

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique

Département de Génie Electrique



Projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme

D'ingénieur d'Etat en électrotechnique

Intitulé

DIAGNOSTIC DE DEFAUTS ELECTRIQUES

DE LA MACHINE ASYNCHRONE A

CAGE D'ECUREUIL AVEC

LA METHODE DE SEPARATION A VASTE MARGE

Etudie par

Bilal BOUTIKAR

Hamza MEZERREG

Proposé et dirigé par

O. TOUHAMI Prof. ENP

S. HAMDANI CC. USTHB

A nos parents,

A tous ceux qu'on connaît.

Remerciement

Nous tenons tout d'abord à remercier Monsieur le professeur TOUHAMI pour son encadrement et ses précieux conseils grâce à qui ce travail a vu le jour et Monsieur HAMDANI pour avoir co-encadré ce travail et sa disponibilité, son aide et ces conseils.

Nous remercions également les membres du jury qui ont bien voulu examiner notre travail.

Nous tenons à exprimer notre reconnaissance à Monsieur OUADAH pour son aide lors des essais effectués au sein du laboratoire de recherche en électrotechnique de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.

Nous remercions aussi monsieur Stev Gunn pour le toolBox SVM que nous avons utilisé dans ce travail.

Merci à tous les enseignants qui ont participé à notre formation, sans oublier tous nos amis et camarades.

Résumé

Dans cette étude, nous abordons le diagnostic de défauts électriques de la machine asynchrone à rotor à cage d'écureuil. Les trois premiers chapitres ont permis de présenter la machine asynchrone, les défaillances qu'elle peut présenter, les différentes méthodes de diagnostics, les outils de traitement du signal utilisés. Dans l'étude expérimentale, les cassures de barres et portion d'anneau de court-circuit, l'effet que peuvent avoir le niveau de charge et les oscillations du couple sur le diagnostic ont fait l'objet d'une étude par l'analyse spectrale du courant statorique, on a fini par une classification des défauts utilisant la méthode de séparation à vaste marge SVM.

Mots clefs Machine asynchrone, Diagnostic, Cassure de barres, Cassure de portion d'anneau de court-circuit, classification, SVM.

Abstract

This study deals with the diagnosis of electrical and mechanical defects of Squirrel-Cage Rotor Induction Motors. The failures of induction motor and the diagnosis methods are presented. Among the methods, Motor Current Signature Analysis (MCSA) is used in the experimental study to detect broken bars and end-ring segment. The load level and the load effects on the diagnosis are also studied, support vector machine is used to classify default.

Keywords Induction motor, Diagnosis, Broken bars, End-ring segment broken, Spectral analysis, classification, SVM.

ملخص

في هذه الدراسة تم تشخيص الأعطاب الكهربائية للمحرك اللاتزامني ذو قفص السنجاب بطريقة تحليل طيف التيار الكهربائي. أولاً تم تقديم المحرك اللاتزامني و الأعطاب التي قد تصيبه ، طرق التشخيص و الأدوات المستخدمة لتحليل الإشارات. أما في الدراسة التجريبية ، تم تشخيص إنكسار القضبان و جزء من حلقة الدارة القصيرة و إظهار آثار الحمل على عملية التشخيص ، طريقة التصنيف الواسعة الهامش استعملت لتصنيف الأعطاب.

الكلمات المفتاحية المحرك اللاتزامني ، التشخيص، إنكسار القضبان، جزء من حلقة الدارة القصيرة ، تحليل طيف التيار، تصنيف ، طريقة التصنيف الواسعة الهامش.

Table des matières

DEDICACES.....	i
REMERCIEMENT.....	ii
RÉSUMÉ.....	iii
Table des matières	iv
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	vii
INTRODUCTION GENERALE.....	1
1.REPRESENTATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE ET SES DEFAILLANCES.....	3
1.1 La machine asynchrone.....	3
1.2 Les défaillances de la machine asynchrone.....	7
1.2.1 Les origines des défauts de la machines asynchrones.....	7
1.2.1.1 stator	7
1.2.1.2 rotor.....	8
1.2.2 Les différents types de défauts de la machine asynchrone	9
1.2.2.1 les défauts électriques	9
1.2.2.1.1 Défauts électriques au stator	9
1.2.2.1.2 Défauts électriques au rotor	9
1.2.2.1.3 Les effets des défauts électriques sur la machine asynchrone.....	9
1.2.2.2 Les défauts mécaniques.....	10
A – Les roulements à bille.....	10
B – L’arbre	10
D – Excentricité	11
1.3 Conclusion.....	11
2.DIAGNOSTIQUE DE LA MACHINE ASYNCHRONE.....	12
2.1 Méthodes de diagnostic avec connaissance a priori.....	13
2.1.1 La surveillance par les observateurs.....	13
2.1.2 La surveillance par redondance analytique (espace de parité)	13
2.1.3 La surveillance par estimation paramétrique	13
2.2 Méthodes de diagnostic sans connaissance a priori.....	14
2.2.1.1 Le courant de stator.....	14
- Court-circuit Stator.....	14
- Barres cassées et anneau de court-circuit :	15
- Désalignement :	15
2.2.1.2 Surveillance de vibration	16
2.2.1.3 Flux de dispersion	16
2.2.1.4 Couple électromagnétique	17
2.2.1.5 Autre grandeurs.....	17
2.2.2 Les outils utilisés pour l'analyse.....	17 17

2.2.2.1 Transformé de Fourier	18
2.2.2.2 Analyse Temps-Fréquence.....	18
2.2.2.3 Ondelettes	19
2.3 Méthodes de diagnostic à base des techniques de l'intelligence artificielle.....	19
2.3 Conclusion.....	20
3.SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) POUR CLASSIFICATION	21
3.1 Les origines (le perceptrone)	22
3.2 Le risque empirique est le risque réel.....	24
3.3 SVM pour classification	24
3.3.1 Classification linéaire.....	26
3.3.2 Classification non linéaire.....	30
3.4 Conclusion.....	30
4.RESULTATS EXPERIMENTAUX	31
4.1 Description du banc d'essai.....	31
4.1.1 Les défauts étudiés.....	33
4.2 Apprentissage et test.....	33
4.2.1 Les modes d'apprentissage.....	33
4.2.1.1 Analyse du courant stator et puissance instantanée (ACSPI).....	34
4.2.1.2 Densité spectrale du courant de stator (DSC)	35
4.2.1.4 Mode combiné MC	36
4.2.2 Taux de réussite et les facteurs influents.....	36
4.2.2.1 Les paramètres de la SVM.....	36
4.2.2.2 Le mode d'apprentissage	37
4.2.2.3 Le type de défaut.....	37
4.2.2.4 La charge.....	39
4.2.2.5 Le type et la fréquence d'alimentation.....	41
4.2.2.6 Tests.....	43
4.2 Conclusion.....	44
CONCLUSION GENERAL	44
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	45
ANNEXE A.....	49
ANNEXE B.....	53
ANNEXE C.....	55

Liste des figures

FIG. 1. 1 – Machine asynchrone à rotor bobiné [3].....	4
FIG. 1. 2 – Stator [1].....	4
FIG. 1. 3 – Cage D'écureuil.....	6
FIG. 1. 4 – Palier à roulement à bille [3].....	6
FIG. 1. 5 – Répartition des défauts de la machine asynchrone.....	7
FIG. 1. 6 - Différents types de défaut mécanique [9].....	10
FIG. 1. 7 - Différents défauts mécaniques [10].....	11
FIG. 2. 1 – Mesure des vibrations dans un moteur asynchrone [29].....	16
FIG .3. 1 – Schéma d'un perceptron à un neurone.....	21
FIG .3. 2 – Exemple de séparation dans un plan deux dimensions.....	25
FIG .3. 3 – linéairement séparable et non-séparable.....	27
FIG .3. 4 – Transformation non-linéaire.....	27
FIG .3. 5 – classification non linéaire utilisant un noyau RBF.....	29
FIG .4. 1 – Banc d'essai du Laboratoire de machines électriques du LRE	31
FIG .4. 2 - Spectre de puissance, deux barres cassées.....	34
FIG .4. 3 – Spectre de courant, deux barres cassées.....	34
FIG .4. 4 - La partie à extraire (mode DSC).....	35
FIG .4. 5 – l'influence de type de défaut.....	37
FIG .4. 6 - L'effet de la charge décalage des composants.....	38
FIG .4. 7 - les spectres du courant à vide.....	39
FIG .4. 8 - influence du type et de la fréquence d'alimentation.....	40
FIG .4. 9 - le spectre du courant des trois machines à 25 Hz.....	40
FIG .A. 1 – premier pique caractéristique de la puissance.....	50
FIG .A. 2 - le premier pic indiquant les défauts électriques.....	51
FIG .A. 3 – les composantes créés par les encoches $\left[\frac{N_r}{p} (1 - g) \pm 1 \right] f_s$	51
FIG .A. 4 – la fréquence $f_s + f_r$	52
FIG .C. 1 - les courants stator pour différentes alimentations	55
FIG .C. 2 - les différentes tensions d'alimentation	56

Liste des tableaux

Tableau .4. 1 - plaque signalétique de la machine asynchrone.....	32
Tableau .4. 2 – plaque signalétique de la génératrice à courant continu.....	32
Tableau .4. 3 - influence du choix du noyau.....	36
Tableau .4. 4 – influence du mode d'apprentissage.....	36
Tableau .4. 5 - influence du mode d'apprentissage et type de défaut.....	41
Tableau .4. 6 - classification des défauts avec le mode ACSPI.....	42
Tableau .4. 5 – multi-classification.....	42

Introduction générale

La surveillance de l'état des machines électriques devient de plus en plus une préoccupation stratégique des constructeurs et utilisateurs des machines tournantes, dans la mesure où l'accent est mis sur la qualité et la sûreté des systèmes de production.

Traditionnellement la procédure de maintenance des machines électriques se fait naturellement par réparation, ou remplacement des équipements suite à l'arrêt, mais cette procédure présente des pertes économiques considérables, ce que l'on appelle la maintenance corrective. Alors que la maintenance était comme un centre des coûts, les utilisateurs sont de plus en plus conscients qu'elle peut contribuer de manière significative à la performance globale de l'entreprise ainsi qu'à la sécurité. Avec le développement de la technologie, une nouvelle approche fait son chemin rapidement dans la gestion de la maintenance, c'est la maintenance prédictive qui consiste en la détection et la localisation de défauts en vue d'intervenir d'une manière précoce à l'égard des différents types de défauts que ce soit électriques ou mécaniques. La machine avec rotor à cage d'écurueil présente de nombreux atouts : sa puissance massique, sa robustesse, son coût de fabrication relativement faible et un entretien minimum, toutes ces qualités justifient le regain d'intérêt de l'industrie vis à vis de ce type de machine.

L'activité de maintenance des installations fait appel depuis plus d'une vingtaine d'année à des techniques de diagnostic de plus en plus sophistiquées. Plusieurs techniques de détection de défauts sont aujourd'hui à la disposition des ingénieurs de maintenance, [4, 5, 14]. Parmi celles-ci, on peut noter : l'analyse des vibrations mécaniques, du flux, ... et l'analyse du courant stator.

Pour de faibles défauts, les ondulations de vitesse de rotation sont peu importantes et ne nous donneront pas d'information sur l'importance du défaut, de nouveaux outils de contrôle commencent à utiliser l'analyse de l'alimentation et en particulier des courants circulant dans une des phases. L'intérêt d'une analyse du courant stator réside dans sa simplicité, sa mise en place est moins onéreuse qu'une

analyse de vitesse de rotation ou l'analyse vibratoire qui nécessitent l'utilisation d'un capteur amovible. Des études faites sur l'analyse du courant stator (MCSA : Motor Current Signature Analysis) montrent qu'en plus des informations contenues dans les vibrations, des informations propres aux phénomènes électriques apparaissent sur le signal du courant stator [8]. Le courant stator est donc un moyen intéressant pour surveiller aussi bien la partie électrique que mécanique de la machine.

Dans ce travail, nous allons utiliser l'analyse du courant stator, pour le diagnostic des défauts électriques de la cage d'écureuil, défauts de barre et anneaux de court-circuit.

L'objet de notre mémoire est la classification utilisant la méthode de séparation à vaste marge. Pour cela notre travail est composé de quatre chapitres ponctués par une conclusion générale:

Dans le chapitre 1, on présente la machine asynchrone et la description succincte des différentes parties pouvant être sujettes au défaut, à savoir : le stator, le rotor et les paliers. Les différents défauts peuvent être de nature mécanique ou électrique.

Dans le chapitre 2, on présente les différentes méthodes de diagnostic telles que : les études basées sur l'automatique, le traitement de signal ainsi que les méthodes de l'intelligence artificielle.

Le chapitre 3 décrit la méthode de séparation à vaste marge. Cette méthode est basée sur la théorie d'apprentissage statistique de Vapnik, [24]. Elle permet de gagner une bonne partie de la recherche en apprentissage statistique.

Le chapitre 4 présente une étude expérimentale basée sur l'analyse du courant stator comme méthode de traitement et SVM comme méthode de classification.

Chapitre 1

Représentation de la machine asynchrone et ses défaillances

Dans l'industrie les moteurs les plus utilisés de nos jours sont les machines asynchrones ou encore les machines à induction (*induction motor*) (*Figure 1.1*), à cause des avantages qu'ils possèdent : simplicité, robustesse, coût peu élevé et entretien facile.

La machine asynchrone est une machine à courant alternatif polyphasé composée principalement de deux parties, le rotor et le stator, elle ne dispose d'aucune connexion entre les deux parties. La rotation est principalement due à l'interaction du champ créé par le stator et celui créé par le rotor. Sa vitesse de rotation n'est pas égale à celle du synchronisme d'où le nom machine asynchrone [1].

Bien qu'elle soit une machine robuste, elle est sujette à de nombreuses pannes et défauts aussi bien sur le plan électrique que sur le plan mécanique. Dans ce chapitre nous représentons ses différentes parties ainsi que ses défauts.

1.1 La machine asynchrone

Le moteur asynchrone est une machine tournante aussi appelée moteur à induction: il fonctionne avec du courant alternatif. Sa particularité est de fonctionner avec un induit en court-circuit, sur lequel il n'y a pas donc pas besoin de connexion électrique. Ceci permet de s'affranchir des problèmes liés aux collecteurs et aux balais, rencontrés dans le moteur à courant continu par exemple.

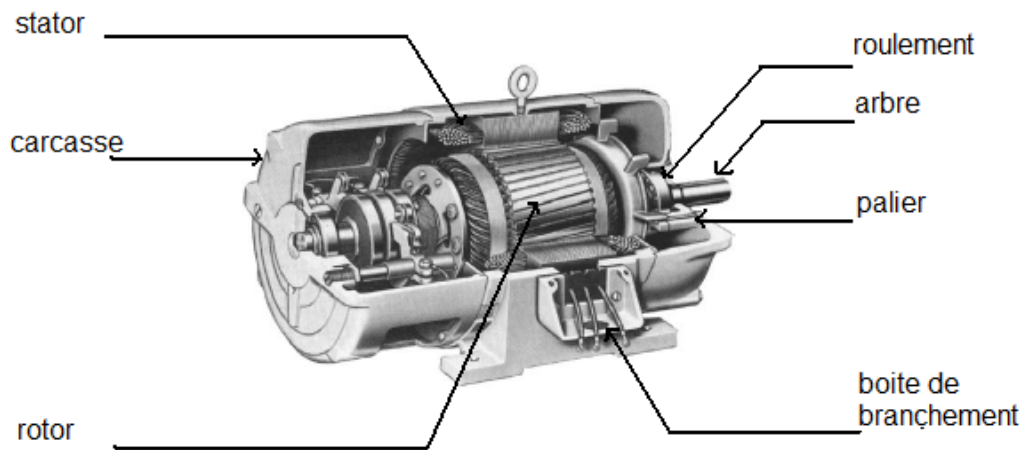


FIG. 1. 1 – Machine asynchrone à rotor bobiné [3]

Le Stator (Figure 1.2) : comporte une carcasse en acier renfermant un empilage de tôles identiques qui constituent un cylindre vide; ces tôles sont percées de trous à leur périphérie intérieure. L'alignement de ces trous forme des encoches dans lesquelles on loge un bobinage triphasé.

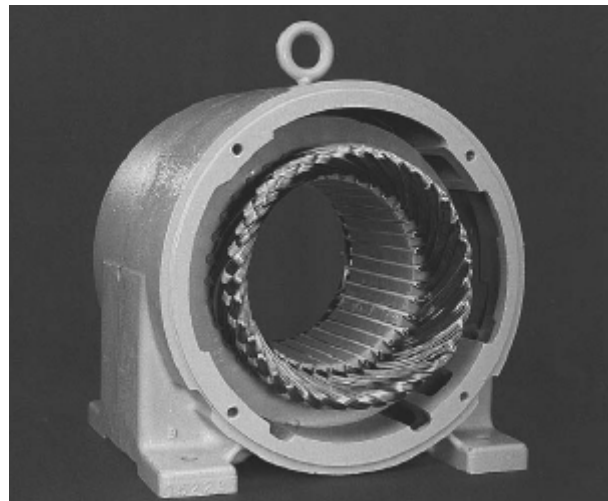


FIG. 1. 2 – Stator [1]

Les bobines du stator sont serrées dans les encoches par des cales de fibre, ensuite tout est trempé dans un vernis chaud qui pénètre jusqu'au fond des encoches et imprègne le bobinage au complet. Il en résulte une masse solide pouvant résister aux vibrations tout en offrant une bonne conduction de la chaleur vers l'extérieur de la

machine. Les trois phases sont connectées en étoile ou en triangle et seulement trois fils sortent à l'extérieur pour l'alimentation.

On peut dire qu'il se compose de trois parties principales : **la carcasse** qui sert de support de tout les organes de la machines, est assure la protection contre les facteurs extérieurs et même joue le rôle d'un échangeur de chaleur, **le circuit magnétique** pour canaliser les lignes de champ magnétique, il est fabriqué avec des tôles fines pour minimiser les pertes par courant de Foucault, et il doit avoir de bonnes propriétés magnétiques pour minimiser les pertes par hystérésis. **L'enroulement statorique** ce sont les bobines logées dans les encoches pour conduire le courant ou le champ magnétique va prendre naissance.

Le rotor : se compose d'un cylindre de tôles poinçonnées à leur périphérie extérieure pour former les encoches destinées à recevoir des conducteurs. Il est séparé du stator par un entrefer très court – de l'ordre de 0,4 à 2 mm seulement. Il existe deux types de rotors : **le rotor à cage d'écureuil** et **le rotor bobiné**. L'enroulement du rotor à cage d'écureuil et le rotor est constitué de barres de cuivre nues introduites dans les encoches, ces barres sont soudées à chaque extrémité à deux anneaux qui les court-circuitent. L'ensemble ressemble à une cage d'écureuil d'où le nom de rotor à cage d'écureuil. Dans les moteurs de petite et moyenne puissance, les barres et les anneaux sont formés d'un seul bloc d'aluminium coulé. Le rotor bobiné comprend un bobinage triphasé, semblable à celui du stator, placé dans les encoches. Il est composé de trois enroulements raccordés en étoile. L'extrémité libre de chaque enroulement est reliée à une bague tournant avec l'arbre. Ces bagues permettent, par l'intermédiaire de trois balais, d'insérer une résistance extérieure en série avec chacun des trois enroulements lors du démarrage du moteur. En fonctionnement normal, les trois balais sont court-circuités.

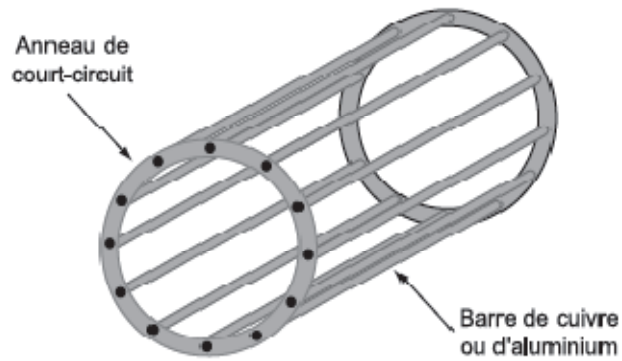


FIG. 1. 3 – Cage D'écureuil

Pour soutenir le rotor et assurer sa libre rotation on distingue deux types de *palier* (Figure 1.4), les paliers lisses composés du corps et de coussinet utilisés pour les machines de grande dimension et poids fort. Les palies à roulement sont utilisées pour les machines de faible et de moyenne puissance.

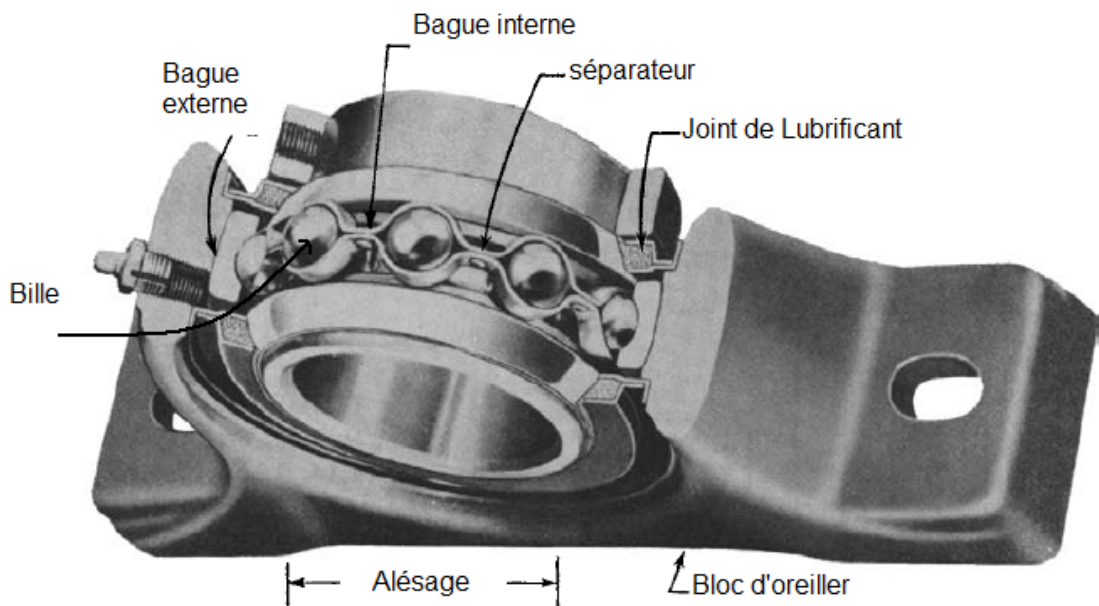


FIG. 1. 4 – Palier à roulement à bille [3]

1.2 Les défaillances de la machine asynchrone

La machine asynchrone peut être sujette à différentes failles, ces failles peuvent être dans le stator ou dans le rotor. Des études statistiques ont été effectuées donnant lieu à des publications dans les revues et journaux scientifiques : IEEE'85 et Rapports EPRI'82 qui ont révélé que la plupart des défauts sont localisés dans les roulements et le stator [4] (Figure 1.5).

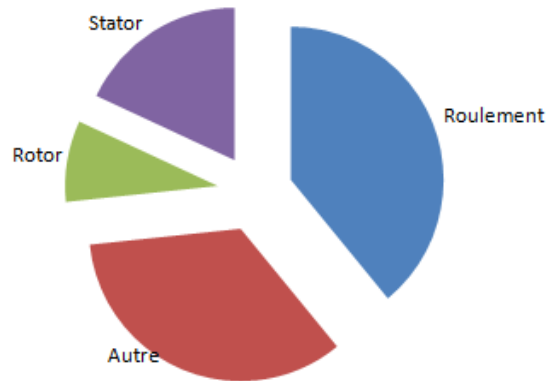


FIG. 1. 5 – Répartition des défauts de la machine asynchrone

Mais cette répartition diffère d'une machine à une autre, les machines de grande puissance sont souvent sujettes à des défauts mécaniques plutôt qu'électriques, conséquence des contraintes mécaniques à cause de leurs grandes dimensions.

1.2.1 Les origines des défauts de la machine asynchrone

La majorité des défauts du moteur sont causés par la combinaison de plusieurs contraintes, agissant sur les enroulements, le rotor, les paliers et l'arbre [5, 6].

1.2.1.1 stator

Les contraintes sur le stator peuvent être d'origine :

- a) **Thermique** : avec le temps la température joue un rôle dans le vieillissement du système d'isolation ce qui peut engendrer un court circuit dans les enroulements du stator, l'échauffement peut être la cause d'une surcharge, une long durée du travail ou le démarrage du moteur plusieurs fois.

- b) **Electrique** : il peut être un problème d'isolation qui engendre un court circuit direct soit entre-phase, soit spire-spire soit spire-terre. Dans la machine de grande puissance, on peut avoir également l'effet couronne.
- c) **Mécanique** : la force électromagnétique produite par la circulation du courant dans les enroulements stator pendant le démarrage peut être la cause des vibrations des bobines qui peuvent endommager l'isolation. Le frottement entre le rotor et le stator lors d'un défaut dans les paliers ou l'arbre, dans une telle situation plusieurs choses peuvent se produire.
- d) **Environnementale** : humidité, réactions chimiques, milieu explosif, objet extérieur.

1.2.1.2 rotor

Pour le rotor ces contraintes sont également d'origine thermique, électromagnétique, dynamique, mécanique et environnementale, ils sont les résultats des forces suivantes :

1. couple de fonctionnement.
2. force dynamique non équilibrée.
3. les vibrations de torsion et les couples transitoires.
4. force électromagnétique provoquée par le flux de fuite d'encoche vibrant deux fois à la fréquence du courant rotor.
5. Force centrifuge.
6. Contraintes thermiques dues à l'échauffement de l'anneau de court-circuit.
7. Contraintes thermiques dues à la différence de température dans les barres durant le démarrage (effet de peau).

1.2.2 Les différents types de défauts de la machine asynchrone

1.2.2.1 les défauts électriques

Les défauts électriques sont des défauts liés au circuit électrique, les enroulements dans le stator et la cage dans le rotor.

1.2.2.1.1 Défauts électriques au stator

Ces défaillances sont généralement dues à la rupture de l'isolation entre les conducteurs qui engendrent un court circuit, ils sont le plus souvent, court circuit inter-spores [8].

Ils existent également des courts-circuits entre une phase et le neutre, entre une phase et la carcasse métallique de la machine ou encore entre deux phases ; ce dernier engendre un arrêt direct de la machine.

1.2.2.1.2 Défauts électriques au rotor

Comme les défauts électriques au stator sont dues à la rupture de l'isolation, les défauts électriques au rotor sont le plus souvent dues à une rupture dans la cage d'écureuil, à titre d'exemple, on peut avoir : soit une cassure dans la barre ou soit dans l'anneau de court-circuit [1,2].

1.2.2.1.3 Les effets des défauts électriques sur la machine asynchrone

- un changement de la signature du courant stator,
- un changement de la densité du flux magnétique dans l'entrefer,
- des vibrations,
- des fluctuations de la vitesse,
- un échauffement de la machine.

1.2.2.2 Les défauts mécaniques

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

A – Les roulements à billes

Les roulements à billes jouent un rôle très important dans le fonctionnement de tous types de machine électrique. Les défauts des roulements peuvent être causés par un mauvais choix du matériau pendant l'étape de fabrication. Les problèmes de rotation au sein des roulements, causés par un enroulement abîmé, écaillé ou fissuré, peuvent créer des perturbations au sein de la machine.

Le graissage, qui permet la lubrification et la bonne rotation des roulements peut, dans certaines applications, se rigidifier et causer une résistance à la rotation.

B – L'arbre

Ces défaillances ont pour cause des fissures sur l'arbre dues à un mauvais choix du matériau ou un mauvais assemblage de la machine. Sous l'action des différentes contraintes mécaniques, dynamiques, thermiques, électromagnétiques et environnementales, les fissures peuvent entraîner la fracture nette de l'arbre provoquant l'arrêt immédiat de la machine.

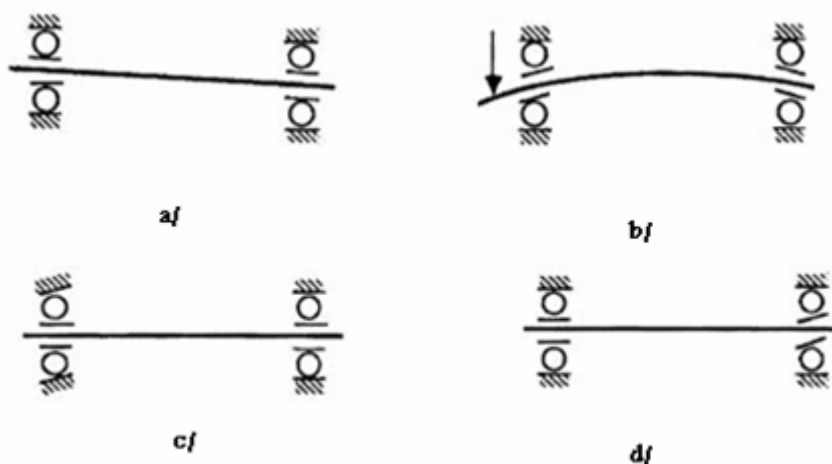


FIG. 1. 6 - Différents types de défaut mécanique [9]

a/ désalignement, b/ déformation de l'arbre
c, d/ Inclinaison de la course interne et externe

C – Désalignement

Conséquence principale des défauts de roulement (*Figure 1.6.a*), cause d'un mauvais assemblage de la machine, un mauvais couplage mécanique ou une déformation de l'arbre, on distingue trois formes de désalignement, parallèle, angulaire et mixte.

D – Excentricité

La géométrie du rotor peut présenter des dissymétries qui sont d'ordre naturel. Celles-ci relèvent de trois catégories qui sont pour l'essentiel :

- **L'excentricité statique** (*Figure 1.7.a*): correspond au cas où le centre de rotation de l'arbre du rotor n'est pas celui du centre géométrique du stator.
- **L'excentricité dynamique** : correspond, elle, à un centre de rotation du rotor différent du centre géométrique du stator mais, de plus, le centre du rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator.
- **L'excentricité mixte** : est la somme des deux cas présentés ci avant.

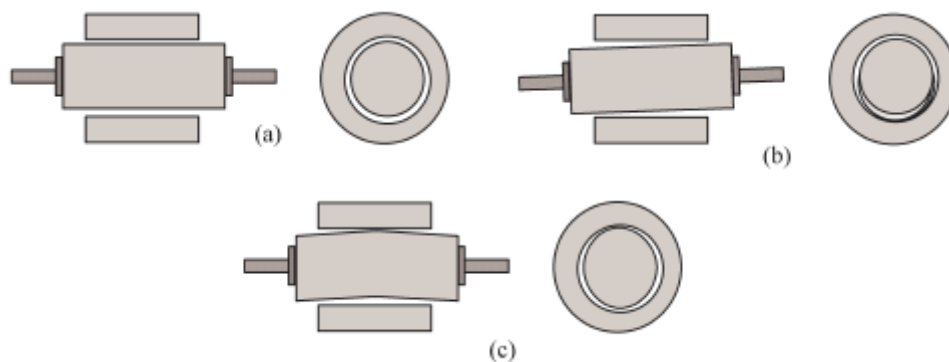


FIG. 1. 7 - Différents défauts mécaniques [10]

a/. Excentricité statique, b/. défaut de centrage, c/. déformation du rotor

1.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur les différentes parties de la machine asynchrone dont la probabilité de l'apparition d'un défaut est importante.

Nous avons présenté également les différentes causes des défauts que ce soit au stator ou au rotor. Le chapitre suivant traite des différentes méthodes de diagnostic.

Chapitre 2

Diagnostic de défauts de la machine asynchrone

Les défauts dans les moteurs à cage d'écureuil sont généralement localisés sur les roulements, dans les enroulements du stator, dans les barres de rotor, dans l'anneau de court-circuit, sur l'arbre ou encore dans le couplage. Les mesures des signaux tels que ceux des courants, tensions, vitesse, vibrations et température, peuvent fournir des informations importantes au sujet des défauts. Il est bien connu que les défauts affectent les signaux, à certaines fréquences particulières rendant l'analyse spectrale très largement utilisée dans le diagnostic.

Les méthodes principales de diagnostic sont essentiellement basées sur les modèles physiques dont les variables sont analysées par le traitement numérique des signaux. Dans ce chapitre on présente les différentes méthodes de diagnostic, à titre d'exemple on peut citer :

- les méthodes avec les connaissances à priori, basées sur le modèle physique de la machine,
- les méthodes de traitement de signal et,
- les méthodes de l'intelligence artificielle.

2.1 Méthodes de diagnostic avec connaissance a priori

Ces méthodes de diagnostic sont généralement employées à partir d'une modélisation physique de la machine. La sortie du modèle est comparée aux données expérimentaux pour former un résidu exploité pour alimenter un mécanisme de réajustement des paramètres dédié à la détection des défauts [11]. Pour ce mécanisme de diagnostic, on distingue :

2.1.1 La surveillance par les observateurs

Les observateurs sont généralement utilisés dans la synthèse des lois de commande des machines à induction. Ils sont sensés fonctionner dans le contexte d'un système sans défaut : ils sont donc choisis et calculés en fonction de critères de stabilité et de performance. Un défaut se traduisant par la rupture des hypothèses d'équilibre du modèle, il peut se révéler dans la rupture des grandeurs observées par rapport aux grandeurs mesurées. La comparaison de la sortie réelle avec la sortie observée peut donc fournir des informations exploitables pour la détection et la localisation des défauts.

2.1.2 La surveillance par redondance analytique (espace de parité)

Une relation de redondance analytique est une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. La génération de telles relations permet d'engendrer des résidus. Pour la détection de défauts basés sur l'utilisation de modèles, un résidu est un signal temporel, fonction des entrées et des sorties du processus, indépendant (le plus possible) du point de fonctionnement de celui-ci. En l'absence de défauts, ce résidu est statistiquement nul. Lors de l'apparition d'un défaut, son amplitude évolue de manière significative.

2.1.3 La surveillance par estimation paramétrique

Elle consiste à identifier les paramètres physiques et établir un modèle au système (la machine). Ce modèle mathématique doit pouvoir caractériser les fonctionnements sains et en présence du défaut. Un défaut étant à l'origine d'une variation paramétrique, l'estimation des paramètres du modèle permet d'indiquer la présence d'un déséquilibre dans la machine. Les approches les plus utilisées pour la modélisation de la machine asynchrone sont la méthode des éléments finis, la

méthode des réseaux de perméances et la méthode des circuits multiples couplés magnétiquement.

2.2 Méthodes de diagnostic sans connaissance a priori

Ce sont des méthodes qui ne nécessitent pas des modèles à établir, mais plutôt à des données expérimentaux à traiter. Ce sont des méthodes basées principalement sur le traitement de signal. Le courant, les vibrations et le couple électromagnétique sont des signaux très riches en informations [12]. Souvent, ils sont analysés dans le domaine fréquentiel en utilisant la transformée de Fourier, mais on peut les analyser par d'autres outils tels que les ondelettes et en temps-fréquence, cherchant toujours des signatures qui indiquent l'état de la machine.

2.2.1 Les grandeurs à analyser

2.2.1.1 Le courant de stator

La surveillance du courant stator MSCA (Motor Current Signature Analysis) est la méthode la plus utilisée, à cause de sa simplicité et la facilité de l'acquisition du courant stator contrairement à plusieurs autres méthodes [13,14].

Grâce à elle on peut faire un diagnostic des défauts au niveau du rotor pour détecter les défauts de la cage (barres et anneau de court-circuit) et les défauts mécaniques : roulement, excentricité, etc. Mais on peut également faire un diagnostic pour le stator avec des tensions faibles d'alimentation pour détecter des défauts de court-circuit.

- **Court-circuit Stator** : vu qu'un court-circuit phase-phase peut engendrer un arrêt immédiat du moteur et il est inutile de faire un diagnostic. Mais pour des courts-circuits inter-spores on peut encore le prévoir par l'analyse de la signature du courant stator [15,16]

$$f_{cc} = f_s \left(\frac{n}{p} (1 - g) \pm k \right)$$

f_{cc} = fréquence de la composante fonction du défaut.

f_s = fréquence d'alimentation.

$n = 1, 2, 3 \dots$; $k = 1, 3, 5 \dots$; p = nombre de paires de pôles ; g = le glissement.

- **Barres cassées et anneau de court-circuit :**

Quand une barre ou une portion d'anneau est cassée, des harmoniques correspondants de flux sont produits et ils induisent des harmoniques dans les courants stator. Le courant du stator est modulé dans l'amplitude par la fréquence de glissement. Cette modulation est accrue dans le cas des défauts du rotor [17]. Les fréquences caractéristiques (dues au défaut) sont fournies par analyse du spectre de courant

$$f = f_s(1 \pm 2 * k * g) , k = 1, 2, 3 \dots$$

- **Excentricité :** La variation de la longueur de l'entrefer, en raison de l'excentricité statique ou dynamique, mène aux variations de la densité de flux de l'entrefer. Pendant que les courants induits du stator sont affectés, plusieurs de leurs composants de fréquence peuvent aider à identifier l'excentricité statique et dynamique. Ces fréquences sont données par :

$$f_{ext} = f_s \left[(N_r \pm n_d) \left(\frac{1-g}{p} \right) \pm n_w \right]$$

N_r = nombre de barres ; $n_d = 0$ si excentricité statique et 1 si dynamique.

N_w = ordre d'harmonique du courant de stator.

- **Désalignement :** il comporte l'augmentation des composants aux fréquences spécifiques suivantes:

$$f = f_s \pm f_r ;$$

$$f_r = \text{frequence de rotor.}$$

- **Roulement :** Puisque les roulements à billes soutiennent le rotor, le rapport du défaut produit le mouvement radial entre le rotor et le stator. Alors les anomalies produites sur la densité de flux de l'entrefer affectent les courants stator. C'est pourquoi le rapport de la vibration de roulement peut être identifié sur les spectres de courant stator. Les fréquences caractéristiques sont :

$$f = f_s \pm n_b f_{i,o}$$

$$f_o = 0.4 * n_b * f_r$$

$$f_i = 0.6 * n_b * f_r$$

N_b : nombre de billes données par le constructeur.

o,i : outer , inner.

2.2.1.2 Surveillance de vibration

La surveillance de vibration est rendue possible en collant des accéléromètres sur les roulements, dans les trois directions : vertical, radial et axial.

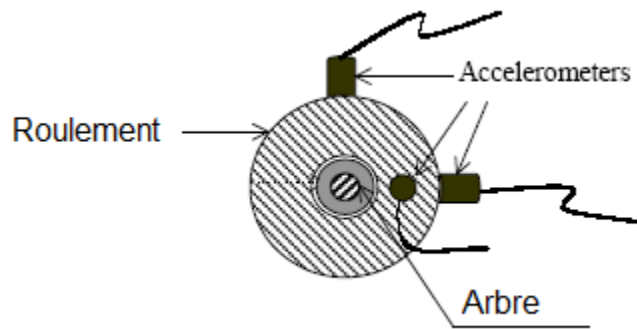


FIG. 2. 1 – Mesure des vibrations dans un moteur asynchrone [29].

Les spectres des signaux de vibration laissent identifier des défauts de roulement, les défauts de cage d'écureuil, les excentricités statiques et dynamiques, l'arbre et le désalignement, est très proche à l'analyse du courant stator.

2.2.1.3 Flux de dispersion

Le flux de dispersion est toujours présent dans des machines électriques, en raison de leurs asymétries inhérentes. Le flux de dispersion est le résultat des effets des courants stator et rotor sur les extrémités des machines (anneau de court-circuit, têtes de bobines). Il peut être visualisé en mettant un enroulement en dehors du moteur et dans la direction d'axe (ceci permet la mesure de la f.e.m induite par la variation du flux) [18].

2.2.1.4 Couple électromagnétique

Le couple électromagnétique représente le transfert d'énergie entre le stator et le rotor. L'influence sur le flux de l'entrefer et les courants de stator, due à la rupture dans la cage, a comme conséquence une variation dans le couple électromagnétique.

Le couple électromagnétique peut être mesuré avec deux des trois courants de lignes et en ajoutant des enroulements ouverts, sous chaque phase de stator (ainsi les forces électromotrices induites dans les enroulements sont obtenues). La surveillance du couple électromagnétique fournit des informations sur les défauts de rotor.

2.2.1.5 Autre grandeurs

Il existe d'autres grandeurs utilisées dans la détection de défauts de la machine asynchrone, parmi ces autres grandeurs on peut citer : la tension du neutre [19], la puissance instantané [20], les courants dits de Park sont utilisées pour le diagnostic.

Mais la grandeur la plus utilisée est le courant stator, car on peut facilement faire l'acquisition des données contrairement à la vibration ou les autres grandeurs.

2.2.2 Les outils utilisés pour l'analyse

Pour analyser ces grandeurs, on utilise des outils de traitement de signal, tels que la transformé de Fourier, le Temps-Fréquence, les ondelettes.

2.2.2.1 Transformé de Fourier

La transformé de Fourier est largement utilisée pour visualiser les signaux dans le domaine fréquentiel est d'observer les signatures des défauts qui se présentent comme des pics dans les fréquences indiquées ci-dessus pour l'analyse spectrale du courant stator. La même chose est valable pour l'analyse des vibrations ainsi que les autres grandeurs.

La transformé de fourrier consiste à observer la distribution de l'énergie en fonction de la fréquence, pour le cas idéal où il n'y a pas d'harmonique c.à.d. un courant stator parfaitement sinusoïdal, si on applique la transformé de Fourier sur un tel signal, on n'obtiendra qu'un seul pic, le fondamental, dans la fréquence de l'alimentation (50 Hz pour une alimentation réseau).

On obtient en plus du fondamental d'autres pics, les harmoniques caractérisant les défauts sont à fréquences indiquées ci-dessus. La transformé de Fourier continue est :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt$$

Cependant, pour faire une transformé de Fourier sur un signal discret, on utilise la transformé de fourrier discrète :

$$X(m) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-\frac{j2\pi mk}{N}}, \quad m = 0, 1, \dots, N - 1$$

N : Nombre d'échantillon

Pour la rapidité du calcul, l'algorithme FFT (Transformé de Fourier rapide) est utilisé. Pour estimer la densité spectrale d'un signal on utilise le Périodigramme où le périodigramme moyen. Pour une meilleure résolution on utilise des fenêtres de pondération, Hanning, Hamming, Barlette, Flat, etc

2.2.2.2 Analyse Temps-Fréquence

L'analyse Temps-Fréquence permet de représenter la distribution de l'énergie en fonction du temps et de la fréquence dans un plan de deux dimensions, dans le régime permanent, il n'y a pas une grande variation de la densité spectrale avec le temps, dans ce cas l'analyse temps-fréquence ne donne que les information données par l'analyse fréquentielle, mais s'il s'agit des signaux en régime transitoire l'analyse Temps-Fréquence sera d'une grande utilité, parce que la densité spectrale varie avec le temps. On ne peut pas observer cette variation en appliquant seulement la transformé de Fourier .

2.2.2.3 Ondelettes

C'est une des technique les plus puissantes du traitement de signal, elle reste valable pour les signaux stationnaires (permanent) et non-stationnaires (transitoire). Si on la compare avec la transformé de Fourier qui consiste à diviser le signal à des sinusoides de différentes fréquences, la technique des ondelettes est similaire, elle consiste à diviser le signal à des versions délattées et translatées c.à.d. à différentes échelles d'une forme d'onde dite ondelette mère [21].

Une ondelette est une forme d'onde ou une fonction de moyenne nulle.

2.3 Méthodes de diagnostic à base de techniques de l'intelligence artificielle

Les méthodes de diagnostic que nous avons citées auparavant sont des méthodes qui nécessitent la présence d'un expert, qui analyse les signaux et prendre la décision convenable.

Pour remplacer cet agent expert, on utilise les méthodes de l'IA pour concevoir un système automatique capable de prendre des décisions à propos de l'état de la machine, pour déclencher une alerte ou arrêter la chaîne de production selon ce qu'on désire [23].

Ces techniques sont utilisées dans plusieurs domaines, traitement d'image et du son, dans les systèmes de diagnostic autre que la machine asynchrone. La tâche principale est la classification d'où l'appellation *classifiers*.

La première phase est l'apprentissage, consiste à construire une base de données différent selon la méthode à utiliser. Pour construire une telle base, il nous faut des signaux qui décrivent les différents états de la machine, ces signaux peuvent être expérimentaux ou générés à partir d'un modèle de la machine.

Après le traitement de ces signaux et extraction des données nécessaires pour l'apprentissage, on fait l'apprentissage de notre système qui consiste, en effet, à calculer des coefficients dans la plupart des cas, et la validation de notre apprentissage, le système est prêt à l'utilisation.

On peut citer plusieurs méthodes telles que : les réseaux de neurones, la reconnaissance des formes, Support Vector Machine, logique floue, neuro-floue, les algorithmes génétiques, k-Nearest Neighbors, Random Forests Algorithm Etc.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes méthodes de diagnostic, nous nous sommes basés sur l'analyse du courant stator parce que c'est celle que nous utiliserons, on a introduit le concept des méthodes de l'intelligence artificielle. Dans le chapitre suivant, nous expliquerons brièvement la méthode SVM.

Chapitre 3

Support Vector Machine (SVM) pour classification

Support Vector Machine, SVM ou séparation à vaste marge en français [23], basée sur la théorie d'apprentissage statistique de Vapnik [24]. Elle a l'avantage qu'une bonne partie de la recherche en apprentissage statistique depuis un peu plus d'une dizaine d'année. Les SVM sont les résultats de l'application du principe de la Minimisation du Risque Structurel (SRM) proposée par Vapnik à la théorie bien étudiée des hyperplans séparateurs linéaires. L'intérêt suscité par les SVM est essentiellement dû à deux facteurs.

Le premier facteur est le fait que les SVM obtiennent des performances qui sont généralement parmi les meilleures méthodes dans l'apprentissage. Ces résultats proviennent du bon niveau de généralisation induit par la SRM. A première vue des performances, de nombreuses variantes du SVM ont été développées pour traiter différents types de problèmes.

Le second facteur, expliquant le succès des SVM, est l'utilisation des noyaux pour transformer le SVM en un algorithme non linéaire pouvant être appliqué sur des données variées. Les noyaux et les SVM ont alors permis d'utiliser l'apprentissage numérique dans des problèmes traitant des données complexes telles que les données textuelles.

3.1 Les origines (le perceptron)

Le perceptron est un algorithme inventé par Rosenblatt pour traiter un problème d'apprentissage est de classification. Supposons que nous ayons une séquence d'observations x_1, x_2, \dots, x_m , chacune de ces observations étant affectée à une classe C prise dans $\{C_1, C_2\}$. À partir de cet échantillon d'apprentissage, nous cherchons à trouver les paramètres d'un automate tel que celui de la (Figure 3.1) afin de permettre de prédire la classe de nouvelles observations à l'avenir. Il s'agit d'une tâche d'apprentissage supervisée de concept; supervisé car on fournit à l'algorithme d'apprentissage l'étiquette associée à chaque observation; de concept car il s'agit d'apprendre à distinguer deux classes d'observations [25].

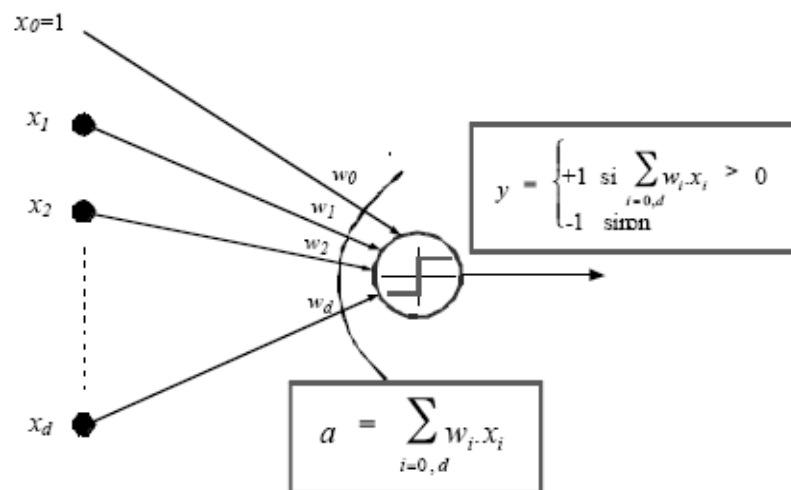


FIG .3. 1 – Schéma d'un perceptron à un neurone

Cet automate est en fait l'ancêtre des réseaux de neurones. Il ne comporte qu'un "neurone" recevant en entrée les valeurs des attributs de description, opérant une combinaison linéaire de ces entrées grâce à une pondération par le vecteur des poids \mathbf{w} et produisant en sortie un signal de valeur -1 si la somme pondérée calculée est inférieure à un certain seuil q , et la valeur 1 sinon. On peut traduire cela par l'équation suivante :

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 \begin{cases} \geq 0 \Rightarrow h(x) = +1 \\ < 0 \Rightarrow h(x) = -1 \end{cases} \quad (3.1)$$

Cette équation montre immédiatement, que le perceptron est en fait un système de recherche d'un séparateur linéaire dans l'espace des attributs. Idéalement, ce

séparateur doit séparer parfaitement les observations affectées à une classe de celles affectées à l'autre classe.

Pour simplifier l'idée de l'apprentissage mentionnée dans le chapitre 2, à propos des méthodes à base des techniques de l'IA, et qu'elle est un point commun entre ces méthodes, ici dans le perceptron qui est l'origine de plusieurs de ces méthodes comme SVM notre sujet, l'apprentissage se fait en calculant le vecteur \mathbf{w} et w_0 par la résolution de l'équation (3.1) où \mathbf{x} est l'ensemble de données destiné à l'apprentissage. Pour classer une donnée à l'avenir, il suffit de la remplacer dans l'équation (3.1), avec les paramètres \mathbf{w} et w_0 connue on peut voir si elle appartient à la classe négative ou positive.

3.2 Le risque empirique est le risque réel

Le but poursuivi en apprentissage inductif est de parvenir à classer correctement les futures observations grâce à la connaissance apprise à propos d'un échantillon limité de données. Une question centrale de l'apprentissage est donc de savoir comment utiliser les données pour avoir une bonne performance en généralisation, c'est-à-dire sur les observations inconnues à venir.

Pour ce faire, on définit d'abord une fonction de coût traduisant la plus ou moins bonne séparation des exemples des deux classes. Il semble absolument naturel que le séparateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, c'est-à-dire qui minimise le nombre d'exemples positifs ou négatifs mal classés, soit aussi celui qui permettra au mieux de classer les observations à venir, mais encore inconnues. D'où l'algorithme d'apprentissage visant à minimiser la mesure de coût sur les exemples d'apprentissage.

On appelle cette mesure *un risque empirique* car elle est mesurée empiriquement sur les données de l'échantillon d'apprentissage. Ce risque est la somme des coûts mesurés pour chaque exemple d'apprentissage et prend donc la forme :

$$R_{emp}(h) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m l[(h(x_i), u_i)] \quad (3.2)$$

où x_i est un des m exemples d'apprentissage, u_i l'étiquette associée et l la fonction de perte mesurant la distance entre la réponse produite $h(x_i)$ et la réponse désirée u_i .

Mais ce qui nous intéresse, c'est de minimiser l'espérance des coûts sur les observations à venir, ce que l'on appelle le risque réel, et qui prend la forme :

$$R_{réel} = \int_{X \times U} l[h(x_i), u_i] dF(x, u) \quad (3.3)$$

où cette fois l'intégrale prend en compte la distribution inconnue F des exemples sur $X \times U$, le produit cartésien de l'espace des observations X et de l'espace des étiquettes U .

La question qui doit alors nous préoccuper est de savoir si lorsque nous choisissons une hypothèse minimisant le risque empirique, nous minimisons aussi le risque réel, ce qui est notre vrai objectif. On appelle ce critère de sélection d'hypothèse : principe de minimisation du risque empirique.

La réponse est que le lien entre le risque empirique mesuré et le risque réel espéré est fonction de la « richesse » de l'espace des hypothèses accessibles à l'apprenant. On mesure la richesse d'un espace d'hypothèses, ou encore sa capacité, par un nombre : la dimension de Vapnik - Chervonenkis. En notant cette dimension d_{VC} , on peut exprimer le lien entre le risque empirique d'une hypothèse et son risque réel par une équation du type :

$$P(\max_{h \in H} |R_{réel}(h) - R_{emp}(h)| \geq \varepsilon) < G(d_{VC}, m, \varepsilon) \quad (3.4)$$

Cette équation signifie que la probabilité que l'écart entre le risque empirique mesuré et le risque réel visé dépasse une certaine valeur ε est bornée par G , une fonction de la richesse de l'espace des hypothèses mesurée par d_{VC} , de la taille m de l'échantillon d'apprentissage et de l'écart admis ε .

Cette équation exprime d'une manière mathématique un dilemme bien connu : pour avoir une chance de trouver une bonne hypothèse, il faut un espace d'hypothèses riche (le risque empirique dans la somme ci-dessus sera alors faible ou nul), malheureusement, plus l'espace d'hypothèses est riche, et moins il y a de

garantie que le risque réel soit proche du risque empirique mesuré. L'une des difficultés de l'apprentissage est donc de savoir régler ce compromis.

3.3 SVM pour classification

3.3.1 Classification linéaire

Lorsqu'une observation est fournie en entrée à un perceptron, celui-ci produit une réponse qui indique seulement si cette observation est du côté de la classe « + » (sortie 1) ou du côté de la classe « - » (sortie -1). Si maintenant nous considérons une variante du perceptron dans laquelle la sortie non seulement fournit le signe (le côté dans laquelle tombe l'observation par rapport à l'hyperplan séparateur) mais fournit aussi une distance à l'hyperplan, ceci est le principe de SVM. On cherche le hyperplan qui sépare les deux classes et qui a l'équation :

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 = 0 \quad (3.5)$$

Bien qu'il existe plusieurs hyperplans qui séparent les deux classes, il y'en a un seul qui passe au milieu, ce plan est le plan le plus sûr, il est celui qu'il faut chercher. Formellement, cela revient à chercher un hyper-plan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale (*figure 3.2*). On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de *méthode des séparateurs à vaste marge*.

Dans la (*Figure 3.2*) l'hyperplan optimal séparant les points de deux classes est celui qui passe « au milieu » de ces classes, c'est-à-dire dont la distance aux points les plus proches est maximale. Ces exemples les plus proches qui suffisent à déterminer cet hyperplan sont appelés vecteurs de support, ou encore exemples critiques. La distance séparant l'hyperplan de ces points est appelée « marge ».

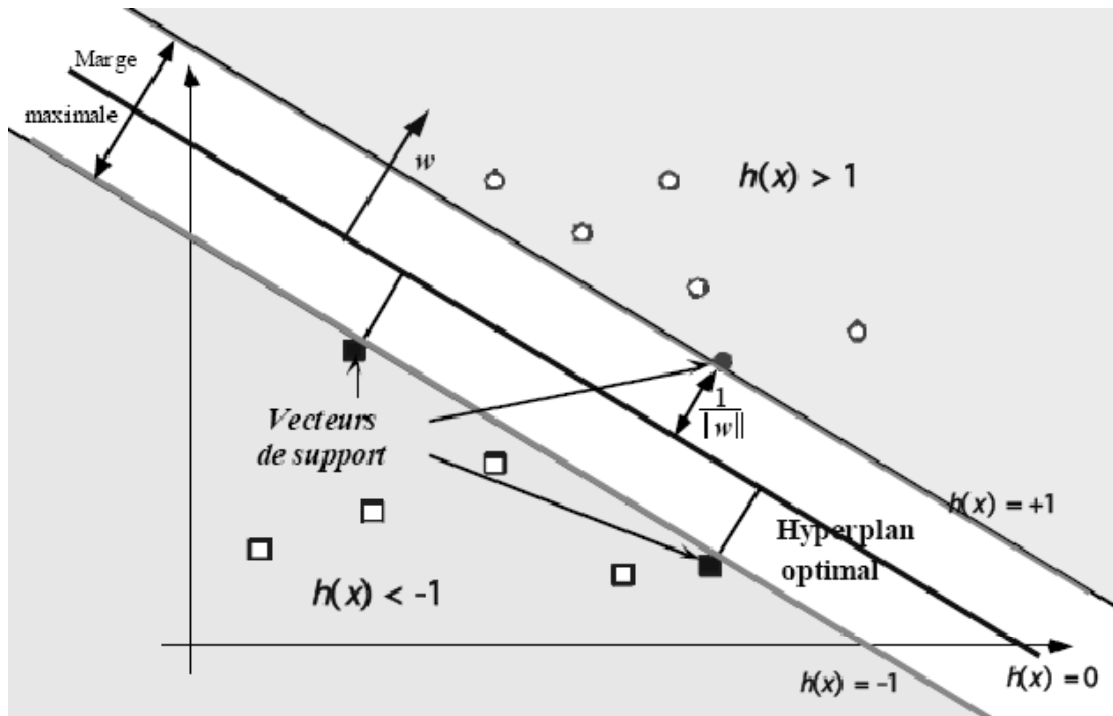


FIG .3. 2 – Exemple de séparation dans un plan deux dimensions

Cet hyperplan optimal est défini par le vecteur de poids w vérifiant l'équation :

$$\text{Arg max}_{w, w_0} \min \{ \|x - x_i\| : x \in R^d, (w^T x + w_0) = 0, i = 1, \dots, m \} \quad (3.6)$$

Pour cet hyperplan, la marge vaut $1 / \|w\|$, et donc la recherche de l'hyperplan optimal revient à minimiser $\|w\|$, soit à résoudre le problème suivant qui porte sur les paramètres w et w_0 :

$$\begin{cases} \text{minimiser} & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{sous les contraintes} & u_i (w^T x_i + w_0) \geq 1, i = 1, \dots, m \end{cases} \quad (3.7)$$

Cette écriture du problème, appelée formulation primale, implique le réglage de $d+1$ paramètres, d étant la dimension de l'espace des entrées X . Cela est possible avec des méthodes de programmation quadratique pour des valeurs de d assez petites, mais devient inenvisageable pour des valeurs de d dépassant quelques centaines. Cependant, il existe une transformation de ce problème dans une formulation duale que l'on peut résoudre en pratique.

D'après la théorie de l'optimisation, un problème d'optimisation possède une forme duale dans le cas où la fonction objectif et les contraintes sont strictement

convexes. Dans ce cas, la résolution de l'expression duale du problème est équivalente à la solution du problème original. Ces critères de convexité sont réalisés dans le problème défini ci-dessus.

Après transformation, le problème devient celui de la recherche de paramètres α vérifiant le système d'équations :

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \left\{ \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j u_i u_j (x_i \cdot x_j) \right\} \\ \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i,j=1}^m \alpha_i u_i = 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

L'hyperplan solution correspondant peut alors s'écrire :

$$h(x) = (w^* \cdot x) + w_0^* = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* u_i \cdot (x_i \cdot x_j) + w_0^* \quad (3.9)$$

où les α_i^* sont solution de l'équation (3.8) et w_0^* est obtenue en utilisant n'importe quel exemple critique (x_c, u_c) dans l'équation :

$$\alpha_i [u_i \cdot ((x_i \cdot w^*) + w_0) - 1] = 0 \quad (3.10)$$

On remarque que la solution ne dépend plus de la dimension d de l'espace d'entrée, mais de la taille m de l'échantillon.

3.3.2 Classification non linéaire

Ce que nous venons de dire est valable pour des cas linéairement séparable (*Figure 3.3*). Mais il existe des cas non-séparable, où la séparation linéaire ne marche pas.

Pour résoudre le problème nous allons transformer l'espace d'entrée en un espace de re-description (*Figure 3.4*).

Notons Φ une transformation non linéaire de l'espace d'entrée X en un espace de re-description $\Phi(X)$:

$$x = (x_1, \dots, x_d)^T \text{ à } (\Phi_1(x), \dots, \Phi_d(x), \dots)^T$$

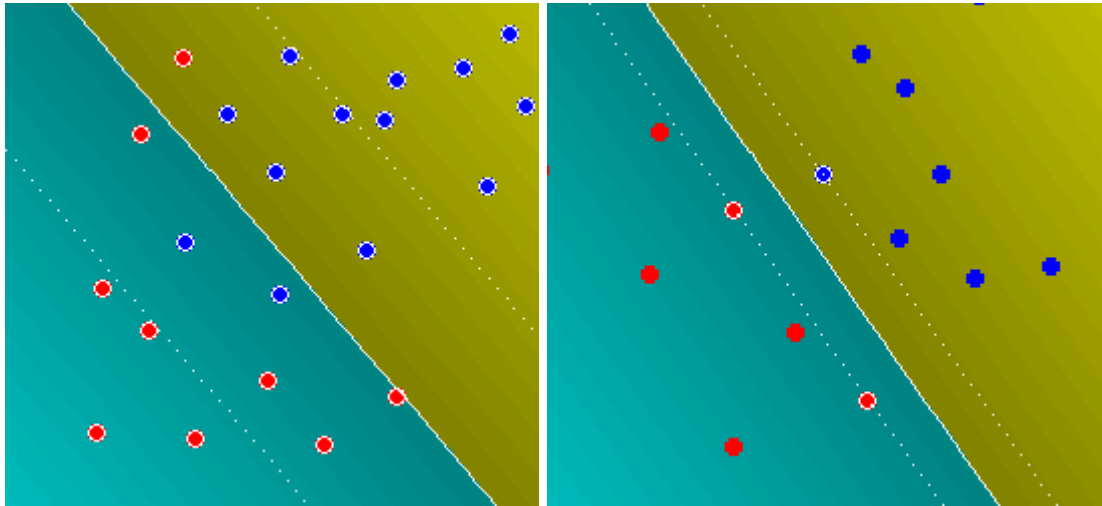


FIG .3. 3 – linéairement séparable et non-séparable

où x_k est la k -ième composante du vecteur x , et où nous avons voulu indiquer que généralement, le vecteur image $\Phi(X)$ est de dimension supérieure à d , la dimension de l'espace d'origine.

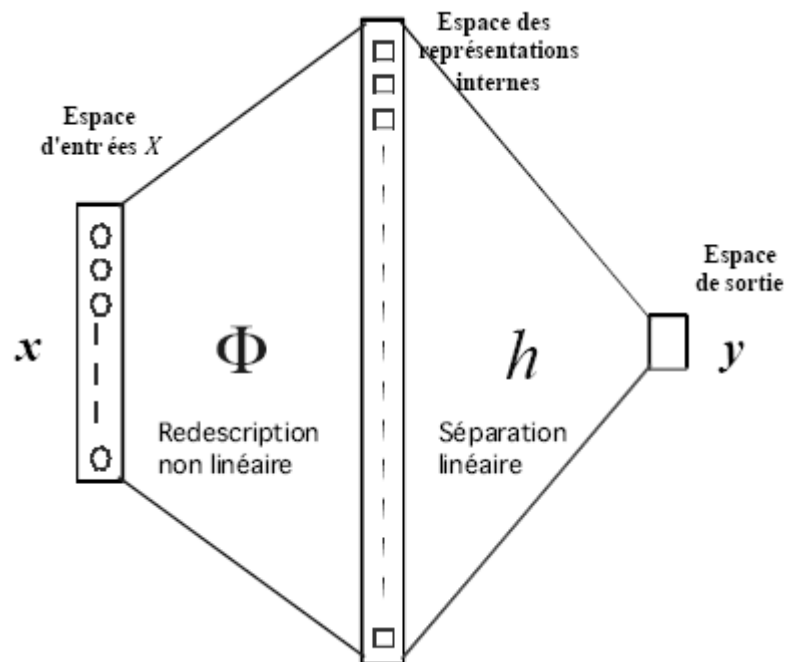


FIG .3. 4 – Transformation non-linéaire

Le problème d'optimisation se transcrit dans ce cas par :

$$\begin{cases} \max_a \left\{ \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j u_i u_j \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \right\} \\ \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i,j=1}^m \alpha_i u_i = 0 \end{cases} \quad (3.11)$$

L'équation de l'hyperplan séparateur dans le nouvel espace devient :

$$h(x) = (w^* \cdot x) + w_0^* = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* u_i \cdot \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle + w_0^* \quad (3.12)$$

où les coefficients α_i^* et w_0^* sont obtenus comme précédemment par résolution de l'équation (3.11).

Tout cela est très bien, sauf que l'objection immédiate du praticien concerne le produit scalaire

$$\langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle$$

qui devient rapidement impossible à calculer quand la dimension de $\Phi(X)$ augmente (nonobstant du cas de ceci d'autant plus que l'on utilisera des transformations non linéaires des descripteurs d'entrée). Il se trouve heureusement que l'on peut dans certains cas s'arranger pour littéralement court-circuiter le passage par les calculs dans l'espace de re-description.

En effet, il existe des fonctions bilinéaires symétriques positives $K(\mathbf{x}, \mathbf{y})$, appelées fonctions noyau, faciles à calculer et dont on peut montrer qu'elles correspondent à un produit scalaire dans un espace de grande dimension. Lorsqu'une telle correspondance est exploitable, le problème d'optimisation (3.11) est équivalent au problème suivant :

$$\begin{cases} \max_a \left\{ \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j u_i u_j K(x_i, x_j) \right\} \\ \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i,j=1}^m \alpha_i u_i = 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

dont la solution est l'hyperplan séparateur d'équation :

$$h(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* u_i \cdot K(x_i, x_j) + w_0^* \quad (3.14)$$

où les coefficients α_i^* et w_0^* sont obtenus comme précédemment par résolution de l'équation (3.13).

Par exemple, il peut être montré que la *fonction noyau polynomiale* : $K(x, y) = (x \cdot y)^n$ réalise implicitement un produit scalaire dans l'espace des descripteurs correspondant à tous les produits d'exactly n dimensions. Ainsi pour $n=2$ et $x, y \in R^2$, nous avons :

$$(x \cdot y)^2 = (x_1^1, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2)(y_1^1, y_2^2, \sqrt{2}y_1y_2)^T = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle \quad (3.15)$$

qui correspond au changement de description par la fonction : $\Phi(x) = (x_1^1, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2)$, et qui nous fait donc passer par une transformation non linéaire dans un espace de dimension trois, au lieu de deux initialement.

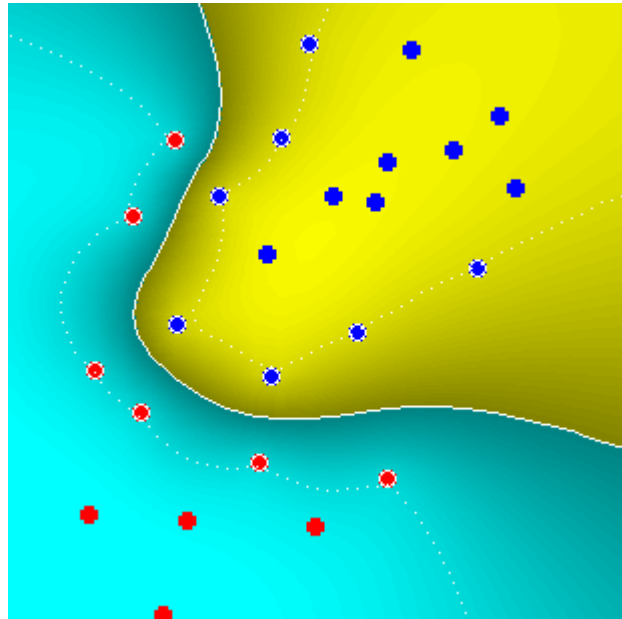


FIG .3. 5 – classification non linéaire utilisant un noyau RBF

Il existe plusieurs noyau à utiliser tel que

Polynomiale : $K(x, y) = (x \cdot y + c)^n$

Fonctions à base radiale (RBF) : $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right)$

Fonctions sigmoïdes : $K(x, y) = \tanh((a(x \cdot y) - b))$

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la méthode de séparation à vaste marge pour expliquer son principe, on n'a pas parlé de beaucoup de chose qui la concerne comme l'algorithme least square SVM, et SVM multi class. Puisque l'objectif de ce travail est d'utiliser la SVM comme outils de classification et diagnostiques des défauts électriques de la cage d'écureuil.

Pour cela nous utiliserons le toolbox SVM conçu par Steve Gunn [26].

Chapitre 4

Résultats Expérimentaux

Dans les chapitres précédents nous avons présenté les différents défauts de la machine asynchrone, ainsi que les différentes méthodes pour les diagnostiquer, les différentes méthodes de l'analyse et les signatures caractéristiques.

On a présenté également une méthode de classification, SVM que nous avons choisie pour l'appliquer et classifier les défauts électriques de la cage.

Dans le présent chapitre nous analyserons le courant stator pour détecter les défauts électriques dans la cage d'écuréuil, et puis nous utiliserons les résultats de l'analyse pour entraîner le séparateur à vaste marge.

4.1 Description du banc d'essai

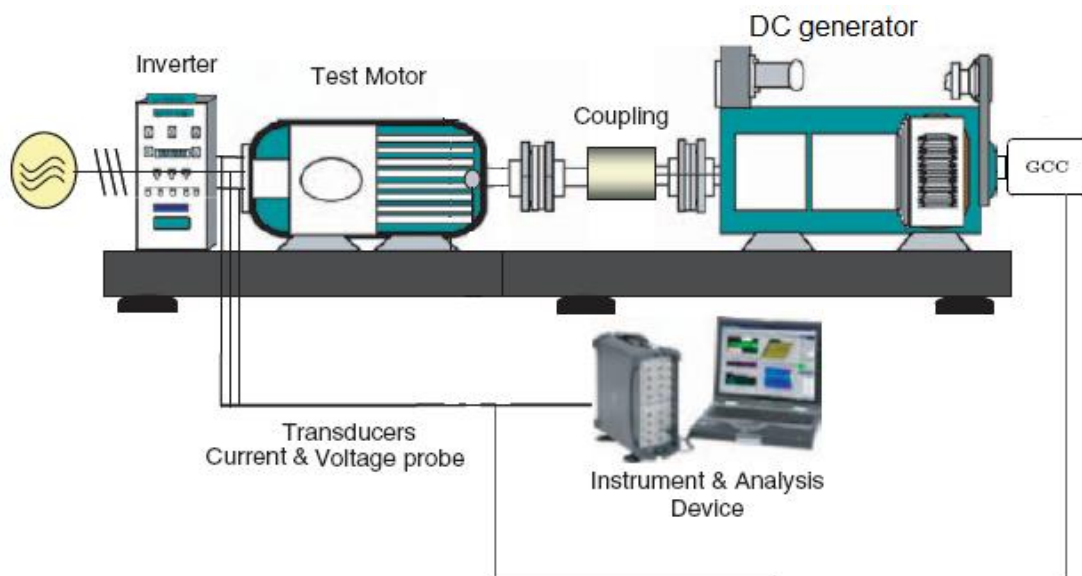


FIG .4. 1 – Banc d'essai du Laboratoire de machines électriques du LRE

Dans le laboratoire de recherche en électrotechnique on dispose d'un banc d'essai composé des machines de tests couplées avec une génératrice de courant continu (*Tableau 4.2*) alimentant une charge résistive variable.

Les machines de tests sont alimentées soit avec un onduleur à MLI à v/f constante, soit directement avec le réseau. Pour l'acquisition des données une carte IOTEQ/DAQ séries 1005 est utilisée.

On dispose de quatre machines asynchrones pour le test (*Tableau 4.1*), une saine et les autres défectueuses présentant des défauts électriques au niveau de la cage.

Puissance nominale	4 kW
Tension nominale	220/380 V
Courant nominal	15.3/8.83 A
Vitesse nominale	1435 tr/mn
Facteur de puissance	0.83
Nombre de paires de pôles	2
Nombre d'encoches au stator	36
Nombre de barres au rotor	28

Tableau .4. 1 - plaque signalétique de la machine asynchrone

Puissance nominale	2.4 kW
Tension nominale	220 V
Courant d'induit	10.9 A
Vitesse nominale	1410 tr/mn
Courant d'excitation	3 A

Tableau .4. 2 – plaque signalétique de la génératrice à courant continu

On charge les machines jusqu'au nominal. Les données acquises sont les trois courants de ligne, les tensions et la vitesse, dans une durée de 10s avec une fréquence d'échantillonnage de 10kHz.

4.1.1 Les défauts étudiés

Les quatre machines de test représentent trois types de défauts dans la cage d'écoreuil, ces types sont :

- Une barre cassée (1b)
- Deux barres cassées (2b)
- Une portion d'anneau de court-circuit enlevée (ann).

4.2 Apprentissage et test

Les essais sur les machines ont été fait avec différents types d'alimentation : réseau, onduleur 50 Hz, 40 Hz et 25 Hz. Avec chaque alimentation on a fait 6 essais avec différentes charges, à vide jusqu'à 70% de la charge nominale, en total on a 96 signaux. On utilise la moitié de ces signaux pour l'apprentissage et l'autre moitié pour le test.

4.2.1 Les modes d'apprentissage

Pour entraîner la SVM, nous utiliserons le courant stator mais on peut injecter plusieurs types de données comme entrée après traitement et extraction de données. On a utilisé alors 4 types c.à.d. 4 modes d'apprentissage.

4.2.1.1 Analyse du courant du stator et puissance instantané (ACSPI)

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 2, l'analyse du courant stator permet de détecter les défauts électriques dans la cage, en examinant les composantes aux fréquences $(1 \pm 2.k.g)f_s$. Ainsi on peut tirer davantage d'information en examinant les composantes de fréquences $2.k.g.f_s$.

On va noter cette méthode ACSPI dans les prochaines paragraphes, en utilisant ce mode d'apprentissage, on injecte les deux premier pics à droite du fondamental et le premier pic à gauche (*Figure 4.3*), les amplitudes et les fréquences, on injecte aussi le premier pic dans le spectre de la puissance (*Figure 4.2*).

4.2.1.2 Densité spectrale du courant de stator (DSC)

Utilisant ce mode, on ne va pas extraire les pics caractéristiques des défauts mais on va extraire une partie complète du spectre pour l'injecter comme entrée, 300 points à droite du fondamental et 300 à gauche (Figure 4.4), on notera ce mode par DSC.

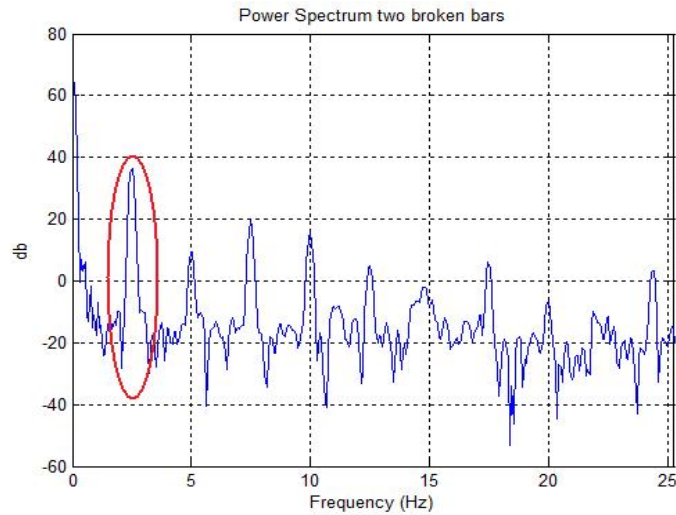


FIG .4. 2 - Spectre de puissance, deux barres cassées

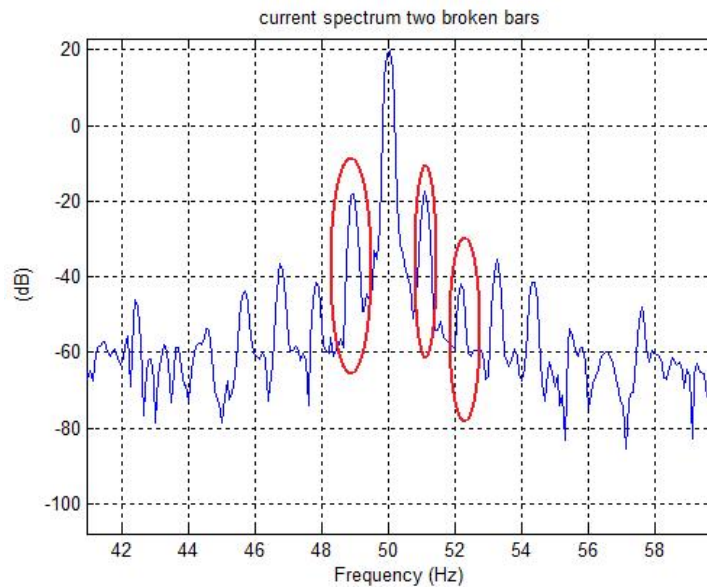


FIG .4. 3 – Spectre de courant, deux barres cassées

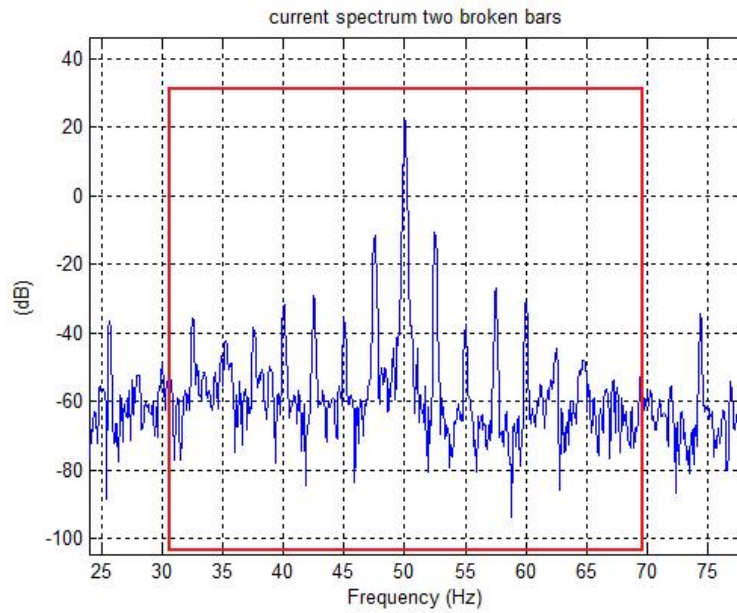


FIG .4. 4 - La partie à extraire (mode DSC)

4.2.1.3 Paramètre statistique PS

Dans ce mode nous calculons des paramètres statistiques du signal dans le domaine temporel : la moyenne, écart type, asymétrie, kurtosis, et dans le domaine fréquentiel : le centre de fréquence, Root Mean Square Frequency RMSF, Root variance frequency RVF, ainsi que les coefficients auto régressif AR, on les utilise comme des données d'entrée. On va noter ce mode PS.

4.2.1.4 Mode combiné MC

Dans ce mode, on combine entre le premier mode et le deuxième, injectant les quatre pics caractéristiques et la partie de la densité spectrale, nous noterons ce mode MC.

4.2.2 Taux de réussite et les facteurs influents

Le meilleur système de classification est celui qui a le taux de réussite le plus élevé, c'est celui qui arrive à classer des signaux qu'il ne connaît pas, ce sont des signaux non inclus dans la base d'apprentissage, des signaux de test.

Le taux de réussite est le pourcentage des signaux que le système arrive à classer correctement. De nombreux facteurs influent sur ce taux, bien entendu, sur le classement et le diagnostic, il est indispensable de les prendre en considération lors d'une conception d'un tel système.

4.2.2.1 Les paramètres de la SVM

L'application de la SVM, commence par choisir un noyau et ce paramètre si nécessaire, il existe plusieurs noyaux mais on a choisi RBF gaussienne avec $\sigma = 100$, parce que c'est la plus rapide à calculer et donne de meilleurs résultats. Pour voir l'influence du choix du noyau sur le taux de réussite, on a essayé deux autres noyaux, polynomiaux et linéaires, mode d'apprentissage combiné. Nous avons comparée deux machines dont l'une est *saine* et l'autre avec portion d'*anneau de court-circuit enlevé*, alimentation réseau et onduleur à 50 Hz. Les résultats sont présentés dans le *tableau 4.3*.

	RBF $\sigma = 100$	RBF $\sigma = 2$	Poly d=2	linéaire
Rate	92%	92%	0%	50%
speed	0.1s	0.1s	15.6s	0.0s

Tableau .4. 3 - influence du choix du noyau

4.2.2.2 Le mode d'apprentissage

Le mode d'apprentissage a une grande influence, pour l'observer, on teste le même exemple mais cette fois en changeant le mode d'apprentissage, pour mieux voir, on fait une classification entre ces deux machines (*saine* et *2b*).

	MC	DSC	PS	ACSPI
Saine vs Ann	92%	92%	67%	83%
Saine vs 2b	50%	50%	100%	75%

Tableau .4. 4 – influence du mode d'apprentissage

2.4.2.3 Le type de défaut

Le défaut possède sa signature dans le spectre du courant ; plus la signature diffère d'un type à un autre, plus la distinction et la classification devient de plus en plus simple même à l'œil nu.

Puisque les défauts électriques ont presque la même signature dans le spectre, leur classification est un peu difficile surtout avec des machines de faible puissance.

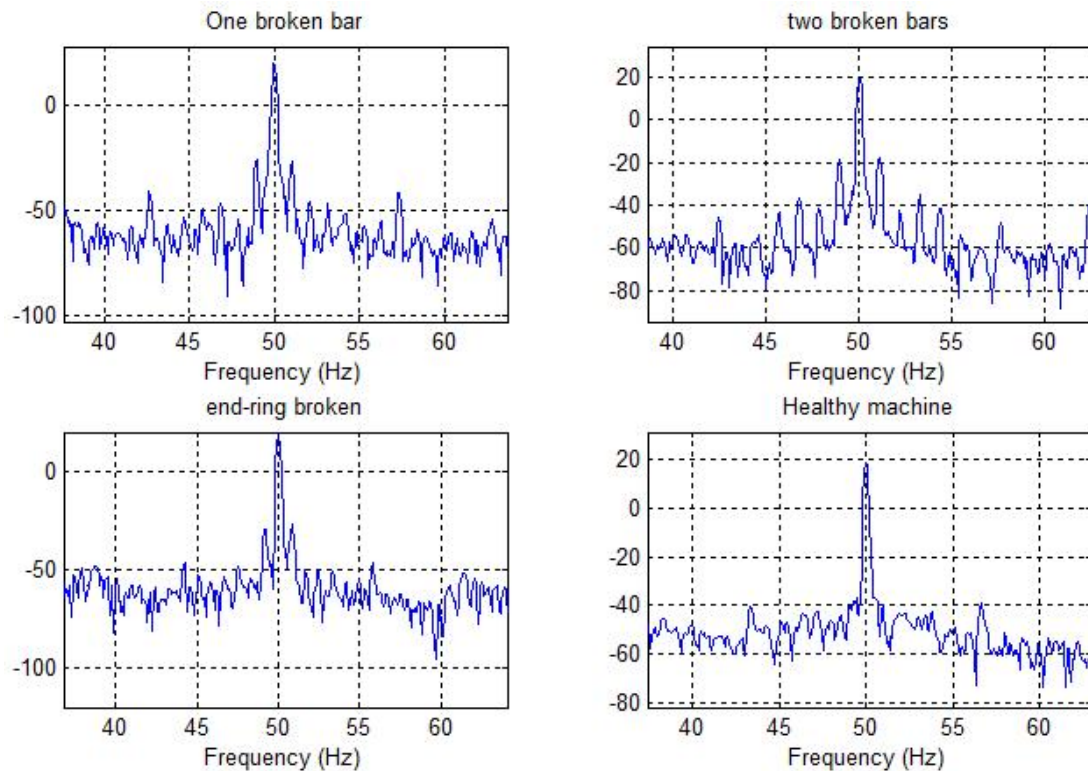


FIG .4. 5 – l'influence de type de défaut

On voit bien dans la *Figure 4.5* que le spectre de la machine avec anneau de court-circuit cassé ressemble beaucoup à celui d'une barre cassée.

2.4.2.4 La charge

Plus la charge est grande, plus la signature du défaut apparaîtra, à vide les spectres des 4 machines sont presque les mêmes (*Figure 4.7*), ce qui rend la tâche de les distinguer très dur à réaliser.

En utilisant le mode d'apprentissage ACSPI le taux de réussite est fonction de la charge exactement, comme on fait à l'œil nu, puisque il est basé sur la détection des pics caractéristiques.

Mais, si on utilise les autres modes d'apprentissage, l'effet sera inversé, c.à.d. plus la charge est faible, plus le taux de réussite est grand, grâce au fait que le principe de fonctionnement de SVM. Dans l'apprentissage les données injectées doivent être dans le même ordre. Dans le mode ACSPI un vecteur de donnée pour un test contient le premier pic à droite du fondamental, le deuxième pic à droite, le premier à gauche et le premier dans le spectre de la puissance respectivement, tous les vecteurs sont dans ce même ordre.

Dans le mode DSC, on prend une partie du spectre, en fonction de la charge le glissement augmente, ce qui résulte au décalage des fréquences autour du fondamental (*Figure 4.6*), dans les grandes charges le glissement est relativement grand, alors l'ordre des composants du spectre ou du vecteur de données injectées n'est pas le même.

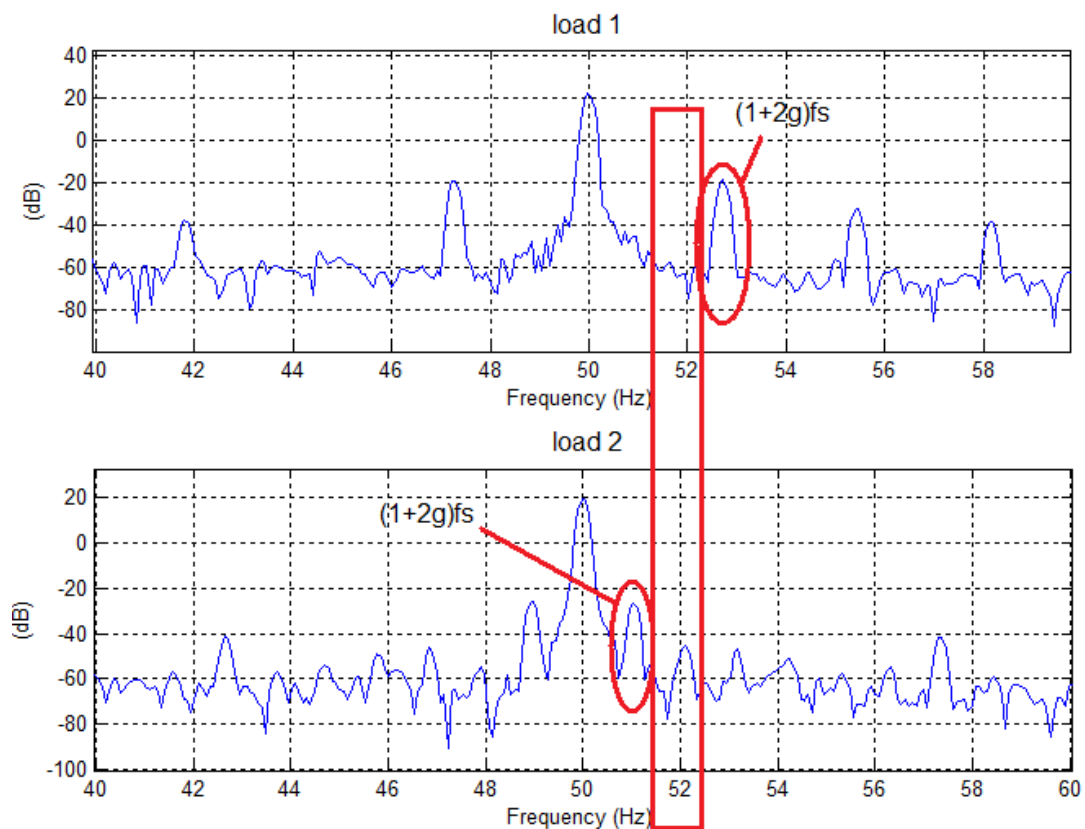


FIG .4. 6 - L'effet de la charge décalage des composants

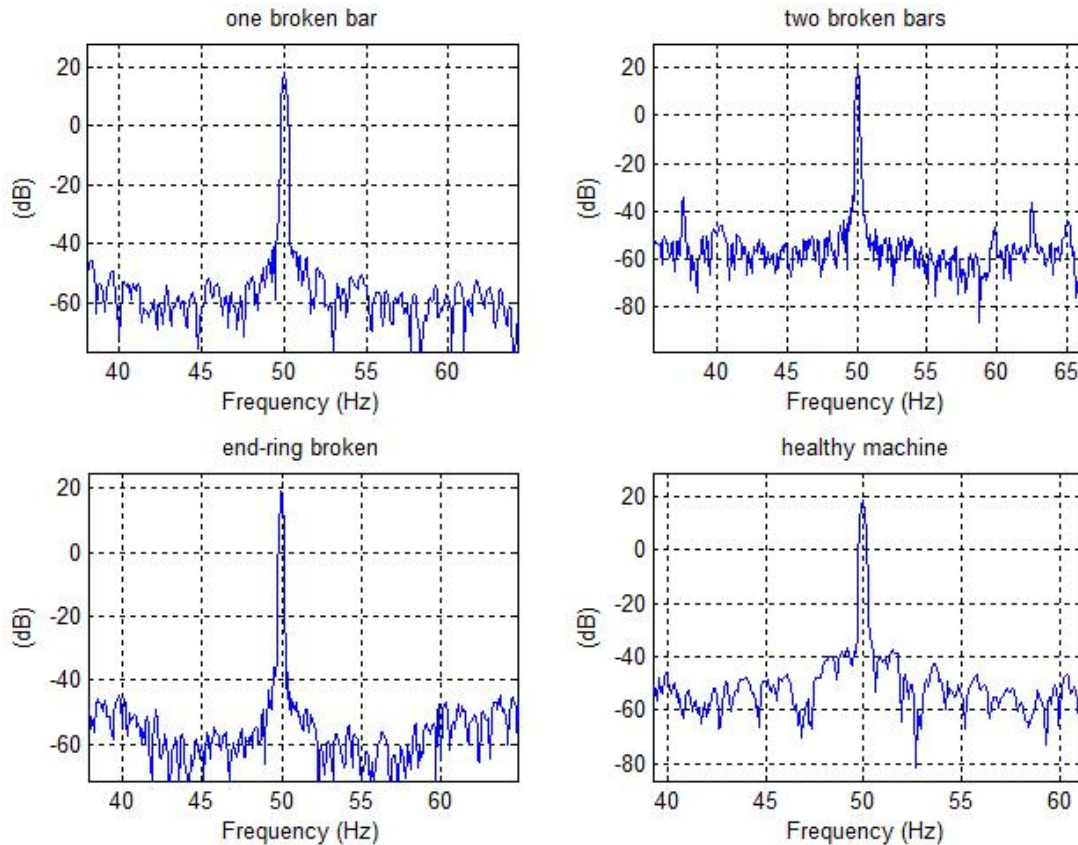


FIG .4. 7 - les spectres du courant à vide

2.4.2.5 Le type et la fréquence d'alimentation

Etant connu que l'onduleur introduit des harmoniques de courant, il est évident que le spectre subit une déformation lorsque on change l'alimentation du réseau à l'onduleur (*Figure 4.8*). Le système qui détecte les pics caractéristiques risque de se tromper lorsqu'on utilise un mode ACSPI.

A la fréquence 25 Hz les pics caractéristiques du défaut s'approche du fondamental et leur amplitude devient plus petite, à basse fréquence, la détection des défauts n'est pas évidente même avec des machines dont la charge est élevée.

Dans la *Figure 4.9* on voit bien que seul le spectre de la machine avec deux barres cassées est différent des trois autres qui sont tout à fait semblables. C'est parce que le défaut de la machine à deux barres cassées est un peu sévère, si la machine a été de plus grande puissance on aurait observé la même chose pour les autres types de défauts.

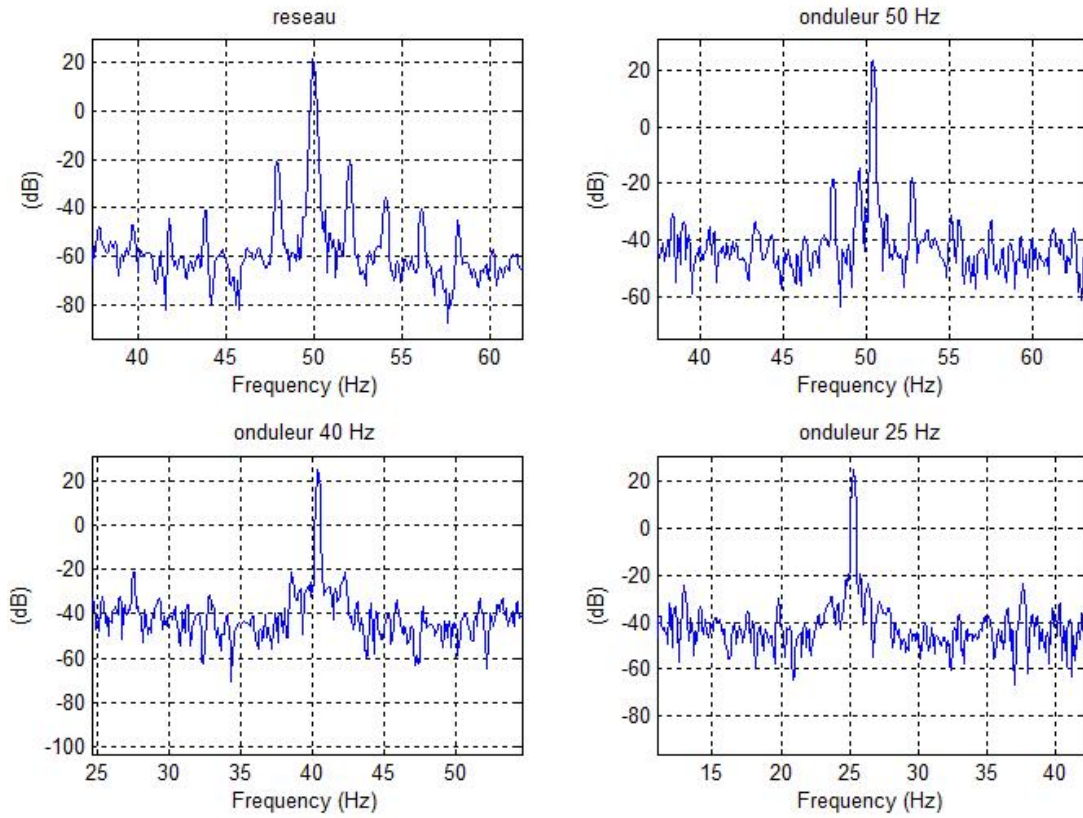


FIG .4. 8 - influence du type et de la fréquence d'alimentation

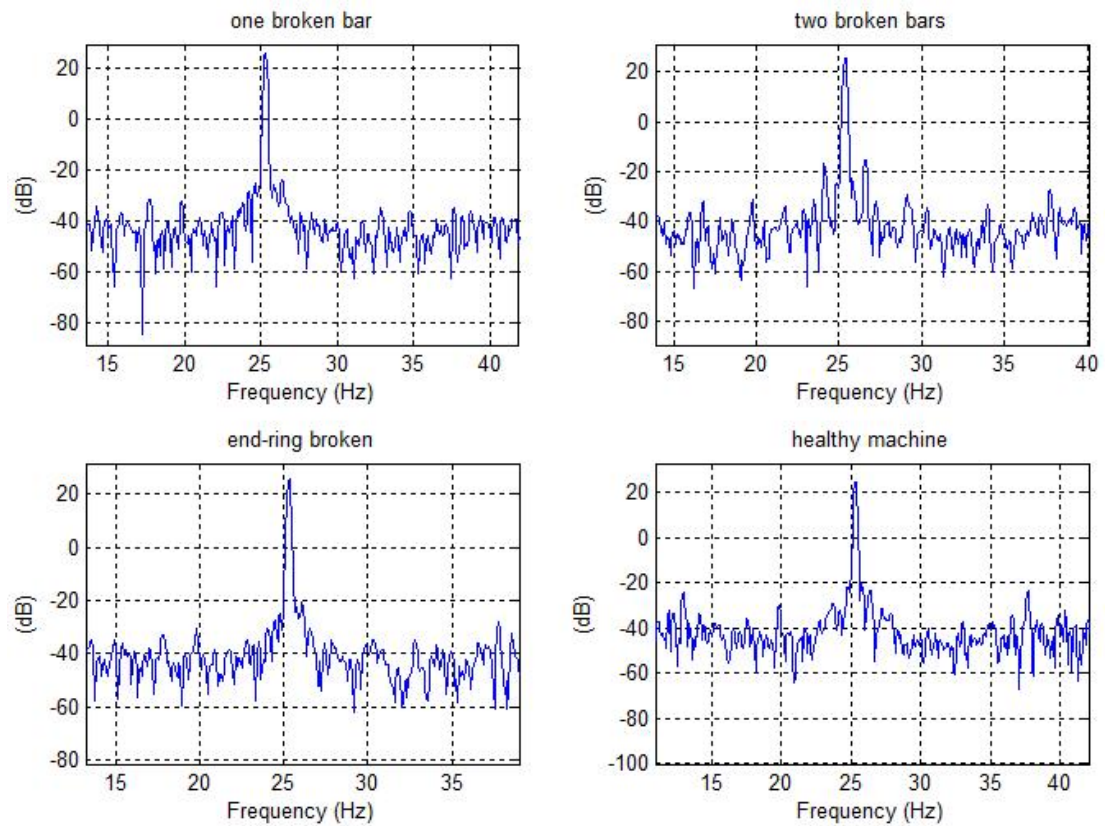


FIG .4. 9 - le spectre du courant des trois machines à 25 Hz

2.4.2.6 Tests

En citant toute ces facteurs qui influent sur le taux de réussite de la SVM, on évoque, en effet, les problèmes rencontrés tout en essayant d'améliorer ce taux.

On a changé le mode d'apprentissage, on procède manuellement parfois pour corriger les donner à injecter lorsque le système se trompe dans l'extraction de données.

	1b	2b	ann
saine	100%	83%	83%
1b	-	50%	50%
2b	-	-	50%

	1b	2b	ann
saine	100%	50%	100%
1b	-	100%	83%
2b	-	-	83%

	1b	2b	ann
saine	33%	100%	50%
1b	-	50%	50%
2b	-	-	50%

	1b	2b	ann
saine	100%	50%	100%
1b	-	100%	83%
2b	-	-	83%

Tableau .4. 5 - influence du mode d'apprentissage et type de défaut

Pour voir l'influence du mode d'apprentissage et le type de défauts, on choisit les signaux des tests avec alimentation du réseau seulement, sans manipulation de données, on choisit 6 signaux pour l'apprentissage (pleine charge, moyenne, vide) et les 6 autres pour le test, les résultats sont dans le tableau 4.5.

On voit bien que le type de défaut a beaucoup d'influence sur les résultats, car il influe directement le mode d'apprentissage, et il est bien clair dans le tableau.

Du premier coup il semble que la SVM n'a pas de succès pour le diagnostic, en effet c'est le contraire qui se produit. A cause du petit nombre de signaux qui servent aux tests, si le système se trompe dans un seul cas le pourcentage chutera à 83%. Si le nombre de signaux est plus grand, les résultats seront meilleurs.

Avec un peu de correction manuelle dans la base à injecter, en utilisant le mode apprentissage ACSPI, on a classé les défauts deux à deux en injectant tous les signaux, avec toutes les alimentations, les résultats sont dans le *Tableau 4.6*.

Etat de Machine	1b	2b	ann
Saine	95%	100%	91%
1b cassée	-	91%	95%
2b cassées	-	-	100%

Tableau .4. 6 - classification des défauts avec le mode ACSPI

On effectue également une multi-classification entre toutes les machines, pour cela on a réalisé trois classificateurs. On commence par classifier la machine si elle est saine ou défectueuse, puis entre le défaut d'anneau et les défauts de barres et on termine avec une classification entre ces derniers, les résultats sont dans le *tableau 4.7.*

alimentation	ACSPI	DSC	PS	MC
Réseau	91%	83%	75%	83%
Onduleur	94%	83%	72%	83%
Tous les signaux	95%	87%	79%	87%

Tableau .4. 5 – multi-classification

Le mode d'apprentissage PS paramètre statistique a de mauvais résultats, il est évident que cela ne veut pas dire qu'il est mauvais, en effet il a été utilisé pour une classification des défauts mécaniques, dans deux références [28,29] et a donné de bons résultats.

En fait, la classification entre la machine 2b et les autres est presque parfaite avec ce mode d'apprentissage. Mais les autres classifications donnent des résultats très mauvais, on peut conclure qu'il n'a pas été conçu pour être utilisé sur des signaux tellement semblable comme celui issue d'une machine avec 1b est 1 anneau de court circuit cassé.

Le mode d'apprentissage DSC est utilisé dans une autre référence pour le diagnostic des défauts [27], et l'auteur conclut que le courant stator n'est pas un bon moyen pour faire une classification à vaste marge de la SVM, et il a préféré les vibrations.

4.2 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé l'analyse du courant stator à la recherche des signatures des défauts, nous avons étudié les différents facteurs influents sur la détection de ces défauts, la charge, l'alimentation et le type de défauts.

Nous avons utilisé la méthode de séparation à vaste marge SVM pour classifier ces défauts, utilisant 4 modes d'apprentissage.

Nous avons déduit que la classification des défauts électriques de la cage d'écureuil, n'est pas facile à effectuer, en utilisant le courant comme signal d'entrée, mais malgré cela on peut concevoir un système de détection de défauts sur la base de cette méthode si on fait un bon traitement des signaux et extraire les informations utiles, parce que l'apprentissage est la règle d'or pour réussir un système de classification.

Conclusion générale

La machine asynchrone est l'élément le plus utilisé et l'un des plus importants dans les systèmes électriques, sa surveillance et son diagnostic ont fait et font toujours l'objet de plusieurs études.

Dans notre travail, nous avons effectué une étude expérimentale pour le diagnostic de défauts électriques de la machine asynchrone à rotor à cage d'écureuil. Notre choix s'est porté sur la méthode de l'analyse spectrale du courant stator pour la recherche des signatures des défauts qui est la plus largement utilisée et cela est principalement dû à la facilité de la mesure du courant et aux informations que peut donner son spectre pour les différentes défaillances qu'elles soient électriques ou mécaniques. Nous avons utilisé la méthode de séparation à vaste marge comme moyen de classification. Cette étude a permis de vérifier pratiquement les fréquences des signatures qu'engendrent les défauts de cassures de barres, de portion d'anneau de court-circuit, le courant stator et d'observer l'influence que peuvent avoir le niveau de charge l'alimentation et le type de défauts sur le diagnostic des défauts électriques.

Les défauts électriques étudiés ont pour fréquences caractéristiques $(1 \pm 2.k.g)f_s$; ces fréquences dépendent du glissement donc du niveau de charge de la machine. Les essais effectués pour ce type de défauts ont permis de constater qu'avec les essais à vide, le diagnostic est difficile du fait du rapprochement des harmoniques caractérisant le défaut du fondamental, contrairement à ceux effectués en charge qui ont permis d'obtenir des spectres dans lesquels on distingue clairement les signatures des défauts la même chose est vrai pour les basses fréquences et la fréquence nominale. D'autre part, les amplitudes des harmoniques caractérisant les défauts dépendent de leurs sévérités, le cas de deux barres cassées est plus sévère que celui d'une barre ou d'une portion d'anneau de court-circuit ; ces deux derniers cas sont quasiment identiques.

Références Bibliographiques

- [1] Boldea I. and S. A. Nasar. *The Induction Machine Handbook*. CRC Press LLC, 2002.
- [2] Touhami, O, Ibtouen, R. Hamdani, S. Bouzida, A. *Diagnosis of rotor fault in induction motor using the MUSIC analysis of the terminal voltage after switch-off*, Electrical Machines, 2008. ICEM 2008. 18th International Conference on 6-9 Sept. 2008 Page(s):1 – 5
- [3] Philip K. *Electrical Equipment Handbook-Troubleshooting and Maintenance*. McGraw-Hill Companies, 2004.
- [4] Motor Reliability Working Group of IEEE. Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations: Part I & II. IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 1A-21 :pp. 853–872, Jul./Aug. 1985.
- [5] Austin H. Bonnett, George C.Soukup. *Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in Three-Phase Squirrel-Cage Induction Motors*. IEEE Transactions on industry applications, VOL 28,N°. 4 jul/Aug 1992 Pages : 921-937.
- [6] Austin H. Bonnett. *Root Cause AC motor failure analysis with a focus on shaft failures*. IEEE Transactions on industry applications, VOL 36, N°. 5, Sept./Oct 2000, Pages : 1435-1448.
- [7] Trajin. B, *Détection automatique et diagnostic des défauts de roulements dans une machine asynchrone par analyse spectrale des courant statoriques*. JCGE'08 LYON, Université de Toulouse, 16 et 17 décembre 2008, France.
- [8] A. Bellini, M. Cavatorta, C. Concari. *Experimental Validation of a Robust Diagnostic Index for Induction Motors Stator Faults*. The 30th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, November 2 - 6,2004, Busan, Korea, Pages : 1367-1373.

- [9] Benbouzid MEH. *A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection*. IEEE Transactions on industrial electronics, VOL 47, N°. 5, Oct 2000, Pages : 984-993.
- [10] Hubert Razik. *Le contenu spectral du courant absorbé par la machine asynchrone en cas de défaillance, un état de l'art*. la revue 3EI n°29, Faculté des Sciences, Nancy, 2002, Pages : 48-52.
- [11] BACHIR S. *Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique*. THESE . UNIVERSITE DE POITIERS. France, 1992.
- [12] L. Casimir, E. Boutleux, G. Clerc and F. Chappuis. *Comparative Study of Diagnosis Methods for Induction Motors*. Centre de Génie Electrique de Lyon. France.
- [13] Touhami O, Noureddine L, Ibtouen. *Spectral Analysis For The Rotor Defects Diagnosis Of An Induction Machine*. Faro, Portugal. 1-3 September, 2005 Page(s):183 - 187.
- [14] Thomson. W, and Fenger. M, *Current Signature Analysis to Detect Induction Motor Faults*. IEEE Industry Applications Magazine _ July/August 2001 Pages : 26-34.
- [15] Penman. J, Sedding. H.G, Fink. W. T, *Detection and location of interturn short circuits in the stator windings of operating motors*. IEEE Transaction on Energy Conversion, VOL.9.N°.4, December 1994 Pages : 652-658.
- [16] Chang. X, Cocquempot. V, Christophe. C, *A Model of Asynchronous Machines for Stator Fault Detection and Isolation*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, VOL. 50,N°. 3, June 2003 Pages : 578-584.
- [17] Milimonfared. J, Kelk. H, Nandi. S, *A Novel Approach for Broken-Rotor-Bar Detection in Cage Induction Motors*. IEEE Transactions on Industry Applications, VOL. 35, N°. 5, September/October 1999 Pages : 1000-1006.
- [18] Henao. H, Capolino. G. A, Martis. C, *On the Stray Flux Analysis for the Detection of the Three-Phase Induction Machine Faults*. 0-7803-7883-0/03/\$17.00 IEEE .2003 Pages : 1368-1373.

- [19] Cash. M. Habetler. T, Kliman. G, *Insulation Failure Prediction in AC Machines Using Line–Neutral Voltages*. IEEE Transaction on industry application, VOL. 34, N°. 6, November/ December 1998 Pages : 1234–1239.
- [20] Stanislaw. F, *Instantaneous Power as a Medium for the Signature Analysis of Induction Motors*. IEEE Transaction on industry applications, VOL.32, N°. 4, July/August 1996 Pages : 904–909.
- [21] Zhang. Z, Ren. Z. Huang. W, *A Novel Detection Method of Motor Broken Rotor Bars Based on Wavelet Ridge*. IEEE Transaction on Energy Conversion, VOL. 18, N°.3, September 2003 Pages : 417–423.
- [22] Mohamed A. Awadallah and M.M.Morcoc *Application of AI Tools in Fault Diagnosis of Electrical Machines and Drives—An Overview*. IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, VOL. 18, N°. 2, pp. 245–251, JUNE 2003 Pages : 245–251.
- [23] Cornuéjols. A, *Une nouvelle méthode d'apprentissage: les SVM. Séparateur à Vaste Marge*. B U L L E T I N D E L ' A F I A, N° 51. Université de Paris-Sud, Orsay. Juin 2002 Pages : 14–23.
- [24] Vapnik. V, *An Overview of Statistical Learning Theory*. IEEE Transaction on neural networks, VOL 10, NO. 5, september 1999 Pages : 988–999.
- [25] Vapnik. V, *The Nature of Statistical learning Theory*, Second Edition. Springer. 2000.
- [26] Steve R. Gunn. *Support Vector Machines for Classification and Regression. Technical Report*. UNIVERSITY OF SOUTHAMPTON. 1998.
- [27] Pöyhnen S. *Support Vector Machine Based Classification in Condition Monitoring of Induction Motor*. Helsinki University of Technology Control Engineering Laboratory. Espoo 2004.
- [28] Taffine. F, Mokrani. K, Antoni. J, kabla. A, and Asradj. Z, *Introduction des SVM en MCSA*. Faculté des sciences et sciences de l'ingénieur, Département d'Electronique, Laboratoire(LTII), Université A/Mira Béjaia, ALGERIE. March 25–29, 2007–TUNISIA.

- [29] Gang Niu, Jong-Duk Son, Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, Don-Ha Hwang and Dong-Sik Kang. *A Comparison of Classifier Performance for Fault Diagnosis of Induction Motor using Multi-type signals*. <http://shm.sagepub.com>.
- [30] Touhami, O.; Nouredine, L.; Ibtouen, R.; Fadel, M.; *Diagnosis of induction machine rotor defects from an approach of magnetically coupled multiple circuits System Theory*, 2006. SSST '06. Proceeding of the Thirty-Eighth Southeastern Symposium on 5-7 March 2006 Page(s):492 – 496.
- [31] Touhami, O.; Fadel, M.; *Faults Diagnosis by Parameter Identification of the Squirrel Cage Induction Machine Electric Machines & Drives Conference, 2007*. IEMDC '07. IEEE International Volume 1, 3-5 May 2007 Page(s):821 – 825.
- [32] Touhami, O.; Fadel, M.; *Detection of Broken Rotor Bars and Stator Faults in Squirrel-Cage Induction Machine by Spectral Analysis System Theory*, 2007. SSST '07. Thirty-Ninth Southeastern Symposium on 4-6 March 2007 Page(s):274 – 278.

Annexe A

Détection des pics caractéristiques

Pour entraîner la méthode de séparation à vaste marge avec le mode ACSPI on doit détecter les pics caractéristiques des défauts et on doit les extraire.

Les pics ont les fréquences suivantes $(1 \pm 2.k.g)f_s$ pour le spectre de courant et $2.k.g.f_s$ pour le spectre de la puissance où $K : 1, 2, 3 \dots$

Pour calculer la fréquence il entraîner le glissement. Pour faire cela, on calculera le glissement à partir de ces fréquences elles-mêmes, on choisit de calculer le glissement à partir de quatre fréquences, puisque l'approche est la même seulement on change la fréquence à partir de laquelle on fait le calcul.

Prenant la fréquence, le premier pic caractéristique du spectre de la puissance $2.g.f_s$, sachant que le pic a le plus grand amplitude parmi les fréquences qui l'entourent, il suffit alors pour le calculer de suivre les étapes ci-dessous :

- Définir une plage de variation de glissement g_{\min} et g_{\max} , et calculer les fréquences f_{\min} et f_{\max} .
- Sélection des maxima situés dans cette plage.
- Le maximum ayant le plus forte amplitude est choisi comme étant celui correspondant à la composante de fréquence $2.g.f_s$.
- Vérification de ces maxima (il faut qu'elles soient des multiples entiers de la fréquence $2.g.f_s$. si tel est le cas, nous considérons les composantes associées à ces fréquences comme étant des composantes créées par le défaut au rotor.

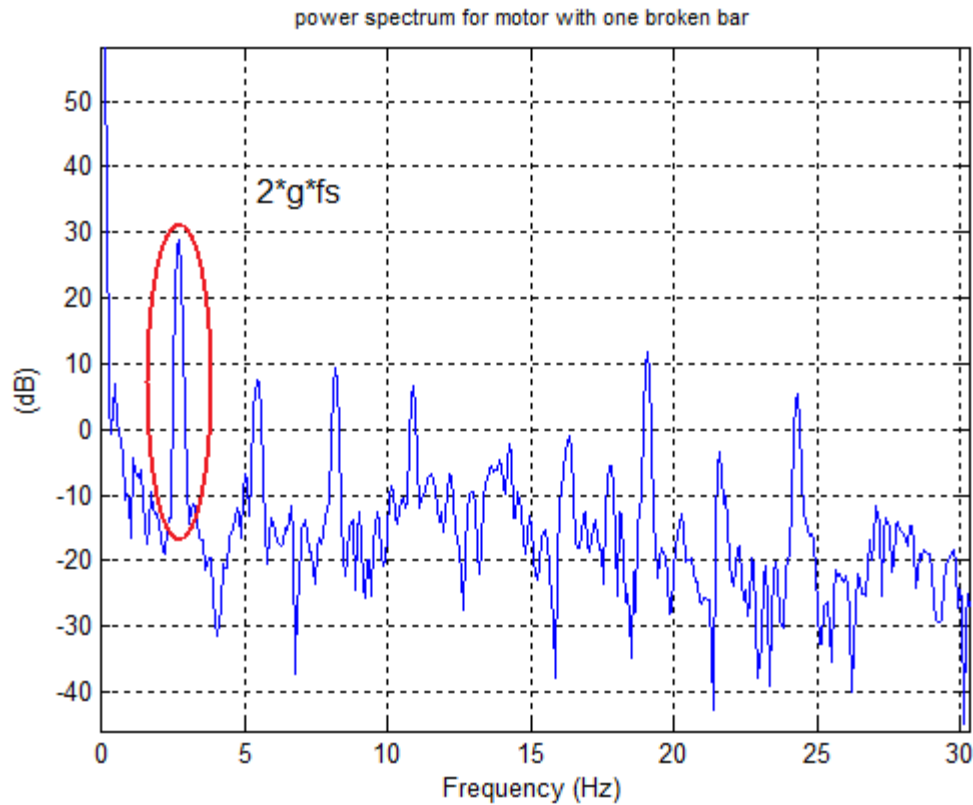


FIG .A. 1 – premier pic caractéristique de la puissance

Grâce à la fréquence $2.g.f_s$. Nous pouvons déduire la valeur du glissement de la machine. Une fois le glissement g connu, nous calculons les fréquences des composantes présentes autour de la fréquence fondamentale du courant stator et de la puissance instantanée en utilisant la relation $(1 \pm 2.k.g)f_s$.

On peut également calculer le glissement à partir d'autres fréquences en suivant les étapes mentionnées ici :

- **La fréquence $(1 \pm 2.k.g)f_s$** (Figure A.2)
- **Fréquences des encoches** (Figure A.4): on peut utiliser aussi les composantes du fréquences $\left[\frac{N_r}{p}(1-g) \pm 1\right]f_s$ créées par les encoches de la cage rotorique dans le spectre du courant stator. Ces composantes sont toujours présentes dans ce spectre, que ce soit pour un rotor sain ou un rotor défectueux.

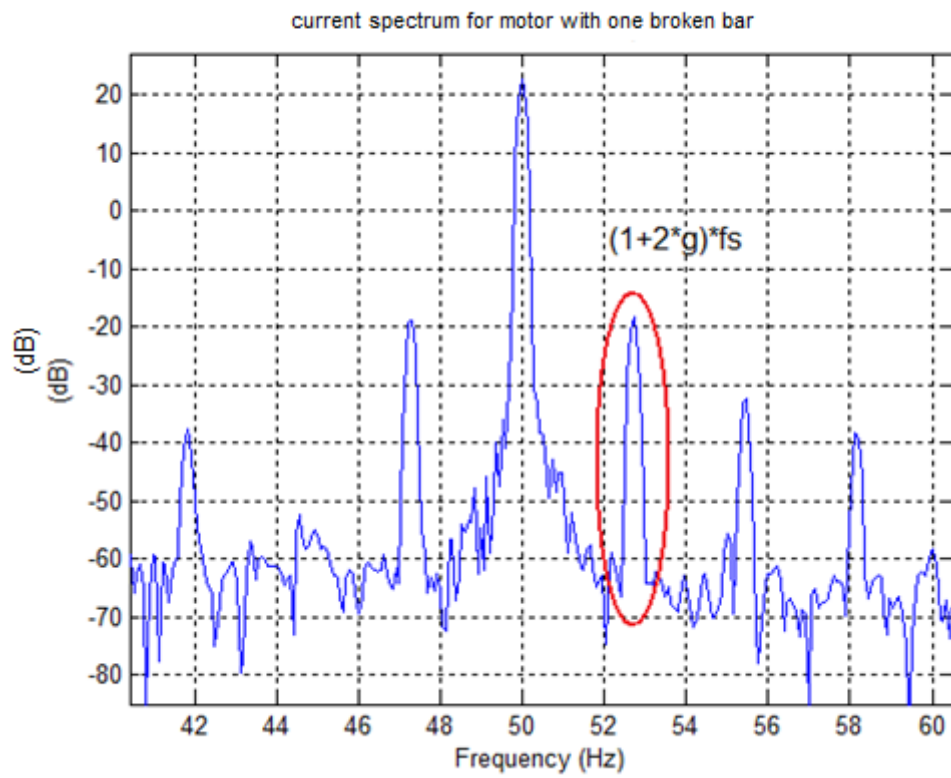
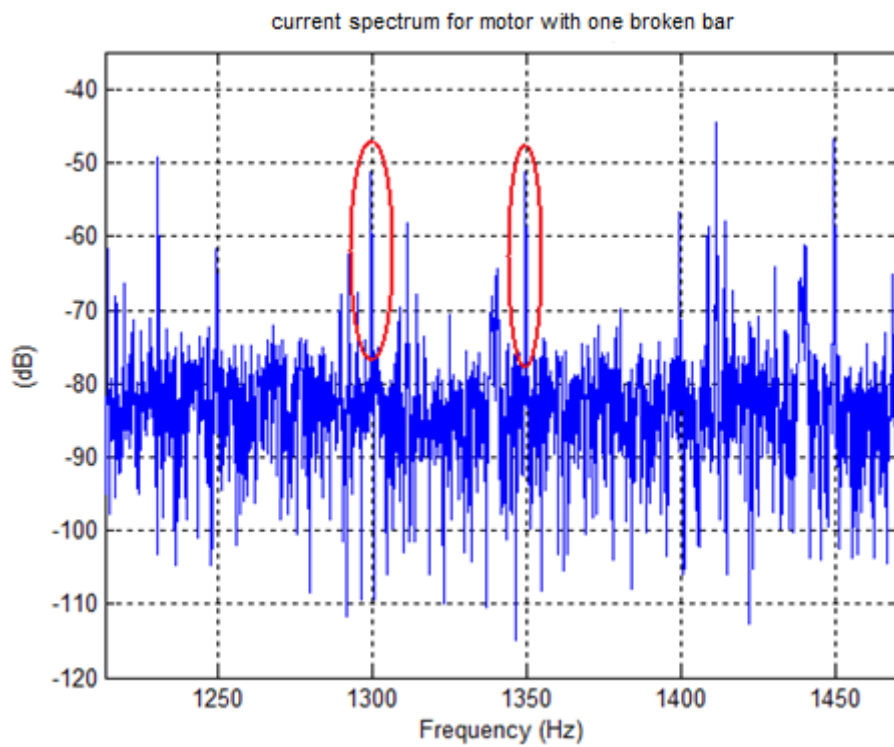


FIG .A. 2 - le premier pic indiquant les défauts électriques

FIG .A. 3 - les composantes créées par les encoches $\left[\frac{N_r}{p} (1 - g) \pm 1 \right] f_s$

cependant, la détection de ces composantes lorsque la machine fonctionne à faible charge reste difficile.

- **Fréquence** $f_s + f_r$ (*Figure A.4*): on peut utiliser aussi les fréquences caractéristiques de désalignement pour calculer le glissement.

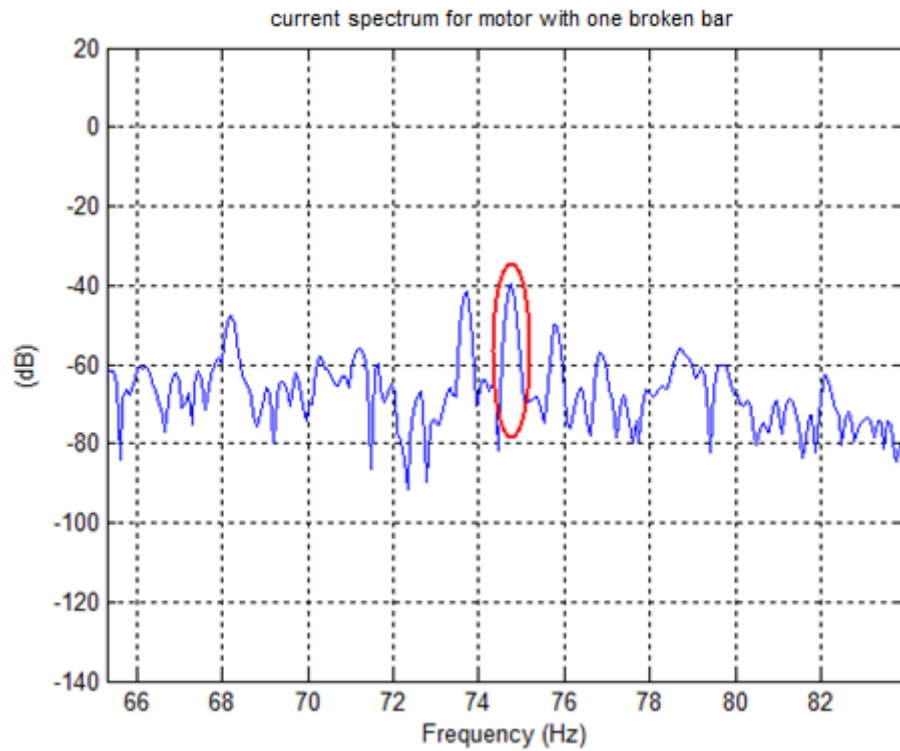


FIG .A. 4 – la fréquence $f_s + f_r$

Annexe B

Paramètres statistiques

Pour le mode d'apprentissage, on utilise les paramètres statistiques du signal.

B.1 Paramètre dans le domaine temporel

Moments : Dans la plupart des cas, la fonction de densité de probabilité peut être décomposée en ses moments constitutifs. Les coefficients de moment de données de signal en domaine temporel se calculent :

$$m_n = E\{x^n\} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^n$$

On peut calculer les paramètres suivants :

$$\text{Moyenne } C_1 = m_1$$

$$\text{Ecart Type } C_2 = m_2 - m_1^2$$

$$\text{Skewness } C_3 = m_3 - 3m_2m_1 + 2m_1^2$$

$$\text{Kurtosis } C_4 = m_4 - 3m_2^2 - 4m_3m_1 + 12m_2m_1^2 - 6m_1^4$$

B.2 Paramètre dans le domaine fréquentiel

$$\text{Frequency centre } FC = \frac{\int_0^{+\infty} f s(f) df}{\int_0^{+\infty} s(f) df}$$

$$\text{Root mean square frequency } RMSF = \left[\frac{\int_0^{+\infty} f^2 s(f) df}{\int_0^{+\infty} s(f) df} \right]^{1/2}$$

$$\text{Root variance frequency } RVF = \left[\frac{\int_0^{+\infty} (f-FC)^2 s(f) df}{\int_0^{+\infty} s(f) df} \right]^{1/2}$$

B.2 Les coefficients auto régressifs

Puisque les différents défauts montrent différentes caractéristiques dans le domaine temporel, l'AR est utilisé pour établir un modèle. Alors les coefficients auto régressifs sont extraits comme paramètres et huit premiers des coefficients de modèles de l'AR sont choisis.

Annexe C

Relevés expérimentaux

Les différents signaux acquis lors des tests au laboratoire de recherche en électrotechnique:

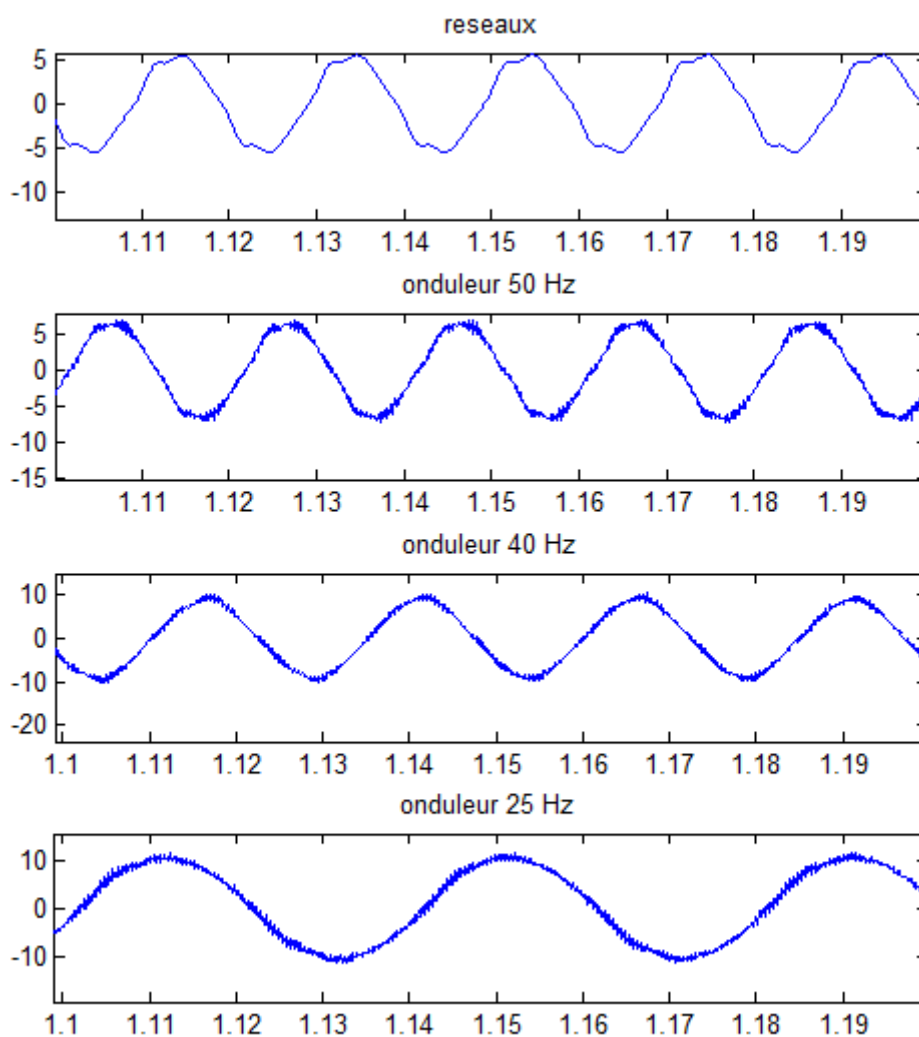


FIG .C. 1 - les courants stator pour différentes alimentations

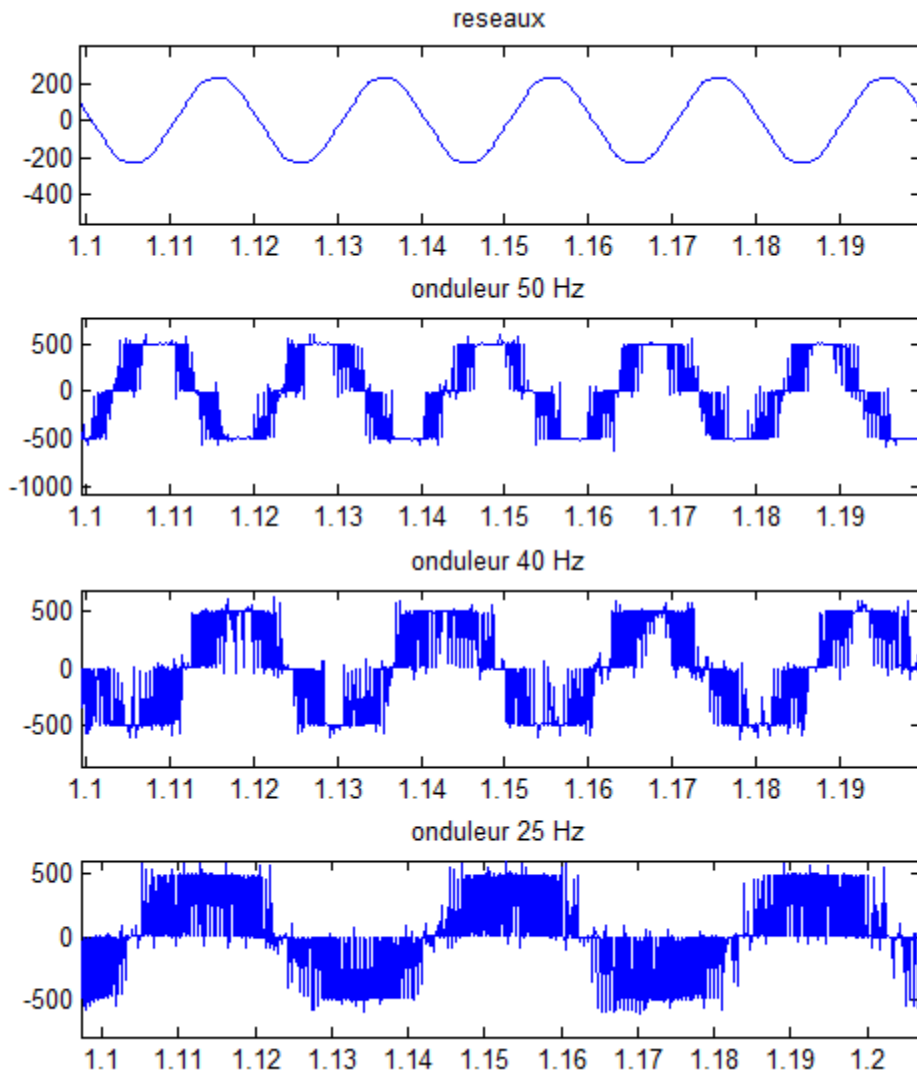


FIG .C. 2 - les différentes tensions d'alimentation