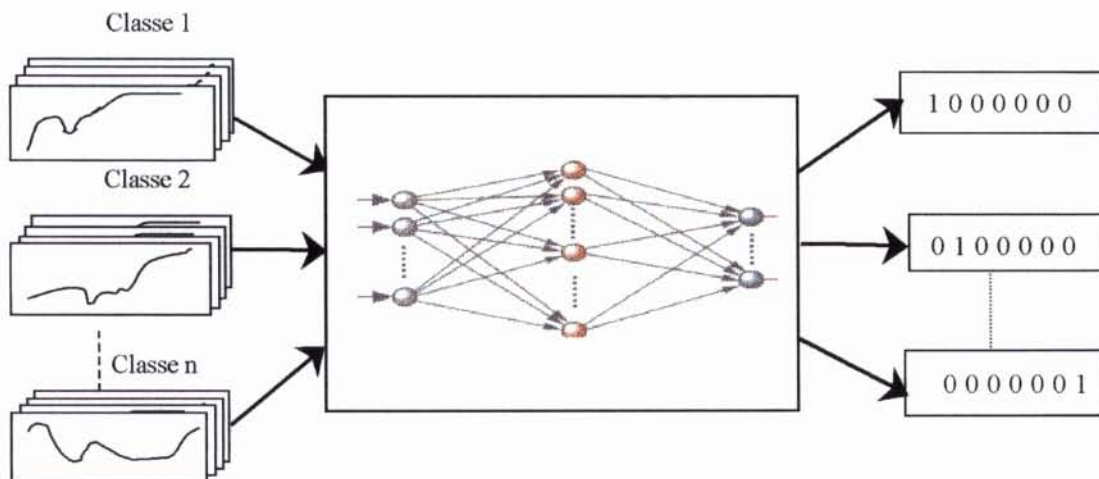
Par ailleurs, à partir des données acquises nous avons effectué les opérations suivantes :

- Les variables sélectionnés (le courant statorique, la tension de commande, et la vitesse de rotation) vont permettre de sélectionner les entrées de chaque réseau ; le premier réseau à étudier possède  $p$  ( $p=T/\xi$ ) entrées sur la couche d'entrée qui sont les valeurs échantillonnées du courant statorique (voir figure V.2) ; pour le deuxième réseau, ses entrées sont les valeurs échantillonnées du courant statorique et de la tension de commande, ce qui signifie que le nombre d'entrées de ce réseau est égale à  $2p$  (voir figure V.3). En ce qui concerne le réseau n° 3, les valeurs échantillonnées de chacun des signaux des trois paramètres constituent les entrées de ce réseau. Ce dernier possède  $3p$  entrées sur sa couche d'entrée (voir fig V.4) ;
- La normalisation pour ramener toutes les valeurs dans l'intervalle  $[0,1]$  ; cette opération est effectuée pour adapter les valeurs échantillonnées aux neurones d'entrée ; en effet, chaque valeur échantillonnée est reliée à un neurone d'entrée du réseau qui n'accepte que des valeurs comprises entre zéro et un [5,14,18,26,58].

### 3.3.3. Choix des sorties

Nous avons décidé d'attribuer 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 V.5).

Lors de la détection d'un défaut, le réseau doit indiquer un 1 à sa sortie qui correspond à ce défaut (ou à cette classe) ; et toutes les autres sorties du réseau doivent être égales à 0. Les défauts sont présentés dans le tableau n° 1 ci-dessus, avec leurs symboles et leurs codes associés. Le nombre de sorties pour chaque réseau est égale à 11.



FigV.5 classification des signaux des défaillances

### 3.3.4. Choix de l'architecture du réseau de neurones

Le problème non résolu actuellement avec les RNA à couches est lié à la détermination de la structure du réseau (nombre de couches, nombre de neurones par couche et la nature des fonctions d'activation).

Cependant, Finenhachi a démontré qu'un réseau de neurones multicouches, avec au moins une couche cachée et dont les fonctions d'activation sont de type sigmoïde, sont capables d'approximer n'importe quelle fonction de  $R_g^n$  dans  $R^m$ . Si cette couche possède suffisamment de cellules [5,14,26,32]. Par ailleurs, Napolitano [47] a démontré qu'une couche cachée est suffisante pour les architectures des RNA destinées au diagnostic (classification). En outre, Sorsa et al. [58] en comparant des différentes architectures, confirment que les réseaux multicouches à une seule couche cachée ont donné de meilleures performances et un temps de calcul réduit par rapport aux RNA avec deux couches cachées.

Par ailleurs, pour chaque réseau de neurones étudié, on a considéré plusieurs pas d'échantillonnage lors de la phase d'acquisition des données. Par conséquent chaque réseau sera étudié pour des couches d'entrées ayant différents nombres de neurones. Pour les tableaux V.2-V.3-V.4 sont présentés les variations de l'architecture et des résultats d'apprentissage (en fonction du nombre d'entrées (k-p) de chaque réseau) :

**Tableau V.2 résultats de simulation du premier RNA :**

Cas	nombre d'entrées p	erreur quadratique moyenne	Nombre de neurones de la couche cachée	Nombre d'itérations
1	6	$4.3421e^{-13}$	17	48
2	10	$3.24221e^{-15}$	13	257
3	20	$1.2637 e^{-15}$	10	148

**Tableau V.3 résultats de simulation du deuxième RNA :**

Cas	Nombre d'entrée p	Erreur quadratique Moyenne	Nombre de neurones de la couche cachée	Nombre d'itérations
1	12	$2.4132e^{-15}$	13	56
2	20	$3.71314e^{-16}$	8	648
3	40	$3.5136e^{-17}$	8	428

**Tableau V.4 résultats de simulation du troisième RNA :**

Cas	Nombre d'entrées p	Erreur quadratique Moyenne	Nombre de neurones de la couche cachée	Nombre d'itérations
1	18	$4.6135e^{-16}$	12	205
2	30	$3.2658e^{-17}$	6	600
3	60	$3.5136e^{-17}$	5	244

D'après les résultats obtenus, on remarque que les valeurs quadratiques moyennes pour chaque réseau étudié (en fonction du pas d'échantillonnage) sont très proches du zéro. Ce qui veut dire que toutes les architectures ont atteint leurs meilleures performances dans la phase d'apprentissage. Toutefois, en pratique le nombre d'entrées des réseaux ne doit pas être important, afin d'éviter l'augmentation du temps de calcul (chose qui permettra que la détection du défaut soit plus rapide) [47]. D'autre part, le pas d'échantillonnage doit être choisi selon le théorème de Shannon, pour que le signal présenté au bloc RNA ne perd pas ses caractéristiques temporelles et fréquentielles. A cet effet, le choix du nombre d'entrées doit être optimisé, par conséquent, après plusieurs essais (pour 6, 10 et 20) le nombre des valeurs échantillonnées pour chaque variable est choisi égale à 10 (chose qui assure un temps de calcul relativement réduit et une bonne généralisation dans la phase de test) c'est à dire le pas d'échantillonnage est égale à 0.002 s.

### 3.4.Analyse des résultats

Avec le nombre d'entrées qu'on a choisi pour chaque variable ( $p=10$ ), les différents essais d'apprentissage nous ont permis de retenir les trois réseaux suivant :

#### 3.4.1. Le RNA n°1

- 10 neurones en couche d'entrée ;
- 13 neurones en couche cachée ;
- 11 neurones en couche de sortie.

L'apprentissage a été considéré comme étant achevé après 257 présentations au réseau de chacun des exemples de la base d'apprentissage, et par conséquent la valeur de l'erreur quadratique moyenne est égale à  $3.24221 \times 10^{-15}$  (sur la figure V.6. est représenté la courbe d'évolution de l'erreur quadratique moyenne pendant la phase d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations). La courbe est présentée par le logiciel MATLAB et les résultats d'apprentissage sont donnés chaque 10 itérations et lorsqu'on atteint une valeur de l'erreur proche de zéro (celle donnée sur la figure V.6) l'apprentissage est terminé. Les valeurs des poids synaptiques et des biais sont sauvegardées en vue de tester le réseau étudié sur d'autres exemples qui n'ont pas été appris par le réseau et pour mesurer le degré de généralisation de ce réseau sur d'autres exemples

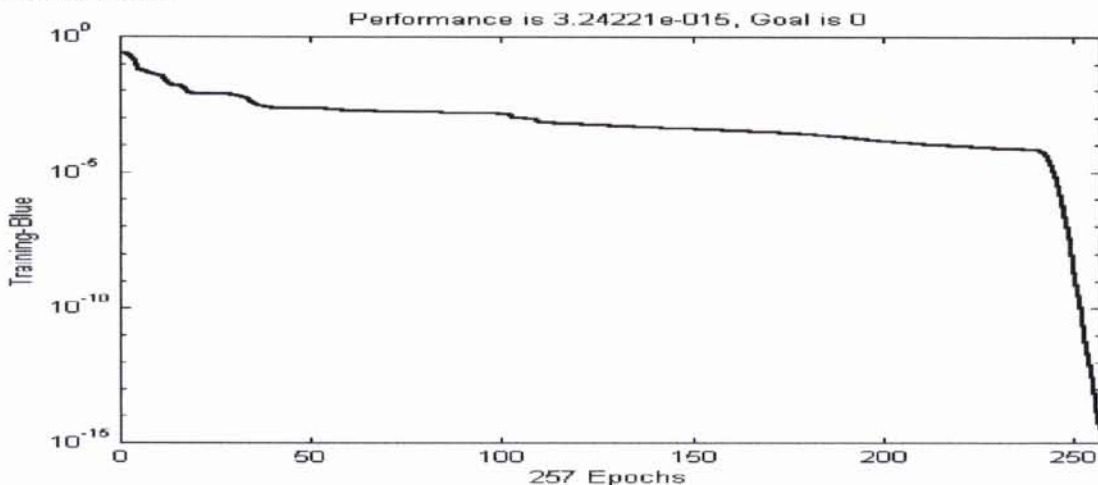
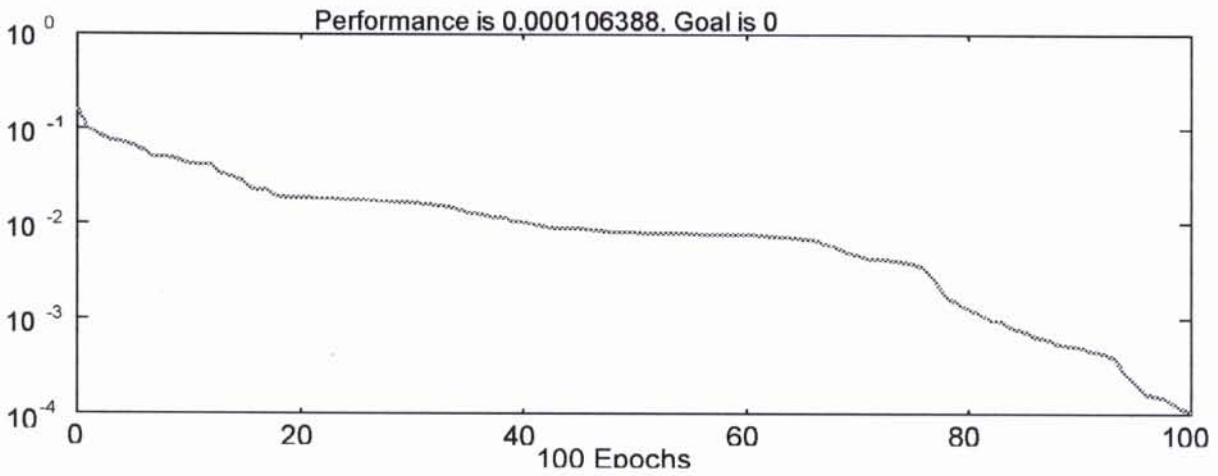


Fig V.6 Evolution de l'erreur quadratique moyenne du premier réseau

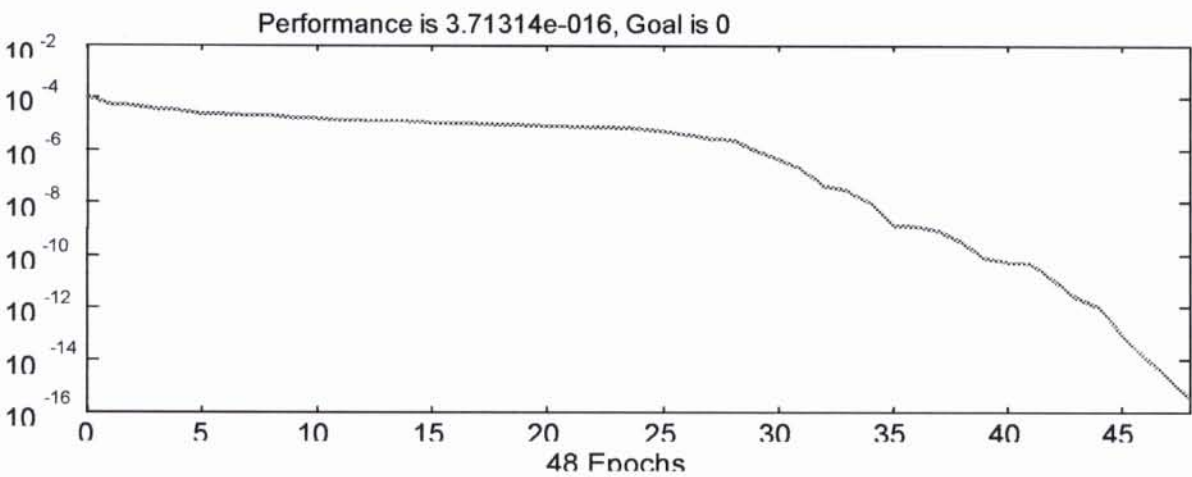
### 3.4.2. Le RNA n°2

- 20 neurones en couche d'entrée ;
- 8 neurones en couches cachées ;
- 11 neurones en couche de sortie.

L'apprentissage s'est achevé après 648 présentations de chaque exemple. L'apprentissage a été effectué en deux étapes : pendant la première, le réseau a été entraîné avec 600 itérations (ou 600 présentations); voir figure V.7.a. Les valeurs des poids synaptiques et des biais correspondants à la dernière itération sont sauvegardées. Ensuite les résultats obtenus sont reinjectés dans le programme afin que l'apprentissage puisse être poursuivi avec des valeurs non aléatoires des poids synaptiques et des biais. A cet effet, il est à signaler que l'apprentissage s'est arrêté après 48 itérations avec une erreur quadratique moyenne égale à  $3.71314e^{-16}$  (voir figure V.7.a).



a)



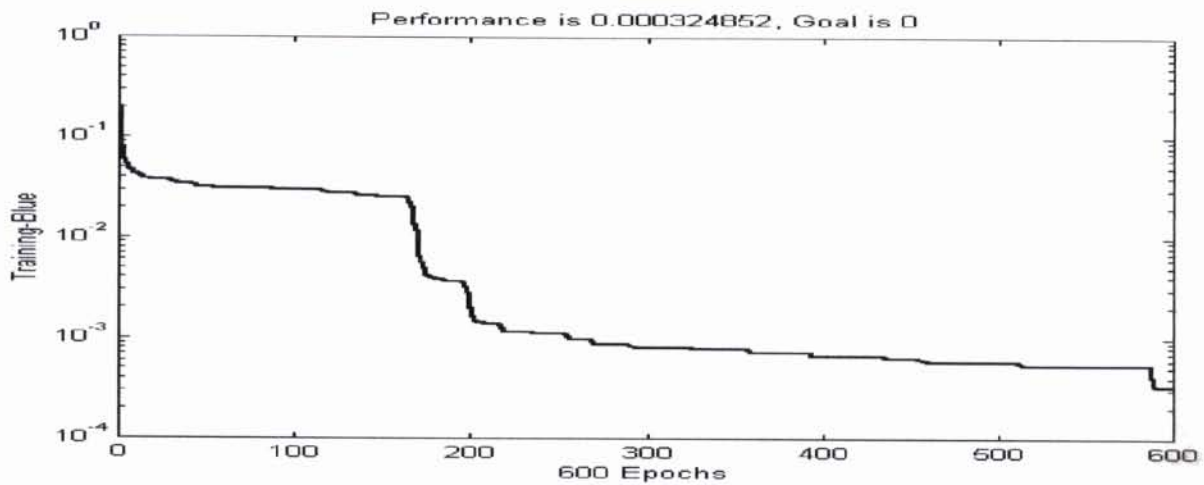
b)

Fig V.7. Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA n°2

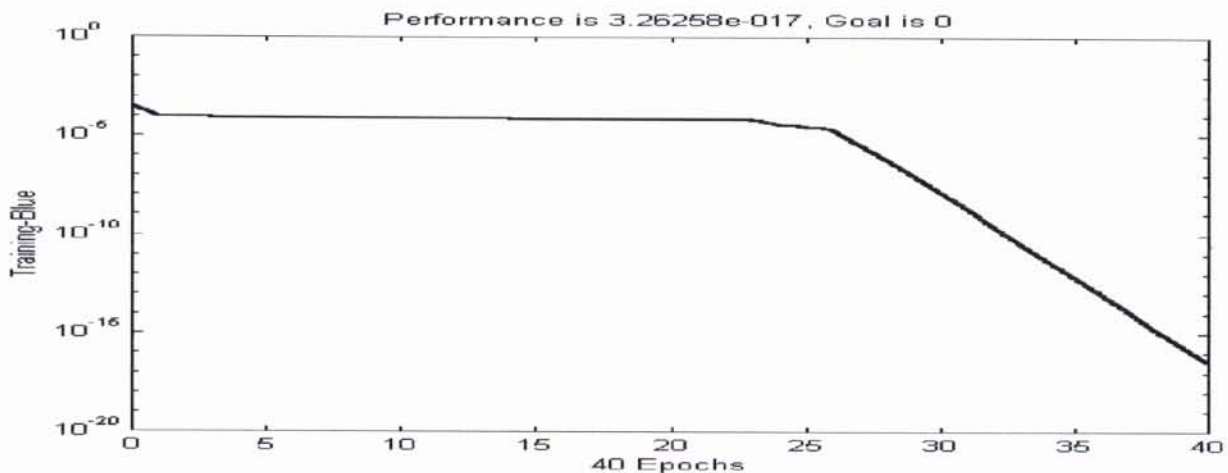
### 3.4.3. Le RNA n°3

- 30 neurones en couche d'entrée ;
- 6 neurones en couche cachée ;
- 11 neurones en couche de sortie.

L'apprentissage a été considéré comme étant achevé suite à la présentation de chaque exemple 640 fois au réseau. De même que pour le réseau n°2, l'apprentissage a été effectué en 2 étapes : pour la première, après 600 itérations l'erreur quadratique moyenne a été ramenée jusqu'à la valeur de 0.00032856 (voir figure V.9.a). La deuxième étape d'apprentissage a été entamée avec cette deuxième valeur de l'erreur (les valeurs des poids et des biais correspondants ont été reinjectées dans le programme). Par la suite après 40 itérations l'apprentissage a atteint de bonnes performances avec une erreur égale à  $3.2658 \times 10^{-17}$  (voir figure V.8.b).



a)



b)

Fig V.8 Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA n°3

### 3.5. Tests des réseaux de neurones sélectionnés sur des nouveaux exemples

Une fois que les trois réseaux de neurones ont été construits et que leur apprentissage a été achevé avec des performances satisfaisantes vient l'étape de comparaison entre ces trois réseaux en testant leurs sorties avec la présentation des exemples à leurs entrées. En fait, ces exemples appartiennent à deux bases de données : la première est la base d'apprentissage avec laquelle on a effectué la phase d'apprentissage et la deuxième est la base de tests sur laquelle, on a testé la capacité du réseau considéré à reconnaître des exemples non appris. Cette dernière opération permet d'estimer la capacité de généralisation du réseau, qui est un critère déterminant pour son utilisation effective et qui nous permettra aussi de sélectionner le réseau le plus performant. En effet, celui qui possède une plus grande capacité de généralisation peut être considéré comme étant le plus apte à accomplir la tâche de diagnostic [60,47,14].

Il est évident que les tests des trois réseaux de neurones sur les exemples appris ou qui appartiennent à la base d'apprentissage de chaque réseau ont donné des meilleurs résultats ; car tous les types de fonctionnement (les défauts et le fonctionnement normal) ont été identifiés exactement par les trois réseaux (ceci peut être expliqué par les résultats obtenus dans la phase d'apprentissage des trois réseaux où les erreurs quadratiques moyennes obtenues étaient proches de zéro (voir les figs V.7.8.9).

En ce qui concerne, le test des trois réseaux sur les exemples qui n'ont pas été appris dans la phase d'apprentissage (nouveaux exemples) leurs résultats sont présentés dans les tableaux V.5.a jusqu'à V.7b.

Les exemples testés représentent l'un des défauts sélectionnés auparavant, mais cette fois-ci ce dernier est simulé pour d'autres régimes de fonctionnement (c'est à dire avec d'autres niveaux de perturbations qui sont différents de ceux qui ont été considérés dans la base d'apprentissage).

Dans les tableaux suivants (V.5, V.6, V.7) sont présentés les sorties de chacun des réseaux étudiés avec différents régimes de fonctionnement ; pour chaque réseau on a présenté deux tableaux le premier tableau représente les sorties correspondantes au défaut coupure monophasée et le deuxième représente les sorties correspondantes au défaut déséquilibre biphasée. La première ligne de chaque tableau correspond au premier type de défaut et la cinquième ligne correspond au deuxième type de défaut considéré dans cette phase de test (c'est à dire les sorties CM et DB des trois réseaux voir fig V.2,V.3et V.4).

### 4. Analyse et interprétation des résultats de test (de vérification)

Les résultats énoncés dans les deux tableaux (Tab 5.a.b) pour le premier réseau ne sont pas satisfaisants ; car on remarque que sur la première ligne (première sortie) qui correspond au type de défaut coupure monophasée, il n'y a qu'un seul régime de fonctionnement (celui qui correspond au régime de fonctionnement, avec 10% de perturbation) où le défaut était reconnu presque à 100% ; tandis que pour le régime à 40% de perturbation la sortie qui correspond à ce défaut est loin de la sortie désirée. On rencontre le même cas pour le deuxième défaut pour lequel l'identification était exact dans le régime de fonctionnement à 80% de la charge nominale ; tandis que la sortie correspondante à ce type de défaut dans le régime de fonctionnement à 60% de la valeur de la charge nominale est loin de celle désirée.

En ce qui concerne le deuxième réseau, il a pu avoir reconnaître à 100% le défaut type coupure monophasée dans le régime de fonctionnement avec une perturbation de 20%.

Egalement le même résultat a été obtenu pour le deuxième défaut dans les régimes de fonctionnement avec 60%, 80% et 90% de la charge nominale ; mais le défaut type coupure monophasée n'a pas été reconnu dans le régime qui correspond à 40% de la charge nominale, car la sortie réelle correspondante à ce défaut est égale à 0.0857, alors que la sortie désirée est égale à 1 (Voir tableau V.6.a).

Dans le dernier réseau, les deux défauts ont été reconnus presque à 100% pour plusieurs régimes de fonctionnement (voir TabV.7.a.b) ; tandis que pour les autres régimes de fonctionnement, les sorties correspondantes à ces deux défauts ne sont pas loin des sorties désirées, car la plus petite sortie est égale à 0.8570 (c'est celle du premier défaut dans le régime de fonctionnement à 40% de la charge nominale).

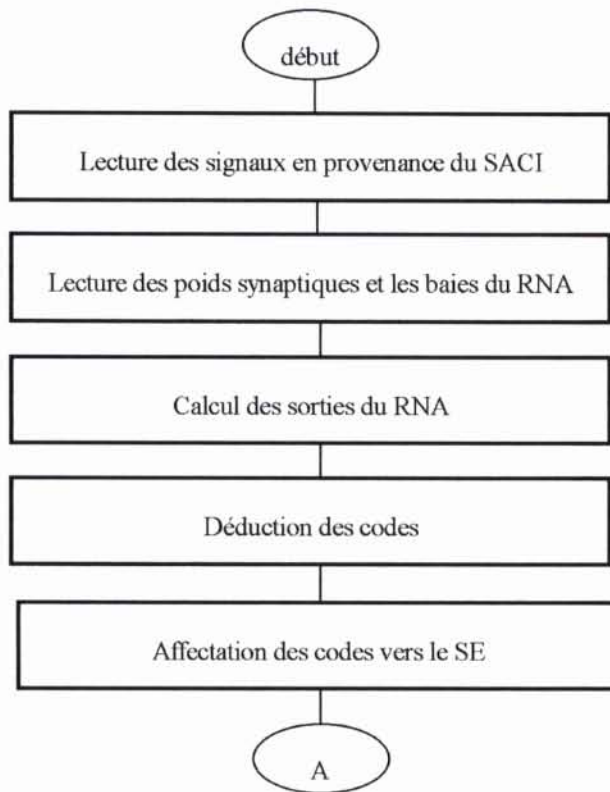
D'après l'analyse des résultats obtenus dans la phase de test des trois réseaux, il a été constaté que le troisième réseau est le plus performant (essentiellement en raison de sa capacité de généralisation sur de nouveaux exemples simulés pour différentes valeurs de perturbations). Par conséquent c'est celui qui sera implementé dans le système automatique de diagnostic.

Par ailleurs les sorties du réseau sélectionné, qui sont proches de la valeur désirée (sorties désirées) doivent être ajustée à zéro ou à un, afin de faciliter la tâche d'interprétation des sorties du réseau de neurones par le système expert, afin qu'il puisse identifier le type de défaut, donner la cause et le lieu de son apparition et les remèdes correspondants.

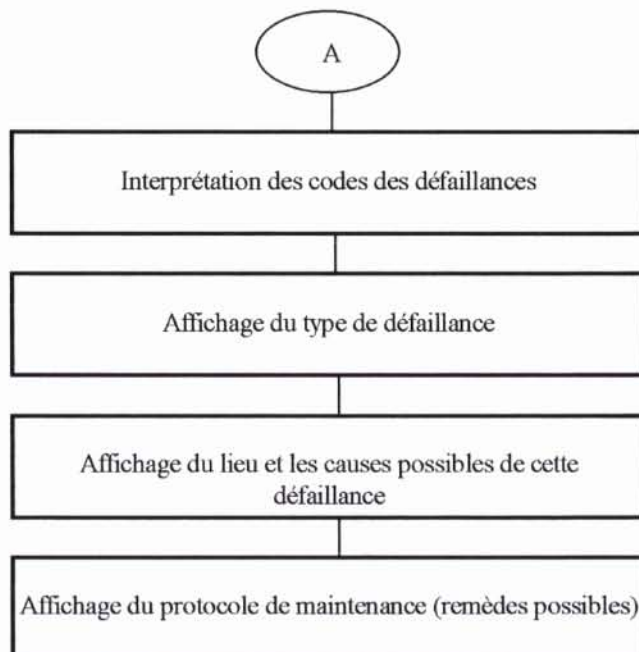
## 5. Localisation des défaillances

Lorsque le système de détection (RNA) détecte un défaut, vient ensuite, 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 expert 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 ou un afin de faciliter la tâche d'interprétation (accomplie par le système expert). 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 trois variables), le réseau de neurones classe cet exemple, en donnant sa sortie correspondante, puis cette dernière est interprétée comme une donnée représentant un fonctionnement normal, (si toutes les sorties du réseau sont plus petites que 0.5 c'est à dire plus proches de zéro) ; dans le cas échéant un défaut est considéré (si l'une des sorties est plus grande que 0.5 et les autres sorties sont plus petites que 0.5). Cette phase est appelée déduction des codes [14,34,58]. Les étapes de déduction et de localisation sont illustrées par les organigrammes suivants :

### Détection de défaillance et détermination de son code



### Localisation de défaillances par le système d'aide à la décision (système expert)



Après l'interprétation par le système expert du code délivré par le bloc RNA ; le type de défaut, son endroit d'apparition, ses causes possibles, et les remèdes correspondants, doivent être représentés (affichés sur écran) afin que l'opérateur puisse intervenir le plutôt possible, pour éliminer ce défaut, en utilisant les remèdes proposés par le système automatique de diagnostic. Sur la figure V.9 est présenté un exemple de sortie du sous-système d'interprétation de l'information qui affiche sur écran toutes les informations nécessaires (type, lieu, causes, etc.), concernant le type de défaut qui vient d'être détecté par le réseau de neurones et interprété par le système expert (il est à signaler que cette fenêtre est réalisée par le logiciel Matlab par Toulbox 'Guide') :

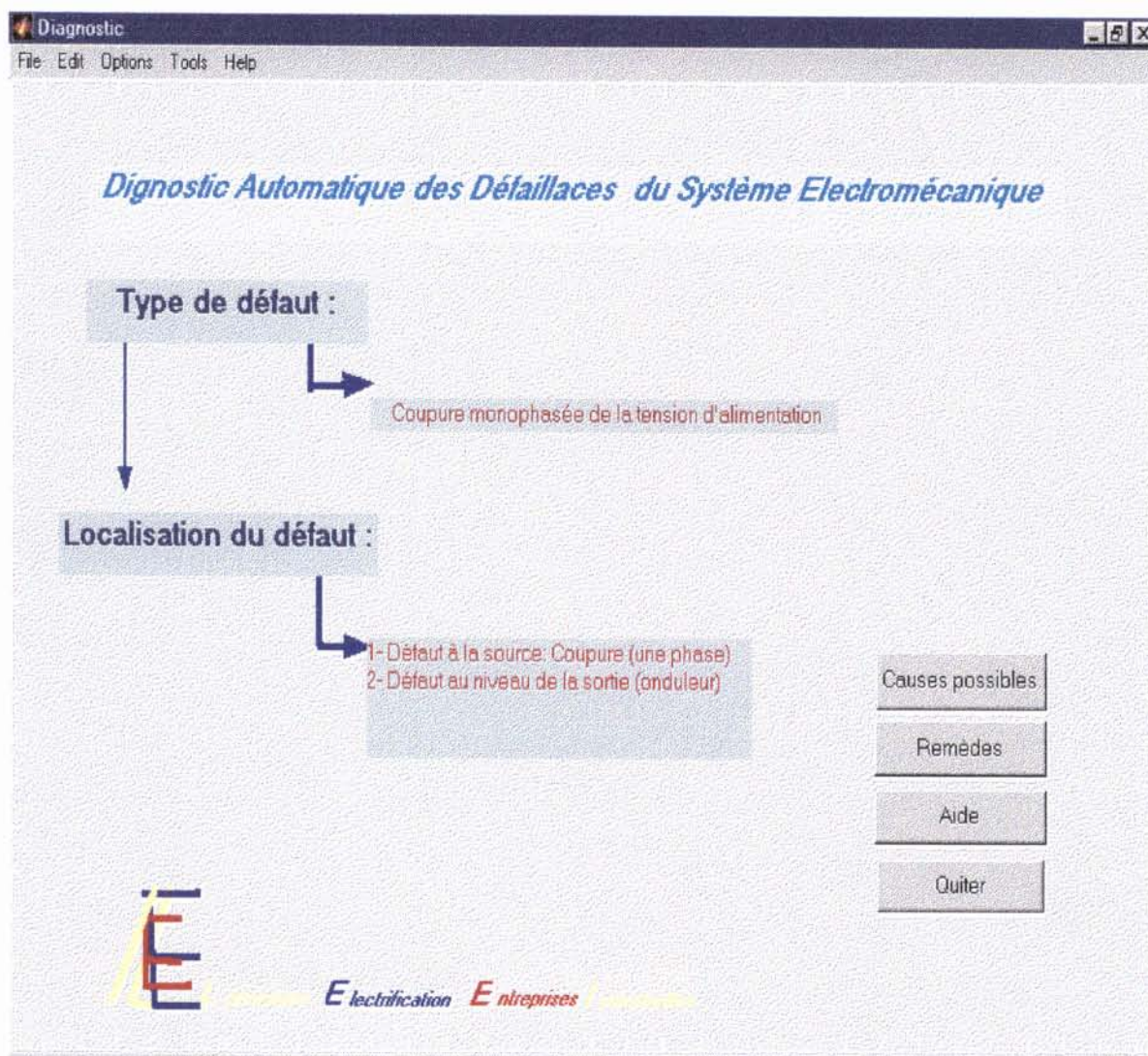


Fig V.9 Exemple du protocole de maintenance délivré par le sous système d'interprétation de l'information

**Tableau V.5-a résultats de simulation (test) du premier RNA, pour le défaut coupure monophasée (pour différentes perturbations) :**

Sorties du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	0.5099	0.8540	0.8877	0.20857	0.9605	1.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0005
3	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
4	0.0049	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.4557	0.0000	0.0057	0.0000	0.0000
8	0.2310	0.0000	0.0067	0.0000	0.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	0.0000	0.3040	0.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

**Tableau V.5-b résultats de simulation (test) du premier RNA, pour le défaut déséquilibre biphasé (pour différentes perturbations) :**

Sorties du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0048	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.0062	0.0000	0.0000	0.0354
4	0.0000	0.0000	0.4015	0.0000	0.0000	0.0000
5	0.9999	1.0000	0.0000	0.7996	0.8499	0.7707
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.1005	0.0000	0.0057	0.0000	0.0000
8	0.0000	0.0000	0.0031	0.0000	0.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0141	0.0000

**Tableau V.6.a résultats de simulation (test) du deuxième RNA, pour le défaut coupure monophasée (pour différentes perturbations) :**

Sorties du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	0.9999	0.8540	0.8877	0.0857	1.0000	0.9605
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0005
3	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0354
4	0.0049	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0057	0.0000	0.0000
8	0.2310	0.0000	0.0067	0.0000	0.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

**Tableau V.6-b résultats de simulation (test) du deuxième RNA, pour le défaut déséquilibre biphasé (pour différentes perturbations) :**

Sorties du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0048	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0354
4	0.0000	0.0000	0.0015	0.0000	0.0000	0.0000
5	1.0000	1.0000	1.0000	0.7996	0.9984	0.7707
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0057	0.0000	0.0000
8	0.0000	0.0000	0.0067	0.0000	0.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0141	0.0000

**Tableau V.7-a résultats de simulation (test) du troisième RNA, pour le défaut coupure monophasée (pour différentes perturbations) :**

Sorties du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	1.0000	1.0000	1.0000	0.8570	1.0000	0.9605
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0005
3	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0034
4	0.0049	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0057	0.0000	0.0000
8	0.2310	0.0000	0.0067	0.0000	0.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

**Tableau V.7-b- résultats de simulation (test) du troisième RNA, pour le défaut déséquilibre biphasé (pour différentes perturbations) :**

Sorties du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0048	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0035
4	0.0000	0.0000	0.0015	0.0000	0.0000	0.0000
5	1.0000	1.0000	1.0000	0.9960	0.9984	0.9707
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0057	0.0000	0.0000
8	0.0000	0.0000	0.0067	0.0000	0.0000	0.0000
9	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
10	0.0000	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0141	0.0000

## 6. Conclusion

Le présent chapitre a été consacré à l'étude de trois réseaux de neurones possédant les mêmes sorties et des entrées différentes. Les entrées de chaque réseau sont les valeurs échantillonnées de chacune des variables qui sont choisies comme valeurs indicatrices ; à savoir : le courant statorique, la tension de commande et la vitesse de rotation. Le nombre d'entrées des trois réseaux a été choisi selon deux critères : le premier relatif au fait que le nombre d'entrées du réseau augmente avec la diminution de la valeur du pas d'échantillonnage et le second concerne le choix de la valeur de ce dernier en se basant sur le théorème de Shanon (afin que les signaux échantillonnés conservent leurs caractéristiques).

Par ailleurs, pour la mise en œuvre du réseau de neurones plusieurs études (choix du type de réseau, choix des entrées, choix des sorties, etc.) ont été préalablement effectuées. Ces derniers ont été précédés par l'opération d'acquisition des données qui a pour but d'élaborer la base d'apprentissage de chaque réseau ; afin de définir pendant la phase de l'apprentissage, le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche cachée (dimensionnement de l'architecture finale du réseau).

Enfin, les résultats obtenus dans la phase de test des trois réseaux nous ont permis de sélectionner le troisième réseau. Il possède la capacité de généralisation pour identifier des défauts sélectionnés sous d'autres formes c'est à dire qui sont simulés en charge avec différentes valeurs de la charge nominale). Ce troisième réseau aide à l'élaboration du sous-système de d'interprétation de l'information du système automatique de diagnostic.

## CONCLUSION GENERALE



---

---

## CONCLUSION GENERALE

---

---

Ce travail représente la continuité des travaux menés depuis plusieurs années au niveau du Laboratoire de Recherche sur l'Electrification des Entreprises Industriels par l'Equipe de Recherche sur les Economies d'Energie Electrique (F.H.C, Université de Boumerdès). Ces études ont pour objectif d'améliorer les performances des systèmes électromécaniques. Pour atteindre ce but il a été indispensable de s'orienter, entre autres, vers le domaine du diagnostic. A cet effet, le présent mémoire est consacré à l'élaboration d'un système automatique de diagnostic des défaillances des systèmes électromécaniques.

A la lumière de l'étude effectuée, et des résultats obtenus, il est possible de déduire les conclusions suivantes :

- il a été procédé à l'élaboration de l'architecture du système automatique de diagnostic des défaillances des systèmes électromécaniques. Ce système est constitué d'un sous-système d'acquisition et de traitement des informations (permettant l'observation des symptômes, l'analyse et l'extraction des données caractéristiques des signaux mesurés) et d'un sous-système d'interprétation des informations. Ce dernier est composé d'un réseau de neurones qui sert à détecter et à classer les défauts et d'un système expert dont le rôle est d'identifier le type de défaut, son endroit d'apparition (localisation), ainsi que la cause à son origine.
- Il a été procédé au choix du type et de l'architecture du réseau de neurones. En effet, il a été constaté que le réseau multicouches (perceptron) est le plus adapté pour le cas étudié. Le réseau utilisé a une seule couche cachée et il est entraîné par le modèle de rétropropagation.
- Pour obtenir a priori des informations sur le comportement électrique et mécanique du système électromécanique, il a été procédé à la modélisation et à la simulation numérique de ces régimes normaux et anormaux de fonctionnement, chose qui a permis d'obtenir les courbes de variation des paramètres électriques et mécaniques (valeurs de référence). Par ailleurs, les valeurs indicatrices utilisées sont : la tension de commande la vitesse de rotation et le courant statorique. Le choix de ces derniers est justifié, d'une part, par leurs mesures qui sont accessibles et, d'autre part, par leurs variations en cas de présence d'un défaut (ce sont des grandeurs les plus indicatrices des défauts).
- Il a été démontré, que l'utilisation de plusieurs valeurs indicatrices, augmente le degré de confiance pour la prise de décision, ceci est justifié par les résultats obtenus dans la phase de test des trois réseaux étudiés. En effet, le réseau qui utilise comme entrées les valeurs instantanées des trois grandeurs indicatrices citées ci-dessus, donne une capacité de généralisation plus élevée de la détection des défauts par rapport à ceux qui utilisent comme entrées les valeurs instantanées d'une ou de deux grandeurs indicatrices ; c'est à dire lorsqu'on présente à ce réseau les mêmes types de défaut mais pour d'autres régimes de fonctionnements (les défauts simulés avec d'autres valeurs de la charge, différentes de celles utilisées dans la phase d'apprentissage), il va détecter les défauts avec un degré de confiance plus élevé (les performances de ce réseau pour les défauts appris et non appris seront presque les mêmes).
- Il a été procédé à l'application du système de diagnostic automatique pour l'identification des types de défauts les plus représentatifs. A cet effet, les résultats obtenus montrent

clairement que le système de diagnostic automatique élaboré permet, d'une part, de définir pour chaque type de défaut une fiche technique de diagnostic et, d'autre part, de procéder à la comparaison instantanée des données de références «donnés-défauts» afin d'identifier le type et la nature du défaut et éventuellement son endroit d'apparition (localisation) ;

- le vieillissement du système électromécanique engendre des variations de paramètres mais sur des durées très longues, dans ce cas, ces variations seront prises en compte en considérant les modifications des caractéristiques des défauts étudiés en fonction des ces petites variations.

Par ailleurs, le développement d'un prototype industriel du système automatique de diagnostic des systèmes électromécaniques, doit se faire à moindre coût, (en ce qui concerne les aspects logiciel et matériel). Il est donc nécessaire de trouver, pour chaque cas, un compromis coût/efficacité. Le diagnostic se fera donc, à terme en associant judicieusement les diverses techniques suivant le niveau demandé de disponibilité et de maintenabilité. Dans ce contexte il est important de connaître les performances de chaque méthode afin de développer des critères objectifs de synthèses des systèmes de surveillance.

Les perspectives, de développement du système de diagnostic automatique des systèmes électromécaniques concernent l'étude des possibilités d'exploitation d'autres variables de références ; à savoir : les valeurs efficaces de signaux périodiques tels que les courants statoriques et les tensions d'alimentation ainsi que le déphasage entre les courants ou entre la tension et le courant. Il est possible, également de s'intéresser aux procédures d'extraction d'un maximum d'informations sur le procédé et d'envisager l'étude, d'autres types de défauts : les défauts rotoriques (cassure d'une ou de plusieurs barres), etc.

## BIBLIOGRAPHIE



## Bibliographie

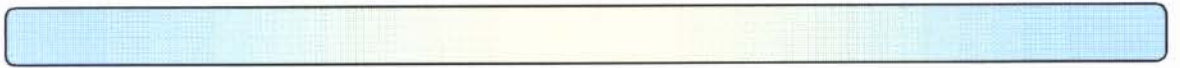
- [1] M.A.Aitouche et al ; « *Le filtrage numérique du signal* », Ed O.P.U Alger,1994.
- [2] L.Baghli ; « *Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques* » ; Thèse de Doctorat.1999, Nancy. France /sous la direction de M<sup>rs</sup> J.Faucher.
- [3] M.Bellanger ; « *Traitement numérique du signal théorie et pratique* », Ed Masson, Paris 1987.
- [4] R.Bigret, J.L.Feron ; « *Diagnostic, maintenance et disponibilité des machines tournantes* », Ed, Masson, Paris 1994.
- [5] M.J.Boeck ; « *Experiments in the application of Neural Networks to Rotating machine fault diagnosis* », IEEE Intern. Juin conf on neural network, vol.1, 1992, pp.769-774.
- [6] B.K.Boss ; « *Power electronics AC drives* », édition Eyrolles, Paris,1989.
- [7] H.Büller ; « *Réglage par logique floue* », Presse Polytechnique Nomandes, 1994, Lausanne.
- [8] J.P.Caron, J.P.Hautier ; « *Modélisation et commande de la machine asynchrone* », édition Technip,1995.
- [9] J.N. Chatain ; « *Diagnostic par système expert* », Ed, Hermès, Paris 1993.
- [10] J.Chatelain ; « *Machines électriques* », édition Dunod-Suisse, 1983.
- [11] B.Chetate, A.Lebaroud, M.Aitouche, M.Boumedine; « *Elaboration of an automatised system for the diagnosis of the break down of the electric machines, converters and control* » ; Proceeding of the 5<sup>th</sup> international conference on modeling and simulation of electric machines, converters and systems (Electrimacs'96), Saint Nazaire (France), September 17-18-19. 1996.
- [12] B.Chetate , A.Lebaroud ; « *Approche pour l'élaboration d'un système automatisé de diagnostic des pannes des machines électriques* », Revue ciments bétons plâtres chaux, n° 823-6/96, PP. 428-431, France.
- [13] B.Chetate, A.Lebaroud, M.A.Aitouche ; « *Real-time intelligent failure diagnosis of electromecanical systems* », Periodical of AMSE international , Series : Advances in modeling and analysis, 1999, Vol.41, n°1,2, PP.39-50.
- [14] E. Davalo, P. Naim ; « *Des réseaux de neurones* », éd. Eyrolles, Paris, 1993.
- [15] A.M.J.Desort, F.Wawak, D.Jolly ; « *Conception d'un système d'aide à la décision utilisant les théories floues et possibiliste* » APII-JESA, Vol 33,n°3/1999.PP 337-357.
- [16] B.Dubuisson ; « *Détection et diagnostic des pannes sur processus* », Technique de l'ingénieur. R7597,1992.

- [17] C.Faure, L.Miclet ; « *Intelligence artificielle et reconnaissance des formes* », Technique de l'ingénieur H1900, Juin 1990.
- [18] F.Filippetti, G.Franceschini, C.Tassoni ; « *Neural Networks approach to electric machine on-line diagnostics* ». EPE BRIGHTON 93, pp.213-218.
- [19] F.Filippetti, G.Franceschini, C.Tassoni, P.Vas ; « *A fuzzy logic approach to on-line induction motor diagnosis based on stator current monitoring* », IEEE-KTH, Stockholm, Sweden, June, 1995. pp.156-161.
- [20] F.Fellipitti, G.Franceschini, P.Vas ; « *Recent development of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques* », IEEE 98, International Electronics Society, IEON, vol 4, PP.1966-1973.
- [21] F.Felippitti, G.francescini,C.Tassoni, S.zond, P.vas ; « *AI Techniques in induction machines diagnosis including the speed ripple Effect* », IEEE Transaction on industries applications, vol.34, n°1,junuary /February 1998.PP.98-108.
- [22] B.DE.Fornel ; « *Alimentation des machines asynchrones* » ; Technique de l'ingénieur D2620,Jun 1990, PP 6-19.
- [23] B.De Fornel, J.P.Rognon ; « *Commande des machines électriques* » ; Revue générale d'électricité, N°8,1994,pp 36.40.
- [24] J.A.Freman, D.M.Skapura ; « *Neural networks : algorithm, applications and programming techniques* », CNS, Computation and neural systems series, 1992.
- [25] T.Fukuda,, T.Shbata ; « *Theory and application of neural networks for industrial systems* », IEEE Transaction on industrial electronics, vol 39, N° 6, December 1992. pp,472-489
- [26] M.Gondran, C.Miller. « *Réseaux de neurones et apprentissage* », Revue REE n° 3, mars 1997,pp.6-9.
- [27] G. Grellet ; « *Les essais et la surveillance des machines tournantes* », Revue générale d'électricité, n° 8, 1994,pp 22-28.
- [28] G.Grellet, G.Clerc ; « *Actionneurs électriques* », Edition Eyrolles 1997.
- [29] T.Hara, A.Itok, K.Yatsuka, K.Kishi, K.Hirotsu ; « *Application of the neural network to detecting corona discharge occurring in power cables* », Technology Update series.IEEE, 1996.pp.255-260.
- [30] J.Hato ; « *Intelligence artificielle et reconnaissance des formes, Introduction* », Technique de l'ingénieur , H1900, juin 1990.
- [31] M.E.Hawary ; « *Detection and localization of shorted turns in the DC field winding of turbine-generator rotors using novelty detection and fuzzified neural networks* », Electronic Power Applications of Fuzzy Systems, Ed IEEE press, 1998, PP.85-111.

- [32] J. Hérault, C.Jutten ; « *Réseaux neuronaux et traitement du signal* », Ed. Hermès, Paris, 1994.
- [33] T.Herihéri, R.Boudjera, K.Djabara ; « *Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la détection des défaillances d'un capteur* », SAE'99, Université de Boumerdès, 1999, PP.230-233.
- [34] N.Kandil, V.K.Sood, K.Khorasani, RV.Patel ; « *Fault identification in AN AC-DC transmission using neural networks* », IEEE .Transaction on power systems, May 1992, Vol.7 ,n°2, 1992, PP.812-819.
- [35] H.Kanoh, K.Kanumaru, M.Kaneta, M.Nishiura ; « *A study on practical fault location system for power transmission lines using Neural networks* », Technology Update series. IEEE, 1996.pp.245-249.
- [36] J.M.Karkan, G.Tjoen ; « *Systèmes experts, un nouvel outil pour l'aide à la décision* », Ed. MASSON,1993.
- [37] H.N.Koivo . « *Artificial neural network in fault diagnosis and control* », Control Eng. practice vol. 2, n° 1, 1994, PP 89-101.
- [38] J.Korbicz, J.Kus ; « *A fault detection and isolation system using GMDH Neural networks* », IEE, 98, URACC international conference on control, vol.2, pp. 952-957.
- [39] P.C.Krause ; « *Analysis of electric machinery* » ; édition MC.Grous,Hill, 1987.
- [40] A.Lebaroud ; « *Le diagnostic automatique des défaillances des systèmes électromécaniques* », Mémoire de Magistère, INHC, 1997/ sous la Direction de M<sup>F</sup>B.Chetate.
- [41] W.Leonard, « *Control of electrical drive* », Edition Prentice Hill, 1986.
- [42] M.G.M.Madden, P.J.Nolan ; « *Monitoring and diagnosis of multiple inceptient faults using faults tree induction* », IEE,1999, proceding contrôle theory, Appl, vol 146,n°2, March 1999, pp.204-212.
- [43] M.O Mahmoudi ; « *Sur la commande de la Machine Asynchrone Alimentée en tension* », Thèse Doctorat, ENP,Alger, 1999/ sous la Direction de M<sup>F</sup> F.Boudjema.
- [44] J.Max et collaborateurs ; « *Traitement du signal et applications aux mesures physiques* » Tome 1 et 2, Ed Masson , Paris 1981.
- [45] J.Morel ; « *Vibrations des machines et diagnostic de leur état mécanique* », Ed. Eyrolles, 1996.
- [46] S.Nandi, H.A.Tolyat, « *Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines : A review* », Industry applications conference, thirty-fourth IAS annual meeting conference record of the 1999 IEEE,vol.1 ,PP.197-202.

- [47] MR.Napolitano, V.Cadorph, C.Neppach, S.Naylor, M.Innocenti and G Silvestri ; « *On learning neural architectures and cross-correlation analysis for actuator detection and identification* ».INJ.J control,1996,vol. g3, n°3 , PP 433-455.
- [48] Patrick, K.Simpson ; « *Fondations of neural network* », Technologie Update series, IEEE 1996.PP.1-20.
- [49] D.Pomorski, P.B.Perche ; « *Diagnostic et arbre de décision : Application à la surveillance partielle d'un moteur asynchrone* », Journal Européen des Systèmes automatisés 'JESA',2000, vol34-n°4, PP.441-477.
- [50] Rais, H.Bekka ; « *Introduction au traitement du signal* », Ed OPU, 1993.
- [51] R.K.Rayandu, S .Samarasinghe, D.Kulasivi, « *A comparison of model-based reasoning and learning approaches to power transmission fault diagnosis* », Artificial neural network and expert system, proceedings, second New Zealand international tow-stream conference on published. IEEE 1995. Pages 218-222.
- [52] S.Rehahla ; « *Etude de la commande d'une machine asynchrone triphasée par la technique du flux orienté* », Thèse de magister. 1996 ENP, Alger /Sous la direction de M<sup>r</sup> B.Hemighi.
- [53] J.Richalet, « *Modélisation et identification des processus* », Technique de l'ingénieur R7140, Avril 1987.
- [54] G.Rostaing, « *Diagnostic de défauts dans les entraînements électriques* », Thèse de Doctorat, laboratoire d'électrotechnique de Grenoble,1997/ sous la Direction de J.C.Trigeassou.
- [55] R.Scattolini and N.cattane « *Detection of sensor faults in a large flexible structure* », IEEE proc.control.theory.Appl, vol.146,n°5, September 1999,pp.383-388.
- [56] G.Seguirer, F.Labrique ; « *Les convertisseurs de l'électronique de puissance : conversion continue- alternative* » ; édition Lavoisier, 1989.
- [57] Y.Shimakura, J.Inagaki, S.Fukui, S.Hori ; « *An artificial neural network and knowlege based method for reasoning causes of power network faults* », Ed. Technologie Update series.IEEE, 1996, PP.250-254.
- [58] T.Sorsa, HN.Koivo, « *Neural networks in process fault diagnosis* », IEEE transaction on systems , vol. 21,n° 4, july-august 1991.pp.815-825.
- [59] P.Vas, « *Vector control of AC machine* », Clarendon press oxford,1990, USA.
- [60] G.Zwinngelsten, « *Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels* », Ed. Hermès Paris. 1995.

## ANNEXES



### Annexe .1 : Paramètres de la Machine à induction

PUISSANCE	0.9 KW
Rendement	0.78
Tension	220/380 V
Facteur de puissance	0.84
Vitesse de rotation	1400 tr/min
Fréquence	50 Hz
Courant	2.5 A
Résistance d'une phase statorique	22 Ω
Résistance d'une phase rotorique	18 Ω
Inductance cyclique d'une phase statorique	0.76 H
Inductance cyclique d'une phase rotorique	0.76 H
Inductance mutuelle stator/rotor	0.72 H
Nombre de paires de pôles	2
Moment d'inertie	0.0027 Kg.m <sup>2</sup>
Coefficient de frottement visqueux	0.0002 Nm.s/rd

### Annexe .2 : calcul des paramètres des régulateurs

La machine est commandée en utilisant le régulateur IP avec des actions en série [43] (fig.A.1). les paramètres de ce régulateurs sont déterminées grâce au modèle global du système électromécanique élaboré précédemment (chapitre 4).

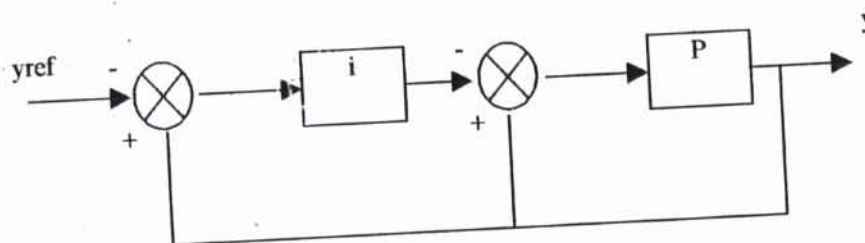


Fig.A1 Régulateur IP

L'étude de la boucle de régulation de vitesse est effectuée en supposant que l'orientation du flux est établie, c'est à dire, que le couple est commandé à partir de la composante en quadrature du courant statorique ( $i_{sy}$ ) et que le flux rotorique ( $\phi_r$ ) est constant. Dans ce cas l'expression du couple s'écrit comme suit:

$$C_e = \frac{pM}{L_r} \phi_{ref} i_{sy} = K_e i_{sy}$$

avec

$$K_e = \frac{pM}{L_r} \phi_{ref}$$

soit le circuit de régulation représenté par le schéma fonctionnel de la figure 2.

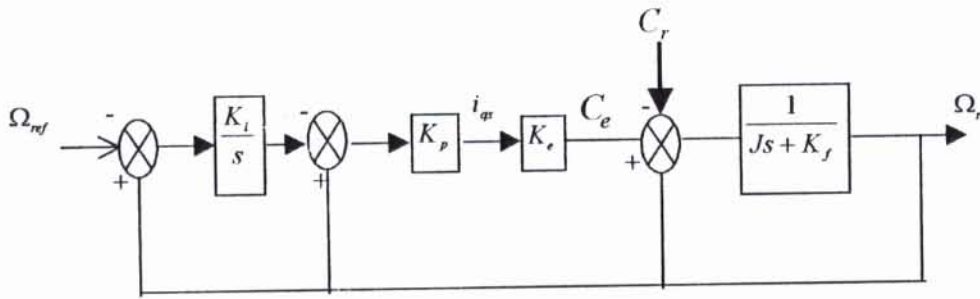


Fig. A2 boucle de régulation de vitesse avec le régulateur IP

L'expression de la sortie  $\Omega_r$  sera :

$$\Omega_r = \frac{K_e K_p f \Omega_{ref} - s C_r}{J s^2 + (f + K_p K_e) s + K_e K_p f}$$

En régime permanent ( $\Omega = \Omega_{ref}$ ). La perturbation s'annule, mais le rejet se fait à la même dynamique que la poursuite (réponse du second ordre dépendant de  $K_p$  et  $K_i$ ). Etant donné que  $C_r$  et  $\Omega_{ref}$  sont multipliés par des fonctions ayant le même dénominateur, pour le régulateur IP, la dynamique de poursuite égale à la dynamique de régulation. Elle dépend à la fois des coefficients des régulateurs et des paramètres de la machine, de ce fait le régulateur rejette la perturbation.

### Calculs des paramètres des régulateurs utilisés

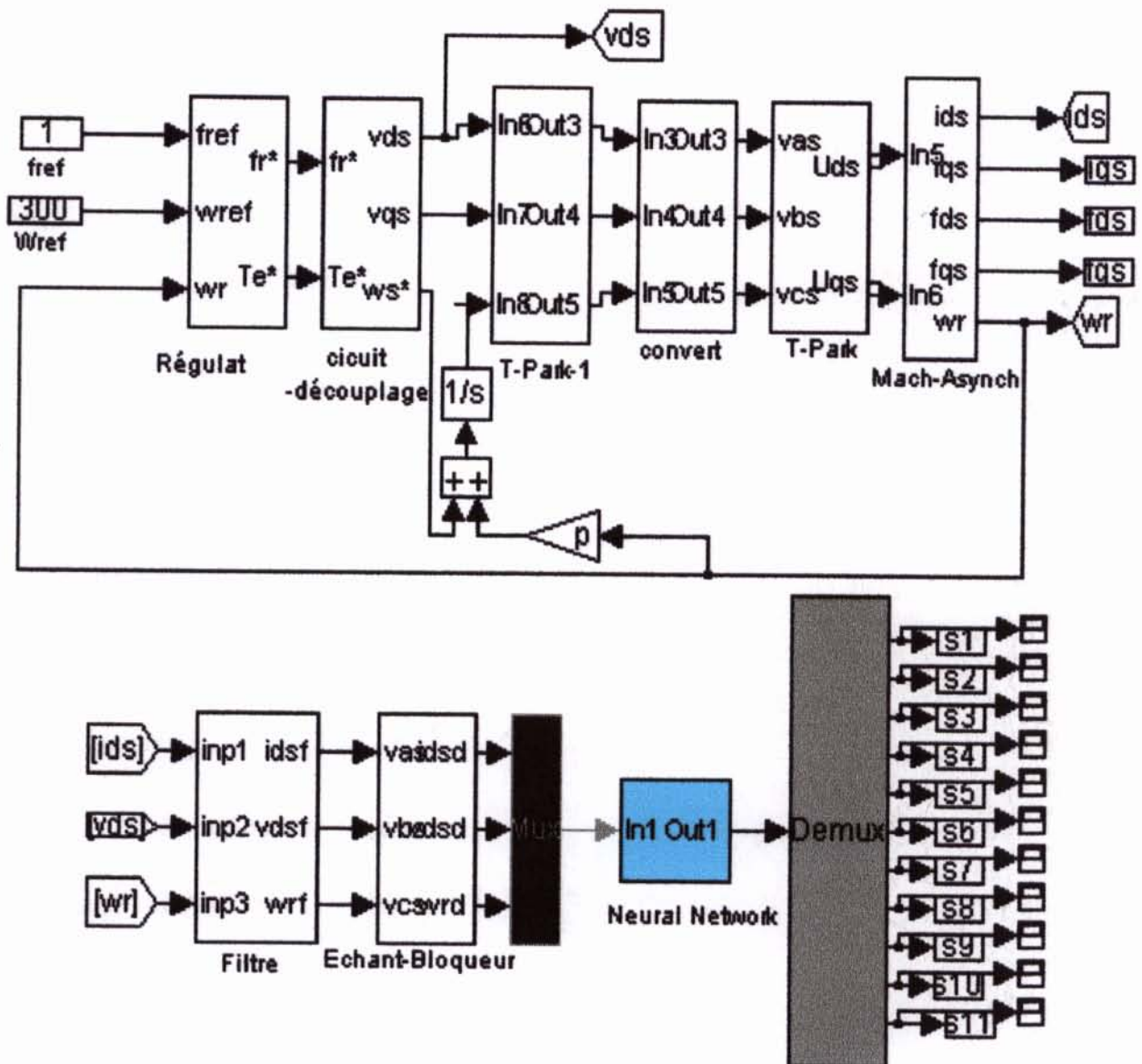
Les paramètres du régulateur de flux :

$$K_{pf} = \frac{2\xi(\omega_n/10)C_r - 1}{M}, \quad K_{if} = \frac{C_r(\omega_n/10)^2}{MK_{pf}}$$

Les paramètres de régulateur de vitesse :

$$K_{\omega} = \frac{L_r}{pM\phi_{ref}} \frac{(\omega_n/50)^2}{K_{\omega}}, \quad K_{p\omega} = \frac{L_r}{pM\phi_{ref}} (2\xi(\omega_n/50) - K_f/J)$$

**Annexe2 : Schéma global du système électromécanique associé à un Réseau de neurones artificiels (Par Simulink)**



a- schéma global du système électromécanique et du réseau de neurones réalisé par SIMULINC (MATLAB)