

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



Université de Constantine 1
Faculté des Sciences de la Technologie
Département d'Electrotechnique



THÈSE

Présentée Pour L'obtention du Diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Spécialité: Modélisation et Commande des Machines Electriques

Présentée par

Melle BOUCHAREB Ilhem

Magistère en Electrotechnique de l'Université de Constantine 1

**MODELISATIONS ET OUTILS D'AIDE AU DIAGNOSTIC
DE DEFAUTS DE
MACHINES SYNCHRONES ET A RELUCTANCE VARIABLE**

Soutenue le : 03 /07/2013

Devant le Jury composé de :

<i>Président :</i>	Aissa Bouzid	Professeur	Université de Constantine 1
<i>Rapporteur :</i>	Ammar Bentounsi	Professeur	Université de Constantine 1
<i>Examineur 1 :</i>	Abdelhak Bennia	Professeur	Université de Constantine 1
<i>Examineur 2 :</i>	Rachid Abdessemed	Professeur	Université de Batna
<i>Examineur 3 :</i>	Mabrouk Chabane	Professeur	Université de Batna
<i>Membre invité :</i>	Abdesselam Lebaroud	MCA	Université de Skikda

Remerciements

La thèse de doctorat exposée dans ce mémoire a été effectuée au sein du Laboratoire Génie Electrique Constantine (LGEC), sous la direction du Prof. Ammar Bentounsi, en collaboration avec le Dept. de Machines Electriques de l'Université Technique de Cluj-Napoca, Roumanie, pour la partie expérimentale réalisée lors d'un stage de deux mois (Février-Mars 2013), sous la direction du Prof. Lorand Szabo auquel j'exprimerai ici ma profonde gratitude pour l'accueil qu'il m'a réservé en son labo. et l'aide précieuse apportée pour réaliser les validations expérimentales de mes développements théoriques.

J'exprime mes sincères remerciements à Monsieur Aissa Bouzid, Professeur à l'Université du Constantine, pour avoir accepté de juger ce travail et pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury.

Je remercie vivement Messieurs Rachid Abdessemed et Mabrouk Chabane, Professeurs à l'Université Batna, pour avoir accepté d'examiner ma thèse et pour l'intérêt qu'ils lui ont portée.

Je remercierai aussi Monsieur Abdelhak Bennia, Professeur à l'Université de Constantine, d'avoir accepté spontanément de juger mon travail.

Toute ma gratitude pour Monsieur Amar Bentounsi, Professeur à l'Université de Constantine, pour le sujet qu'il m'a proposé, les conseils prodigués et pour la confiance qu'il m'a accordée tout au long de cette thèse.

Je remercie chaleureusement Monsieur Abdesselam Lebaroud, Maître de Conférence A à l'Université de Skikda, pour avoir « co-encadré » cette thèse de manière officieuse, pour ses compétences et tous les précieux conseils qu'il a apportés.

Je ne terminerai pas sans remercier toutes celles et ceux qui m'ont aidée à concrétiser cette thèse !

*Tout grand progrès scientifique est né d'une
nouvelle audace de l'imagination.*

John Dewey, Philosophe et pédagogue anglais

تشخيص

_____ :

الهام بوشارب : _____

البروفيسور:

الاحتياطات

هو فن يسمح بالتشخيص العيوب

رصد وتشخيص الآلات الكهربائية يمثل تحديا علميا واقتصاديا لدافع استمرارية عمل المحركات الكهربائية. الكهروميكانيكية (...) تحتل أهمية متزايدة في المعدات الصناعية خصوصا مع المتطلبات الجديدة الكهربائية أو إنتاج الطاقة اللامركزية هياكل الجديدة وبالإضافة إلى ذلك، يمكن لهذه الأجهزة أن تلعب دورا حاسما في العملية التي تولد قيودا شديدة من حيث معدلات الاعتمادية والتوافر، ومن هنا جاءت تشخيص قوي و زيادة المراقبة وبالتالي تطوير أدوات تشخيص أكثر كفاءة. التشخيص الفعال يمهّد الطريق لسيطرة متسامحة، وبالتالي تزيد متانة العملية الصناعية.

تم تطوير العديد من الأساليب والإجراءات التشخيصية للكشف وتشخيص خطأ من قبل المجتمعات البحثية المختلفة : مجتمع البحث التلقائي، مجتمع بحث تخطيط موارد المؤسسات (هندسة الإنتاج) و مجتمع بحث الذكاء الاصطناعي. الأساليب تختلف العملية الإنتاجية منها من يعتمد على معارف مسبقة حول العملية التي يحتاجون إليها بحيث يمكن تصنيفها : على نموذج، استنادا إلى لمعارف أساليب بناء على البيانات التاريخية.

أساليب النماذج القائمة على النظر في النموذج الهيكلي للسلوك هذه عملية تقوم على المبادئ الفيزيائية الأساسية يمكن لهذه النماذج أن نوعية كمية، كما يعبر عنها بمعادلات رياضية أو نوعية، وعلى سبيل المثال في شكل علاقات منطقية.

مهارات ساليب العملية لتحويلها إلى قواعد وذلك من وأخيرا، أساليب التي تعتمد على قاعدة البيانات تبحث للعثور على معلومات، كأمثلة نموذجية والاتجاهات في القياسات من أجهزة الاستشعار والمحركات، والتي يمكن التعرف على سلوك هذه العملية، وتشمل هذه الأساليب تصنيف () .

غالبية السابقة في مجال التشخيص كان الغير متزامنة و دراسة و تفحص التيار و في الأخيرة توجهت في مجال المحركات الكهربائية نحو إيجاد محركات جديدة بتقنيات جديدة تتماشى مع التطبيقات العالية الدقة مثل بوتيك و الفضاء و مجال الطاقة النووية؛ تصميم محركات كهربائية تتسم بالاستمرار في أو حصول خطأ هي أهم المتطلبات لهذا النوع من التطبيقات المذكورة سابقا ، الكهربائية المتسامحة مع العيب تقلل من تكاليف الصيانة و تضمن المزيد من الفعالية كما تسمح بالحفاظ على حياة المنتج و السلع.

لهذه أساليب و طرق التشخيص المجربة من قبل الآلة الغير متزامنة و تطبيقها على الآلة و لهذا فالعمل المقدم في هذه المذكرة يندرج ضمن خمس محاور :

المحور الأول هو لمحة حول مختلف طرق و مناهج التشخيص و الكشف و نذكر من بينها منهاج الإشارة وهو النظام

المحور الثاني يقدم تصميم
تقسيم الطور
متسامحة للعيوب باستخدام العناصر المتناهية مبدأ هذا التصميم مبني علي تقنية تعدد
و هي الطريقة الأكثر شيوعا و استخداما في حقل المتسامحة للعيوب عند
حصول عطب ما يمكن تجاوزه لان اللفة التي حصل فيها عيب ما تعوض
للعيوب أيضا
العيوب، مما يسمح
تشغيل الجهاز

المحور الثالث يقدم مختلف العيوب الممكن حصولها و
تحليل العزم و التيار
اب حدوثها علي المجموعة محول آلة ات معاوقة كما يقدم
تحويل فوري

يهدف إلي وضع نظام تشخيص حيث نصف في هذا المحور الوسائط المستخدمة و مختلف المراحل في
التشخيص و التي تنقسم قسمين قسم الاختيار
في قسم الاختيار نقوم باختيار الشعاع الذي يمثل كل عيب حي نقتني فقط النقاط المهمة و هذا باستخدام برنامج فيشر مما
يسهل عملية التشخيص و في قسم الانتقاء نقوم بتصنيف الخطأ و وضعه في المجموعة الموافقة له تتم هذه العملية بواسطة
عدة برامج نذكر منها نموذج ماركوف الذي يعتمد علي حساب الاحتمال أكبر و من ثم تصنيف الخطأ و كذلك استخدمنا
طريقة التمثيل الزمني الترددي و أخيرا طريقة حساب المسافة بين كل مجموعة و بين الملاحظة الجديدة لمعرفة نسب
هذه الأخيرة

الأخير
مدي فعالية الطرق المدروسة استنادا قياسات تجريبية حيث طبقنا علي كل قياس
و لتوسيع نطاق هذه الدراسة قمنا أيضا بدمج مختلف العيوب و طبقنا عليها نفس الطرق و كانت النتائج جد
مرضية .

University of Constantine 1- Faculty of Technology Sciences

DEPT. OF ELECTRICAL ENGINEERING

PhD Thesis Summary

Title: « MODELING TOOLS FOR FAULT DIAGNOSIS OF SYNCHRONOUS RELUCTANCE & VARIABLE RELUCTANCE MACHINES »

PhD student : ILHEM BOUCHARB

SUPERVISOR: Pr. Ammar Bentounsi

The « Condition monitoring » of machines has become an art that can diagnose and precisely potential defects to act quickly before the « break »!

Monitoring and diagnosis of electric machines represent a scientific and economic challenge motivated by the goals of dependability and continuity of service of electric drives. Electromechanical converters (engines, generators, actuators...) occupy an increasingly important in industrial equipment, especially with the new requirements for electric traction or decentralized energy production with new structures machines. In addition, these devices can play a critical role in the process which generates severe constraints in terms of dependability and availability rates, hence the need for robust diagnosis increased and thus the development of diagnostic tools more efficient. Effective diagnosis paves the way for a fault tolerant control, and should therefore increase the robustness of the industrial process.

Many approaches and diagnostic procedures are developed for fault detection and diagnosis by different research communities' automatic, productics and artificial intelligence. The methods differ in the type of a priori knowledge about the process that they require. So they can be classified generally as model-based methods, based on knowledge and methods based

on historical data. Methods based models consider a structural model of the behavior of the process based on fundamental physical principles. These models can be quantitative type, expressed as mathematical or qualitative equations, expressed for example in the form of logical relations. Methods based knowledge exploits the skills, reasoning and expert knowledge about the process to turn them into rules, so as to solve specific problems. Finally, methods for database search to discover information, as typical examples and trends in the measurements from the sensors and actuators, which can identify the behavior of the process. These methods include, among others, learning methods and classification (or recognition).

The most recent studies have been devoted to the electrical monitoring of induction machines in particular the inspection of the stator current. In recent years, research in the field of electric motor drives for critical industrial applications such as automotive, aerospace, robotics, nuclear power plants or decentralized production are focused on research level of the drive motor and various topologies. The concept of the fault tolerant device and the development of devices dependability are often required to improve the availability of systems integrating this type of machine, minimize maintenance costs and ensure more effectively the security of goods and people in direct or indirect relationship with the application.

That is why we seek to apply proven methods by asynchronous machine (ASM) for other machine structures, types, synchronous reluctance machines (SynRM) and variable reluctance machines (VRM) by their growing presence in the areas of fault tolerance. Therefore, all new results can be of significant interest to all researchers working in the area of fault tolerance.

The work and research developed within the LGEC (Electrical Engineering Laboratory Constantine) in collaboration with Electrical Machines and Drives Department Technical University of Cluj-Napoca, Romania are in this part of the Modeling & support tools to diagnose faults synchronous machines & a variable reluctance. The research topics cover aspects: digital finite element modeling, using the FLUX-2D 7.6 software and MATLAB-Simulink with the flow-FLUX-2D 10.4 and in order to improve the operation of the first type of machine studied and modeled we proposed new converter model based on the principle of the separation of the phases then understanding and analysis of different stator and / or rotor faults, research and development of monitoring tools, diagnosis and fault monitoring driver assistance and human-system

interaction based on the optimal time-frequency representation, called "dependent class signal (DCS)" whose plane ambiguity is smoothed by a kernel designed to achieve maximum separation between the defect class and healthy class machine. The separation of classes is performed by Fisher contrast, based on compactness and reparability of classes. The assignment criteria or classification of a new signal is based on several intelligent methods by classification algorithms in order to automate the process of diagnosis: the hidden Markov model (*HMM*), combined with Neural Networks (*RN*), K-means (*KPP*) and the Mahalanobis (*MAH*) or Ecludienne (*ED*) distance. Different decision rules are compared in the presence or absence of defects and rejected observations are analyzed to determine the possible emergence of a new mode of operation. The Kalman filter approach is used for monitoring of evolution developed and allows prediction modes included in the training set and determine the future state of these modes.

In this context, the thesis consists of four chapters:

The first presents an overview on the supervision and the different approaches for the detection and diagnosis of faults developed by different research communities, including the signal approach and the system approach which we have supported our work.

The second chapter provides a finite element design of the fault tolerant switched reluctance machine consists in modifying their windings. Splitting phase's independent coils is the method most widely used for machinery fault tolerance. It is necessary to compensate for the absence of a phase fault or coil has the least possible changes in the torque characteristic. The power converter of the machine must also be designed to be fault tolerant. Using the programmed intelligence converter must be able to reconfigure its control and power of the machine according to the severity of defects, to continue operating of the machine

The third chapter explains the failures which may form on a whole 'converter - variable reluctance machine' and the occurrence of each of these defects. This chapter is divided into two main parts. The first part describes the different sources (electrical, mechanical,) failures that can occur to the machine variable reluctance. As for the second part, it presents different failures that can undergo a power converter. Finally analyzing of the different measured signals such as current flow, and electromagnetic torque through Fourier transform (FFT).

Chapter 4 is dedicated to the development of our diagnostic system for variable reluctance machines. We describe in this section, the means used to obtain the states, transitions and

events associated with these transitions. We show also how this system can be used by the operator for the purposes of supervision. The selection algorithms parameters vector form used by the decision-making system are implemented and presented (learning phase). Failures correspond to a short circuit, open circuit, for various levels of load supply by voltage inverter.

We conclude this paper with a chapter five dedicated to the experimental results obtained during the application of our diagnostic classification; a description of the experimental and different modes studied (healthy, faulty) bench is presented. Classification of the new observations with the implementation of the proposed methods in combination with the experimental data of the asynchronous machine and variable reluctance machine proves the effectiveness of these classification methods independently of the type of fault and the type of machine.

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

CHAPITRE 1

Synthèse des méthodes de diagnostic et de classification.....	6
1.1 Introduction.....	6
1.2 Généralités sur le diagnostic	7
1.2.1 Les différentes notions utilisées en diagnostic : Supervision et diagnostic.....	8
1.2.2 Le diagnostic d'un système.....	9
1.2.3 La procédure de diagnostic.....	9
1.2.4 Caractéristiques souhaitables d'un système de diagnostic.....	10
1.2.5 Transformation des mesures dans un système de diagnostic.....	12
1.3 Classification des méthodes diagnostic.....	13
1.3.1 Approche signal.....	13
1.3.1.1 Surveillance des fluctuations de la vitesse.....	14
1.3.1.2 Surveillance du couple électromagnétique.....	14
1.3.1.3 Surveillance du champ magnétique.....	15
1.3.2 Approche système.....	15
1.3.2.1 La représentation temps-fréquence.....	16
1.3.3 Méthodes à base de modèles.....	19
1.3.3.1 Modèles Quantitatifs.....	19
1.3.3.2 Modèles qualitatifs ou semi-qualitatifs.....	21
1.3.3.3 Systèmes flous.....	22
1.3.4 Méthodes à base de connaissances	23
1.3.4.1 AMDEC et Arbres de défaillances.....	23
1.3.4.2 Systèmes experts.....	25

1.3.5 Méthodes à partir des données historiques.....	26
1.3.5.1 Analyse et représentation qualitative des tendances.....	27
1.3.5.2 Analyse en Composantes Principales (ACP).....	28
1.3.5.3 Classification et méthodes de reconnaissance de formes.....	29
1.4 Une stratégie pour la surveillance a base de méthodes de classification.....	31
1.4.1 Méthodes de coalescence ("clustering").....	31
1.4.1.1 K-Moyennes.....	32
1.4.1.2 C-Moyennes Floues (FCM).....	34
1.4.2 Méthodes statistiques.....	36
1.4.3 Arbres de décision et induction.....	37
1.4.4 Réseaux neuronaux artificiels.....	39
1.5 Le diagnostic appliqué aux machines électriques.....	43
1.8 Les grandeurs analysées par les méthodes de diagnostic.....	43
1.7 Conclusion.....	44

CHAPITRE 2

Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable.....	45
2.1 Introduction.....	46
2.2 Modèle de la machine à reluctance variable.....	48
2.2.1 Principes de base des MRV.....	48
2.2.2 Les équations électriques.....	51
2.2.3 Le mode d'alimentation.....	52
2.3 Modèle de la machine synchrone à reluctance variable.....	55
2.3.1 Principe de fonctionnement d'une machine synchrone à réluctance variable.....	56

2.3.2 Le model mathématique d'une machine synchrone à réluctance.....	57
2.3.2.1 Dans un repère lié au stator.....	58
2.3.2.2 Modèle de la machine dans le repère (d-q) lié au rotor.....	60
2.4 Moteurs à réluctance variable dans l'approche tolérante aux défauts.....	66
2.4.1 La tolérance aux pannes des machines électriques.....	66
2.4.2 Exigences d'un système d'entraînement tolérant aux pannes.....	66
2.4.3 Les solutions techniques pour la conception de machines électriques tolérante aux panne.....	67
2.4.3.1. Améliorations de construction dans la conception des machines électriques à tolérance de panne.....	67
2.4.4 Développement d'un convertisseur électronique tolérant aux pannes.....	72
2.4.4.1 La conception d'une structure de convertisseur tolérante aux pannes.....	73
2.4.5 La machine à réluctance variable dans l'approche tolérante aux pannes.....	74
2.4.6 Proposition de construction modulaire d'une machine à réluctance variable.....	76
2.5 Conclusions.....	82

CHAPITRE 3

Chapitre III Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF.....	83
3.1 Introduction.....	84
3.2 Défaillances au stator.....	86
3.2.1 Défauts d'isolant dans un enroulement.....	87
3.2.2 Court-circuit entre spires.....	88
3.2.3 Court-circuit entre phases.....	88
3.3 Modélisation des défauts.....	89
3.3.1 Méthode des éléments finis	89
3.4 Modélisation interne des machines électriques par les méthodes d'éléments finis.....	91

3.4.1 Equations de Maxwell.....	91
3.4.2 Calcul de champ par la méthode d'éléments finis.....	93
3.5 Simulations en utilisant l'approche FEM 2D.....	93
3.5.1 Construction du modèle en Flux 2D.....	94
3.5.2 Calcul des angles de conduction.....	96
3.5.3 Couplage Flux 2D avec MATLAB-Simulink.....	97
3.6 Les résultats de simulation obtenus par le biais du couplage de Flux 2D-Simulink Programme.....	100
3.6.1 Les résultats de simulation de la MRV.....	101
3.6.2 Les résultats de simulation de la MSR.....	105
3.6.3 Les défauts du convertisseur de puissance tolérant aux pannes.....	107
3.7 L'approche signal.....	109
3.7.1 Analyse spectrale.....	109
3.8 Conclusion	113

CHAPITRE 4

Vers des nouvelles approches de diagnostic : application au diagnostic des machines à réluctance variable.....	114
4.1 Introduction.....	115
4.2 Techniques de surveillance de la situation existante.....	116
4.3 Description du procédé.....	117
4.4 Modes de fonctionnement étudiés.....	117
4.5 Extraction du vecteur forme par la RTF.....	118
4.5.1 Un espace de représentation discriminant.....	118

4.5.2 La conception de la RTF.....	119
4.5.3 La conception du noyau de Fisher pour la classification.....	121
4.6 Détermination d'une méthode de décision	124
4.6.1 Modèles de Markov cachés (MMC).....	124
4.6.1.1 Modèles de Markov caché discrète.....	124
4.6.1.2 Les modèles de Markov caché.....	125
4.6.1.3 Classification par MMC.....	127
4.6.2 Les Réseaux de Neurones (RN).....	128
4.6.2.2 Architecture des réseaux de neurones.....	129
4.6.2.3 Apprentissage des réseaux de neurones.....	131
4.6.2.4 Limites.....	132
4.6.3 Les k – plus proches voisins (k - ppv).....	134
4.6.3.1 Règle des k – plus proches voisins (k - ppv).....	135
4.6.3.2 Choix de la distance dans la règle des k – ppv.....	135
4.6.3.3 Choix du nombre de plus proches voisins k.....	136
4.7 L'évolution des modes de fonctionnement.....	137
4.7.1 Approche par filtre de Kalman.....	137
4.7.2 Vers la prédiction.....	140
4.8. Application au diagnostic de la machine à reluctance variable.....	141
4.8.1 Simulation et résultats de classification avec MMC.....	141
4.8.2 Simulations et résultats de classification avec RN.....	142
4.8.3 Résultats de classification avec <i>Kpp</i>	144
4.8.4 L'évolution des modes de fonctionnement.....	146
4.9 Application au diagnostic de la machine synchrone à réluctance variable.....	147
4.9.1 Simulation et résultats de classification à vide.....	147

4.9.1.1 Simulation et résultats de classification avec <i>MMC</i>	147
4.9.1.2 Simulations et résultats de classification avec <i>RN</i>	149
4.9.1.3 Résultats de classification avec <i>Kpp</i>	151
4.9.1.4 L'évolution des modes de fonctionnement.....	151
4.10 Conclusion.....	152

CHAPITRE 5

Résultats expérimentaux du diagnostic automatique.....	153
5.1 Introduction.....	154
5.2 Etude expérimentale et Acquisition des données.....	155
5.3 La classification des défauts d'enroulement de la machine asynchrone.....	156
5.3.1 Simulations et résultats de classification avec <i>MMC</i>	157
5.3.2 Simulation et résultats de classification avec les <i>RN</i>	158
5.3.3 Simulations et résultats de classification avec <i>Kpp</i>	160
5.4 La classification des défauts d'enroulement de la machine à réductance variable.....	162
5.4.1 Simulations et résultats de classification avec <i>HMM</i>	163
5.4.2 Simulations et résultats de classification avec les <i>RN</i>	165
5.4.3 Simulations et résultats de classification avec <i>Kpp</i>	166
5.5 La classification des défauts d'enroulement de la machine synchrone à réductance variable.....	169
5.5.1 Simulations et résultats de classification avec <i>HMM</i>	171
5.5.2 Simulations et résultats de classification avec les <i>RN</i>	173
5.5.3 Simulations et résultats de classification avec <i>Kpp</i>	174
5.6 Généralisation de l'analyse discriminante au problème multiclassés.....	176
5.7 Conclusion.....	179

Conclusion générale.....	180
Bibliographie.....	182
Annexe.....	197

INTRODUCTION GENERALE

La surveillance « Condition monitoring » des machines est devenue un *art* qui permet de diagnostiquer à temps et avec précision les *défauts* potentiels pour agir rapidement avant la « casse » !

La surveillance et le **diagnostic des machines électriques** représentent un enjeu scientifique et économique motivé par les objectifs de sûreté de fonctionnement et de continuité de service des entraînements électriques. Les convertisseurs électromécaniques (moteurs, générateurs, actionneurs,...) occupent une place de plus en plus importante dans les équipements industriels, surtout avec les nouvelles exigences en matière de traction électrique ou de production décentralisée d'énergie avec de nouvelles structures de machines. De plus, ces dispositifs peuvent occuper une place critique dans le processus ce qui génère des contraintes sévères en termes de sûreté de fonctionnement et de taux de disponibilité, d'où la nécessité d'un *diagnostic robuste*; une surveillance accrue et donc le développement d'outils de diagnostic de plus en plus performants. Un diagnostic efficace ouvre la voie à une commande tolérante aux défauts, et doit par conséquent augmenter la robustesse du processus industriel.

De nombreuses approches et procédures de diagnostic sont développées, en vue de la détection de défaillances et du diagnostic, par les différentes communautés de recherche en automatique, productique et intelligence artificielle. Les méthodes se différencient par rapport au type de connaissances a priori sur le processus qu'elles nécessitent. Ainsi elles peuvent être classées, de façon générale, comme des méthodes à base de modèles, à base de connaissances et des méthodes à base de données historiques. Les méthodes à base de modèles considèrent un modèle structurel du comportement du processus basé sur des principes physiques fondamentaux. Ces modèles peuvent être de type quantitatif, exprimés sous forme d'équations mathématiques ou bien de type qualitatif, exprimés par exemple sous forme de relations logiques. Les méthodes à base de connaissance exploitent les compétences, le raisonnement et les connaissances des experts sur le processus pour les transformer en règles, de manière à résoudre des problèmes spécifiques. Enfin, les méthodes à base de données cherchent à découvrir des informations, sous forme d'exemples type ou tendances, au sein des mesures venant des capteurs et des actionneurs, pouvant identifier le comportement du procédé. Ces

méthodes comprennent, parmi d'autres, les méthodes d'apprentissage et de classification (ou reconnaissance de formes).

La plupart des études récentes ont été consacrées à la surveillance électrique de la machine asynchrone en particulier sur l'inspection du courant du statorique. Au cours de ces dernières années, les activités de recherche dans le domaine des entraînements de moteurs électriques pour des applications industrielles critiques comme l'automobile, l'aéronautique, la robotique, les centrales nucléaires ou encore la production décentralisée sont axées sur la recherche au niveau du moteur d'entraînement et diverses topologies. Le concept de dispositif de tolérance de panne et la mise en place de dispositifs de sûreté de fonctionnement est bien souvent exigée afin d'améliorer la disponibilité des systèmes intégrant ce type de machine, de minimiser le coût de la maintenance et d'assurer le plus efficacement possible la sécurité des biens et des personnes en relation directe ou indirecte avec l'application.

C'est pourquoi nous cherchons à appliquer les méthodes éprouvées par la machine asynchrone (MAS) pour d'autres structures de machines, types machines synchrones à réluctance (*MSRV*) et machines à réluctance variable (*MRV*). De par leur présence grandissante dans des domaines de la tolérance aux pannes. Par conséquent, tous les nouveaux résultats peuvent être d'intérêt important pour tous les chercheurs travaillant dans le domaine de la tolérance aux pannes.

Les travaux et les recherches développés au sein du LGEC (Laboratoire Génie Electrique Constantine) en collaboration avec Electrical Machines and Drives Department Technical University of Cluj-Napoca, Romania se situent dans ce cadre de la Modélisations & outils d'aide au diagnostic de défauts de machines synchrones & a reluctance variable. Les thèmes de recherche abordés couvrent les aspects : modélisation numérique par éléments finis, à l'aide du logiciel FLUX-2D 7.6 et MATLAB-Simulink avec le flux-2D 10.4 et afin d'améliorer le fonctionnement de ce premier type de machine étudié et modélisé, la on a proposé un nouveau modèle de convertisseur basé sur le principe de la séparation entre les phases puis compréhension et l'analyse de différents défauts stator et/ou du rotor, la recherche et le développement d'outils de surveillance, de diagnostic et de la supervision des défauts aide à la conduite et interaction homme-système basée sur la représentation temps-fréquence optimale, dite "dépendante de la classe du signal (DCS)" dont le plan d'ambiguïté est lissé

par un noyau conçu spécialement afin de réaliser une séparation maximale entre la classe de défaut et la classe de la machine saine. La séparation de classes est réalisée par le contraste de Fisher, basée sur la compacité et la séparabilité des classes. Le critère d'affectation ou du classement d'un nouveau signal est basé sur plusieurs méthodes intelligentes par des algorithmes de classification en vue de rendre la procédure de diagnostic automatique: le modèle de Markov caché (HMM), réseaux associée aux Réseaux de Neurones (RN), K Plus Proches Voisins (KPP), les distances Mahalanobis (MA) ou Euclidienne (ED). Les différentes règles de décision sont alors comparées sur des essais en présence ou non de défauts et les observations rejetées sont analysées pour déterminer une éventuelle apparition d'un nouveau mode de fonctionnement. L'approche de filtre de Kalman est utilisée pour le suivi d'évolution développé et permettre la prédiction des modes de fonctionnement contenus dans l'ensemble d'apprentissage et ainsi déterminer les états futurs de ces différents modes.

Dans ce contexte, le mémoire comporte quatre chapitres. Le premier présente un tour d'horizon sur la supervision et les différentes approches de détection et de diagnostic de défaillances développées par les différentes communautés de recherche, dont l'approche signal et l'approche système sur lesquelles nous avons appuyé nos travaux.

Le deuxième chapitre propose un design élément fini de la machine à réluctance variable tolérance de pannes consiste à modifier leurs enroulements. Le fractionnement des phases en bobines indépendantes est la méthode la plus largement utilisée pour les machines à tolérance de panne. Il est nécessaire de compenser l'absence d'une phase en défaut ou une bobine d'avoir le moins de changements possibles dans le couple développé caractéristique. Le convertisseur de puissance de la machine doit être conçu pour être aussi tolérant aux pannes. En utilisant le convertisseur intelligence programmée doit être capable de reconfigurer son contrôle et alimentation de la machine de la fonction de la gravité des défauts, afin de poursuivre l'exploitation de la machine.

Le troisième chapitre présente les différentes défaillances qui peuvent se produire sur un ensemble 'convertisseur - machine à réluctance variable' ainsi que l'occurrence de chacun de ces défauts. Ce chapitre se décompose en deux grandes parties. La première partie fait état des différentes origines (électriques, mécaniques,...) des défaillances qui peuvent se produire sur la machine à reluctance variable. Quant à la seconde partie, elle présente les différentes défaillances que peut subir un convertisseur de puissance. Pour finir en analysant

les différents signaux mesurés tels que le courant, les flux, les vibrations et le couple électromagnétique par la Transformée de Fourier (FFT).

Le chapitre 4 est dédié à la mise en place de notre système de diagnostic aux machines à réluctance variable. Nous décrivons, dans cette partie, les moyens utilisés pour obtenir les états, les transitions et les événements associés à ces transitions. Nous montrons, également, comment ce système peut être utilisé par l'opérateur, à des fins de surveillance. Les algorithmes de sélection de paramètres du vecteur forme utilisé par le système de décision et présentés (phase d'apprentissage), sont mis en application. Une description des différents modes de fonctionnement étudiés (sain, défaillants), est présentée. Les défaillances correspondent à un court-circuit, circuit-circuit, et ceci, pour différents niveaux de charge en alimentation onduleur de tension.

Nous terminons ce mémoire avec un chapitre 5 consacré aux résultats expérimentaux obtenus lors de l'application de notre système de diagnostic. Une description du banc expérimental ainsi que des différents modes de fonctionnement étudiés (sain, défaillants) sont présentés. La classification des nouvelles observations avec la mise en œuvre des méthodes proposées, en combinant les données expérimentales de la machine asynchrone et de la machine à réluctance variable, prouve l'efficacité de ces méthodes de classification indépendante du type de défaut et du type de machine.

CHAPITRE : I

***SYNTHESE DES METHODES
DE DIAGNOSTIC
ET
DE CLASSIFICATION***

I.1 Introduction

Le diagnostic des défaillances de systèmes industriels a bénéficié d'un intérêt intense de recherche. Lorsqu'il est réalisé avec efficacité, il représente un des moyens pour contribuer à obtenir un meilleur gain de productivité. Sa vocation première est de détecter et de localiser une défaillance des matériels. Les machines électriques sont très présentes dans de nombreux processus et leur surveillance est devenue un souci permanent particulièrement dans les systèmes embarqués.

Grâce à leurs atouts, en termes de coût et de performances, les machines à réluctance variables trouvent actuellement de multiples applications dans la production d'énergie électrique (éoliennes, alternateurs, ...), la traction électrique (véhicules électriques, navires, ...), etc. D'où notre intérêt pour ce type de machines et leur diagnostic, lequel était jusque là réservé aux machines asynchrones.

Le diagnostic des machines électriques offre un panorama des techniques de détection, de classification des défauts électriques, mécaniques, thermiques et électroniques pouvant affecter l'ensemble des organes d'un entraînement électrique. Il s'adresse autant aux concepteurs de ces entraînements qu'aux ingénieurs chargés de leur surveillance et de leur maintenance.

La littérature sur le diagnostic de défaillances dans les processus industriels est vaste, s'étendant dès méthodes analytiques à l'intelligence artificielle et aux méthodes statistiques. D'un point de vue de la modélisation, les méthodes de diagnostic ont besoin de modèles précis du processus, de modèles semi-quantitatifs ou bien de modèles qualitatifs. Par ailleurs, d'autres méthodes n'utilisent aucune forme de modèle et s'appuient seulement sur des données historiques du processus.

Nous présentons dans ce premier chapitre les différentes méthodes de surveillance et de diagnostic les plus fréquemment utilisées. Pour la description de ces différentes méthodes de diagnostic, nous ferons appel à la littérature étudiée dans le domaine. Nous précisons que cet état de l'art n'est pas exhaustif car notre objectif est uniquement de situer ces méthodes par rapport à leurs applications potentielles. Il existe d'autres façons de classer les diverses méthodes et techniques de diagnostic.

I.2 Généralités sur le diagnostic

De nos jours, les systèmes industriels modernes deviennent de plus en plus complexes et leurs commandes de plus en plus sophistiquées. En même temps, la fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement sont devenues très importantes ; elles constituent de véritables enjeux pour les entreprises actuelles. *Le diagnostic* des systèmes est apparu dans le but d'améliorer les points précédents. Terme peu répandu pour les domaines techniques il y a une trentaine d'années, le diagnostic est devenu un sujet d'importance stratégique.

Quelle que soit la branche d'industrie concernée, aujourd'hui, les procédés industriels sont couplés à un ordinateur numérique qui ne se contente pas de faire l'acquisition des données mais qui est chargé de la mise en œuvre de l'automatisation. *Automatiser* peut avoir des objectifs divers. Les plus fréquents sont d'augmenter les performances du système de production, de garantir la qualité du produit fabriqué ou de diminuer les coûts de fabrication. Mais un autre objectif est de plus en plus pris en compte par les systèmes de contrôle-commande : améliorer la sécurité de l'installation industrielle, des hommes qui y travaillent et de son environnement. D'autres objectifs peuvent s'y rajouter tels que garantir la satisfaction des normes de qualité. On arrive ainsi à une automatisation qui ne s'attache pas seulement au maintien de quelques variables à des valeurs de référence, mais qui s'intéresse au procédé dans sa globalité et dans ses divers modes de fonctionnement.

Dans ce qui va suivre, nous allons successivement développer :

- *les différentes notions utilisées en diagnostic* (défauts, détection, localisation, identification, résidu, symptôme) ;
- *les caractéristiques souhaitables d'un système de diagnostic* ;
- *les transformations des mesures dans un système de diagnostic* ;
- *une synthèse des approches de diagnostic* (approches signal, approches à base de modèle et approches à base de système) ;
- *une synthèse des approches de classification* ;

I.2.I Les différentes notions utilisées en diagnostic : Supervision et diagnostic

La surveillance industrielle joue un rôle primordial dans l'augmentation de la disponibilité des installations industrielles, réduisant ainsi les coûts directs et indirects de la maintenance des équipements de production. Les coûts directs de cette maintenance sont ceux relatifs aux diverses pièces de rechange, main d'œuvre, etc. Par contre, les coûts indirects sont essentiellement dus au manque à gagner engendré par un arrêt de la production. Par conséquent, les entreprises soucieuses d'avoir une meilleure maîtrise des coûts de maintenance ont intérêt à adopter une politique de surveillance.

La sûreté est définie comme un ensemble de propriétés indispensables à une installation industrielle.

La surveillance se réfère à la capacité de reconnaître un comportement anormal et de le signaler.

La supervision est fondée sur la surveillance et la capacité d'agir, pour éviter des dommages sur l'installation et pour continuer la production, si cela est possible.

Une défaillance est définie comme l'inaptitude d'un composant à remplir toute ou partie de sa fonction.

Un défaut est un écart entre un comportement attendu et un comportement observé. Constaté grâce à un indicateur de défaut, il révèle la présence d'une défaillance.

L'indicateur de défaut est en pratique élaboré grâce aux variables mesurables de l'installation.

Un système physique, ou un procédé technologique, est conçu pour réaliser une mission donnée. Cette mission n'est pas toujours remplie de la même façon, elle peut être totalement ou partiellement remplie avec différents niveaux de qualité.

L'évolution de ce procédé (ou système) au cours du temps peut être décrite par différents modes de fonctionnement. On distingue en général :

Les modes *normaux* sous lesquels la mission est remplie, l'un d'eux est le mode nominal où la mission est correctement remplie ;

Les modes *évolutifs* qui caractérisent des modes, souvent transitoires, de passage d'un mode de fonctionnement à un autre, les modes de démarrage et d'arrêt, qui sont évidemment pris en compte au moment de la conception du système de contrôle-commande ;

Les modes *anormaux* sous lesquels la mission est partiellement ou totalement non remplie, incluant les modes défaillants, les modes interdits, qui sont les différents états que

peut prendre un procédé sous l'effet d'une panne ou d'un dysfonctionnement. Ces modes particuliers peuvent nécessiter soit d'arrêter immédiatement l'installation, soit de basculer la commande vers un mode de repli, ou encore vers un mode dégradé qui consiste à modifier les consignes des boucles locales ou même carrément l'architecture de la commande ou du procédé.

I.2.2 Le diagnostic d'un système

Le diagnostic d'un système est l'identification du mode de fonctionnement, à chaque instant, par ses manifestations extérieures (symptômes). Son principe général consiste à confronter les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance que l'on a de son fonctionnement normal ou défaillant. Si le mode de fonctionnement identifié est un mode défaillant, le système de diagnostic devrait localiser sa cause. Il est évident que si l'on veut représenter tous les défauts possibles d'une installation industrielle, la tâche peut être considérable. En conséquence, la plupart des méthodes que nous évoquerons ci-dessous se fondent sur les connaissances du comportement normal de l'installation. Mais il est bien clair que si l'on a une bonne connaissance des anomalies possibles, il faut l'utiliser pour améliorer la surveillance et le diagnostic.

I.2.3 La procédure de diagnostic

On distingue généralement, dans la procédure de diagnostic, deux étapes principales : *détection* et *localisation*, plus *l'identification* pour certaines méthodes. Les définitions précises de ces notions ainsi que les différents types de défauts et la définition des termes "résidu" et "symptôme" (souvent utilisés en diagnostic) sont rappelés dans la suite de cette section.

Détection : La détection (*Fault detection*) est la première décision que doit prendre un système de surveillance. C'est le fait de décider qu'un indicateur de défaut est pertinent et donc de signaler si le système est défaillant ou pas. La détection revient à choisir entre deux hypothèses : la première correspond au fonctionnement normal, la deuxième correspond au fonctionnement défaillant. Pour détecter les défauts d'un système, il faut donc être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales.

Localisation : La localisation (*Fault isolation*) est le fait de déterminer le(s) sous-ensemble(s) fonctionnel(s) défaillant(s). Cet ensemble a intérêt à être le plus réduit possible. La localisation est plus difficile dans le cas de défauts multiples où plusieurs défauts peuvent avoir lieu en même temps.

Identification : L'identification ou l'estimation (*Fault evaluation*) vise à fournir des informations quantitatives sur les caractéristiques du défaut : instant d'apparition, valeur de l'écart d'un paramètre permettant de le quantifier. Dans le cas de défauts procédés, l'identification revient à connaître les valeurs de différents paramètres du système.

I.2.4 Caractéristiques souhaitables d'un système de diagnostic

Afin de pouvoir comparer diverses approches de diagnostic, il est utile d'identifier un ensemble de caractéristiques souhaitables qu'un système de diagnostic devrait posséder. Bien que ces caractéristiques ne soient habituellement possédées par aucune méthode de diagnostic particulière, elles sont utiles pour évaluer diverses méthodes en termes d'information a priori qui doit être fournie, de rapidité, de robustesse, d'adaptabilité, etc. Chaque fois qu'une anomalie se produit dans un procédé, un système de diagnostic fournit un ensemble d'hypothèses de défauts qui explique les observations. L'efficacité d'un système de diagnostic demande que le défaut réel soit un sous-ensemble de l'ensemble des défauts suspectés.

La résolution d'un système de diagnostic demande que l'ensemble des défauts fournis soit aussi minimal que possible.

Les paragraphes suivants présentent un ensemble de caractéristiques souhaitables qu'un système de diagnostic doit posséder.

Rapidité et sensibilité de détection : Un système de diagnostic devrait répondre rapidement en détectant et en diagnostiquant les mauvais fonctionnements du procédé. Cependant, les réponses rapides du diagnostic et les performances tolérables durant un fonctionnement normal sont deux buts différents. Un système qui est conçu pour détecter un défaut rapidement sera sensible aux influences de toutes les erreurs (bruit, incertitudes...). Ceci rend le système sensible au bruit et peut déclencher fréquemment des fausses alarmes pendant un fonctionnement normal.

Robustesse : On voudrait que le système de diagnostic soit robuste aux divers bruits et incertitudes. On voudrait que ses performances se dégradent lentement au lieu d'échouer totalement et abruptement. La robustesse est incompatible avec les systèmes très sensibles aux seuils. En présence du bruit, ces seuils doivent être choisis raisonnablement. Ainsi, les besoins de robustesse doivent être équilibrés avec ceux de sensibilité.

Identification de nouveaux défauts : Une des fonctionnalités minimales qu'un système de diagnostic doit posséder est de pouvoir décider, étant donné des conditions courantes de fonctionnement, si le procédé fonctionne normalement ou anormalement, et s'il est anormal, si la cause est un défaut de fonctionnement connu ou un inconnu. Ce critère est connu comme identification de nouveauté (nouveaux événements). En général, on dispose de données suffisantes pour décrire le comportement normal du procédé. Cependant, typiquement on n'a pas de tels historiques de données disponibles pour modéliser les modes de fonctionnement anormaux d'une manière satisfaisante. Seuls quelques gabarits de données peuvent être disponibles pour couvrir une partie du fonctionnement anormal. Ainsi, il est possible qu'une grande partie de la région de dysfonctionnement ne puisse avoir été modélisée. Ceci posera des défis sérieux pour l'identification de nouvelles situations. Même dans ces conditions difficiles, on voudrait que le système de diagnostic puisse identifier l'occurrence des nouveaux défauts et ne les classifie pas comme d'autres défauts de fonctionnement connus ou comme fonctionnement normal.

La localisation : La localisation et la capacité du système de diagnostic à distinguer entre différents défauts. Dans des conditions idéales exemptes de bruit et d'incertitudes de modélisation, ceci revient à dire que le système de diagnostic devrait pouvoir générer un ensemble d'hypothèses qui ne contient pas les défauts absents. Naturellement la capacité de concevoir de tels systèmes dépend en grande partie de la connaissance de la structure et des caractéristiques du procédé.

Adaptabilité : En général les procédés évoluent en raison des changements des entrées externes ou des changements structurels. Les conditions de fonctionnement du procédé peuvent changer non seulement en raison des perturbations mais également en raison des changements des conditions environnementales telles que les changements des quantités de production avec des demandes variantes, des changements de qualité de matière première, etc. Ainsi le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements. Il devrait être possible de développer graduellement la portée du système pendant que les nouvelles situations émergent grâce à la disponibilité d'informations supplémentaires.

Identification des défauts multiples : La capacité d'identifier les défauts multiples est un objectif important, mais difficile, à cause de l'influence simultanée de la plupart des défauts. Dans un système non linéaire général, des interactions se manifestent, et par conséquent un système de diagnostic ne peut pas employer les différents modèles de chaque

défaut pour modéliser l'effet combiné des défauts. Par ailleurs, l'énumération des différentes combinaisons de défauts multiples et l'analyse de leurs effets devient combinatoire pour des procédés de grande échelle.

Estimation d'erreur de classification : Une condition pratique importante pour un système de diagnostic, est l'établissement des, niveaux de confiance. Ceci pourrait être considérablement facilité si le système de diagnostic pouvait fournir une évaluation a priori sur l'erreur de classification qui peut se produire.

De telles mesures d'erreur seraient utiles pour projeter des niveaux de confiance sur les décisions produites par le système donnant à l'utilisateur une meilleure sensation à propos de la fiabilité des recommandations proposées par le système de diagnostic.

Facilité d'explication : En dehors de la capacité d'identifier la source d'un défaut de fonctionnement, un système de diagnostic devrait également fournir des explications sur la façon dont le défaut a commencé et a évolué vers la situation actuelle. C'est un facteur très important lorsque l'on conçoit des systèmes interactifs d'aide à la décision en ligne. Ceci exige la capacité de raisonner au sujet de la cause et des effets dans un procédé. Un système de diagnostic doit justifier ses recommandations de sorte que l'opérateur puisse en conséquence évaluer et agir en utilisant son expérience. On voudrait que le système de diagnostic justifie non seulement pourquoi certaines hypothèses ont été proposées, mais expliquer également pourquoi certaines autres hypothèses n'ont pas été proposées.

I.2.5 Transformation des mesures dans un système de diagnostic

Généralement, le processus de diagnostic peut être défini comme un processus décisionnel. La décision finale est constituée de l'ensemble des défauts possibles. La Figure I.I, montre les diverses transformations que les données du procédé subissent pendant le processus de diagnostic.

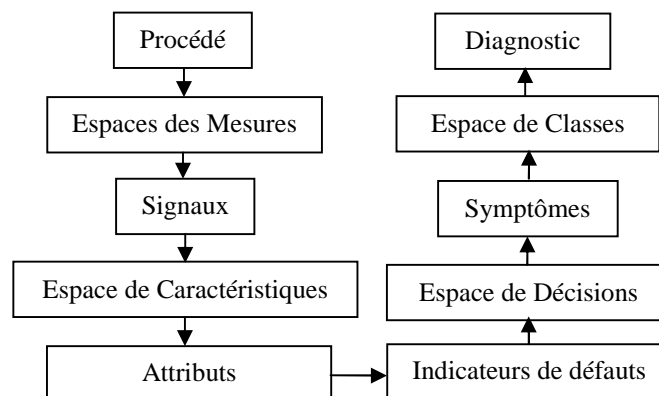


Figure .I.I -Transformations de mesures dans un système de diagnostic

L'espace des mesures : est défini par les sorties du système, ces sorties peuvent avoir subi des prétraitements (élimination de données aberrantes, filtrage,...). Ce sont les entrées du système de diagnostic.

L'espace des caractéristiques : est l'espace obtenu en fonction des mesures en utilisant une connaissance a priori du problème. Ici, les mesures sont analysées et combinées à l'aide d'une connaissance a priori du procédé pour extraire les caractéristiques utiles concernant le comportement du procédé, pour faciliter le diagnostic. Il y a deux manières de développer l'espace des caractéristiques à partir de l'espace des mesures, à savoir, **la sélection** et **l'extraction des caractéristiques** : L'extraction de caractéristiques est un procédé qui facilite, par l'utilisation de la connaissance antérieure du problème, une transformation de l'espace de mesure dans un espace de dimension inférieure.

Le passage de l'espace des caractéristiques à l'espace des décisions est habituellement fait pour satisfaire une certaine fonction objectif (telle que réduire au minimum la non détection). Cette transformation est réalisée en employant **une fonction discriminante**, dans certains cas en employant des fonctions simples de seuil.

L'espace des décisions : est l'espace correspondant au nombre de variables de décision obtenu par des transformations appropriées de l'espace des caractéristiques.

L'espace des classes : correspond au nombre de classes de défaut. En classant les défauts, nous indiquons catégoriquement à quelle classe un défaut appartient. L'espace des classes est ainsi l'interprétation finale du système de diagnostic fourni à l'utilisateur.

I.3 Classification des méthodes de diagnostic

I.3.1 Approche signal

L'apparition d'une défaillance sur un système étudié engendre et/ou la modification d'harmoniques au niveau des spectres des signaux. De nombreux outils de traitement du signal sont utilisés afin de caractériser les origines des défauts à partir des spectres.

Classiquement, la méthode la plus utilisée est la *Transformée de Fourier (FFT)*. Il s'agit d'une méthode non paramétrique qui se prête bien à l'analyse des phénomènes stationnaires.

La transformée de Fourier est surtout utilisée pour l'analyse des systèmes en régimes permanents. La composante à la fréquence f d'un signal temporel $x(t)$ s'exprime par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-j \cdot 2\pi \cdot f \cdot t} dt \quad (I.1)$$

La précision fréquentielle dépend de la fréquence d'échantillonnage et du nombre N_e d'échantillons de l'enregistrement :

$$\Delta f = \frac{f_{ech}}{\Delta t \cdot f_{ech}} = \frac{f_{ech}}{N_e} \quad (I.2)$$

Il est impossible d'analyser le signal sur une période infinie. Il est donc nécessaire de choisir une fenêtre de pondération pour l'analyse (fenêtre rectangulaire, de Hanning, ...) pour corriger les effets d'un fenêtrage temporel fini. De plus, outre la forme, la taille de la fenêtre aura une influence sur la résolution maximale possible.

D'autres méthodes ont été développées pour représenter les signaux dans le plan temps-fréquence et sont connues sous le nom de 'Distribution de Wigner Ville' qui permet, entre autres, la détermination de la fréquence instantanée pour l'analyse des grandeurs mesurables non stationnaires ou des phénomènes transitoires :

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (I.3)$$

Cependant, quelque soit la transformée choisie, les informations qui en découlent ne seront pertinentes que si le signal est efficacement mesuré et riche en informations.

I.3.I.I Surveillance des fluctuations de la vitesse

Détecte les défaillances en mesurant les fluctuations dans la période de rotation du moteur. Cette méthode est particulièrement utile pour détecter les défauts au rotor, les vibrations, l'excentricité, l'asymétrie du rotor, des roulements défaillants et des désalignements d'arbre. Cependant, la machine fonctionnant généralement à vitesse et couple de charge variables, les instruments de mesure doivent être capables de distinguer les variations de vitesse dues au couple de charge et celles dues à des défauts au rotor.

I.3.I.2 Surveillance du couple électromagnétique

Permet la détection de défauts lors de la mise en service ou en fonctionnement. Cette méthode peut détecter des barres de rotor cassées et des courts-circuits au stator. La forme du couple électromagnétique peut être utilisée pour distinguer des déséquilibres engendrés par des barres de rotor cassées ou des enroulements stator défaillants. Le couple électromagnétique peut être soit mesuré, soit estimé par le biais d'observateur d'état par exemple.

I.3.I.3 Surveillance du champ magnétique

Permet de détecter les défauts au stator et au rotor qui peuvent causer des modifications de l'évolution du champ magnétique. Les défauts au rotor peuvent être détectés par une spire de mesure placée au stator de la machine. Les défauts cités peuvent introduire des variations dans la répartition du flux d'entrefer et conduire à un flux axial qui peut être détecté par une spire de mesure placée autour de l'axe de la machine ou des capteurs à effet Hall. En surveillant le flux de fuite axial, il est souvent possible d'identifier de nombreux défauts : barre de rotor cassée, court-circuit dans un enroulement stator.

I.3.2 Approche système

Les méthodes dites « système » reposent sur une connaissance du comportement du système sain et défaillant, c'est-à-dire l'effet d'un défaut sur les variables mesurées. Ces méthodes exploitent les paramètres issus des méthodes dites « signal ». Ces paramètres constituent alors une signature caractéristique du défaut. Elles nécessitent une base d'apprentissage intégrant des signatures du système dans ses différents modes de fonctionnement. Un nouveau point de fonctionnement est comparé avec les points de la base de fonctionnement.

Ces méthodes tendent à automatiser le processus de diagnostic depuis l'acquisition des données sur la machine jusqu'à la prise de décision sans l'intervention d'un expert. Nous allons présenter dans cette partie la technique de la représentation temps-fréquence (*RTF*) ainsi que leur application dans le domaine du diagnostic et nous traiterons la technique des réseaux de neurones (*RN*) d'une manière détaillée dans le paragraphe I.4.

I.3.2.1 La représentation temps-fréquence

La représentation temporelle du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples. Tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne montre pas clairement la localisation temporelle de ces composantes. Il semble, donc, naturel de penser que ces limitations pourraient être surmontées par une analyse temps-fréquence où le signal est représenté comme une fonction conjointe du temps et de la fréquence, c'est-à-dire dans un plan « temps-fréquence » plutôt qu'une fonction du temps ou de la fréquence [Bou 12b] [Bou 13a].

Les méthodes de la représentation temps-fréquence son principe repose sur un prétraitement du signal et sur sa classification. La conception de la RTF résulte d'une transformée de Fourier discrète en n (temps discret) appliquée à la fonction d'auto-corrélation instantanée :

$$R[n, \dagger] = x^*[n] x[(n + \dagger)_N] \quad (I.4)$$

Ainsi, la fonction d'auto ambiguïté est définie par :

$$A[y, \dagger] = F_n \{ R[n, \dagger] \} = \sum_{n=0}^{N-1} R[n, \dagger] e^{-j\frac{2f}{N}ny} \quad (I.5)$$

et sont respectivement Doppler et retard discrets. La RTF correspondante qui est une version discrète de la RTF du Rihaczek [Rih 98] est donnée par :

$$\begin{aligned} R[n, k] &= F_y^{-1} \{ F_{\dagger} \{ A[y, \dagger] \} \} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{\dagger=0}^{N-1} A[y, \dagger] e^{-j(2f/N)\dagger k} e^{j(2f/N)y n} \end{aligned} \quad (I.6)$$

où k est la fréquence discrète. La fonction caractéristique [Coh 95] de la RTF discrète du Rihaczek est simplement $A[y, \dagger]$.

Il existe un noyau $w[y, \dagger]$ qui opère par la multiplication bidimensionnelle sur la fonction d'auto-ambiguïté [Cla 80]. La RTF correspondante est donnée par :

$$\begin{aligned}
G[n, k] &= F_y^{-1} \{ F_{\dagger k} \{ w[y, \dagger] A[y, \dagger] \} \} \\
&= \frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{\dagger=0}^{N-1} w[y, \dagger] A[y, \dagger] e^{-j(2f/N)\dagger k} \cdot e^{j(2f/N)y n}
\end{aligned} \tag{I.7}$$

La fonction caractéristique de $G[n, k]$ est $w[y, \dagger] A[y, \dagger]$. Tout élément non nul du noyau $w[y, \dagger]$ en termes de y et/ou \dagger peut effectuer un lissage sur la RTF (I.6) originale de Rihaczek, $R[n, k]$ en temps et/ou en fréquence respectivement. $G[n, k]$ est une version lissée de $R[n, k]$. L'avantage du noyau est que toutes les RTF peuvent être obtenues à partir de $R[n, k]$ par l'application d'un noyau approprié. Ainsi $G[n, k]$ peut être considéré comme RTF généralisée [Coh 95].

Le plan d'ambiguïté a des propriétés très appropriées pour la classification. Une seule position (y_i, \dagger_i) dans ce plan offre des informations "globales" sur la structure temps-fréquence du signal. Si $w[y, \dagger] = 0$ pour toutes les valeurs exceptées celles sur l'axe $\dagger = 0$, alors toute l'information temporelle est lissée, et seulement l'information de la fréquence stationnaire est maintenue dans $G[n, k]$ (RTF résultante lissée). Si $w[y, \dagger] = 0$ pour toutes les valeurs exceptées celles sur l'axe $y = 0$, alors toute l'information spectrale est lissée et seulement l'information temporelle est retenue. Les points qui ne sont pas sur l'un ou l'autre axe correspondent à une structure temps-fréquence non stationnaire.

Quand le noyau $w[y, \dagger]$ est conçu dans le but de la classification, nous nous référons à lui en tant que noyau dépendant de la classe du signal (DCS). Ce noyau est décrit par $w_{DCS}[y, \dagger]$. En outre, nous nous référons à la RTF correspondante, $RTF_{DCS}[n, k]$ comme la RTF dépendante de la classe du signal; elle est décrite par :

$$RTF_{DCS}[n, k] = F_y^{-1} \{ F_{\dagger k} \{ w_{DCS}[y, \dagger] A[y, \dagger] \} \} \tag{I.8}$$

Il est possible de visualiser la RTF dépendante de la classe du signal et d'observer la structure de temps-fréquence exploitée par un classifieur.

La RTF de Rihaczek sert de représentation de base puisque la fonction d'ambiguïté et la fonction caractéristique de la RTF Rihaczek sont les mêmes. Généralement, d'autres RTF peuvent être utilisés comme des représentations de base. Pour décrire cette généralisation, définissons un noyau multiplicatif de transformation $w_T[y, \dagger]$ qui transforme la RTF de Rihaczek en une autre RTF quadratique: $w_T[y, \dagger] A[y, \dagger]$ est la fonction caractéristique de cette

nouvelle RTF. Puisque le noyau de transformation est imposé avant l'application du noyau dépendant de la classe du signal, le 'nouveau' noyau dépendant de la classe du signal $w_{DCS} [y, \dagger]$, lié à la nouvelle représentation de base, est donné par :

$$w_{DCS} [y, \dagger] = \frac{w_{DCS} [y, \dagger]}{w_T [y, \dagger]} \quad (I.9)$$

Ce noyau produit une RTF dépendante de la classe du signal par :

$$RTF_{DCS} [n, k] = F_y^{-1} \left\{ F_{\dagger}^{-k} \left\{ w_{DCS} [y, \dagger] (w_T [y, \dagger] A[y, \dagger]) \right\} \right\} \quad (I.10)$$

D'après (I.9), l'unique critère pour toute RTF de base est que

$$|w_T [y, \dagger]| = 0 \quad (I.11)$$

pour tout y et \dagger , préservant toute l'information dans la fonction originale d'auto-ambiguïté. Les RTF qui satisfont (I.11) sont la classe des RTF régulières définies par [Hla 92].

Une alternative particulière est la RTF discrète de Wigner-Ville [Ric 98]. Le noyau de transformation de Wigner-Ville est un exponentiel de modulation complexe. La classification sera équivalente à la RTF de Rihaczek (le meilleur qui peut être réalisé en utilisant la technique décrite ci-dessus). En revanche, le noyau de la transformation du spectrogramme peut être nul dans certaines régions, selon la fenêtre utilisée [Coh 95].

Ainsi, pour les signaux arbitraires, les RTF de Rihaczek et de Wigner-Ville permettent une meilleure classification par rapport au spectrogramme ou à toute autre RTF singulière (c.-à-d., toute RTF qui n'est pas régulière) [Hla 92a] [Hay 97].

En général, toute technique de classification de temps-fréquence qui emploie une RTF singulière comme forme de représentation ne dépassera jamais les performances de la même technique en utilisant une RTF régulière. L'utilisation d'une RTF singulière écarte implicitement l'information sans déterminer explicitement si elle est appropriée à la tâche de classification [Bra 98]. Les RTF régulières n'ont pas été largement acceptées parce qu'il est difficile de les interpréter visuellement. Les termes croisés d'interférence altèrent la teneur réelle du signal en temps-fréquence. Cependant, pour la classification, il n'est pas nécessairement souhaitable de représenter le signal précisément en temps et en fréquence. La bonne séparation entre les classes est l'unique objectif [Leb 08].

I.3.3 Méthodes à base de modèles

Les méthodes de diagnostic à base de modèles (connues aussi comme diagnostic à partir de principes premiers) [Rei 92] sont appropriées quand l'information disponible sur le processus permet d'utiliser les principes physiques du processus et leur compréhension. Selon la connaissance du processus, il est possible de définir deux formulations différentes de cette approche à base de modèles : l'approche FDI (Fault Detection and Isolation) issue de la communauté Automatique, s'appuyant sur des modèles quantitatifs, et l'approche DX (du nom du *International Workshop on Principles of Diagnosis*) de la communauté de l'Intelligence Artificielle utilisant des modèles qualitatifs.

I.3.3.I Modèles Quantitatifs

Ces modèles sont construits à partir des lois fondamentales (physique, chimie,...) et décrits par des relations mathématiques sur les entrées-sorties du système. Diverses approches pour la détection de défaillances à partir des modèles mathématiques ont été développées depuis les années 70 [Ise 97]. Ces méthodes dites "méthodes des résidus" comportent deux étapes : d'une part, la génération des résidus et, d'autre part, le choix d'une règle de décision pour le diagnostic. Les résidus représentent des changements ou divergences entre le comportement réel du processus et celui prévu par le modèle. La figure .I.2 illustre le principe le plus général pour la génération des résidus.

L'objectif du résidu est d'être sensible aux défauts. Ainsi, normalement, en l'absence de défaillances, c'est-à-dire en fonctionnement normal, le résidu doit avoir une valeur nulle. Au contraire, en présence d'un défaut, le résidu aura une valeur non nulle.

Les techniques les plus utilisées pour la génération des résidus, à partir de modèles analytiques, sont listées ci-dessous :

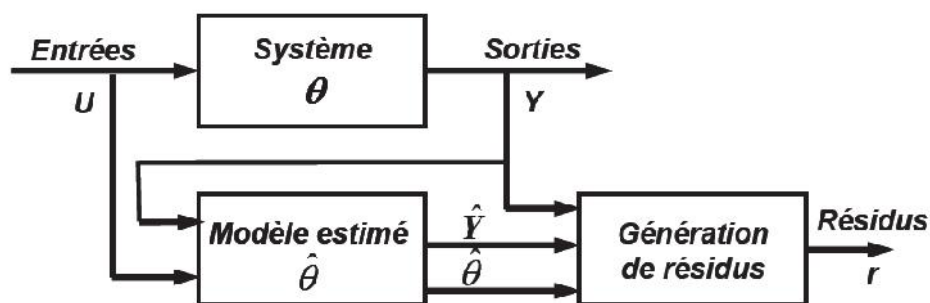


Figure .I.2 -Principe de génération des résidus

- Équations de parité
- Estimation d'état à partir d'observateurs ou filtres de Kalman
- Estimation paramétrique
- Analyse structurelle

Une fois les résidus générés, ils doivent être évalués pour déterminer la présence ou non d'une défaillance. Cette évaluation des résidus est établie principalement par l'utilisation de seuils fixes ou adaptatifs pour éviter les fausses alarmes. Néanmoins, la plupart du temps, les résidus sont corrélés entre eux. Pour gérer cette corrélation, le maximum de vraisemblance généralisée peut être utilisé. Il s'agit d'une technique qui, sous l'hypothèse que les variables ont une distribution connue, usuellement la distribution normale, permet d'estimer les paramètres d'un modèle (d'une équation ou d'un système, linéaire ou non linéaire) avec des restrictions sur les paramètres (coefficients, matrice de variances et covariances) ou non. Plus spécifiquement, la technique consiste à construire une fonction appelée fonction de vraisemblance (construite à partir de la fonction de densité) et à maximiser son logarithme par rapport aux paramètres inconnus.

Pour isoler la faute, l'approche FDI utilise *une matrice de signatures de fautes* () qui est obtenue à partir de l'ensemble des résidus. Cette matrice décrit les relations entre les résidus (lignes de) et les fautes (colonnes de). Un élément de ij aura une valeur de 1 si la faute de la colonne j a une influence sur le résidu de la ligne i , dans le contraire, la valeur sera 0. La comparaison d'une signature observée avec les différentes colonnes de la matrice permet de localiser la faute.

Le principal inconvénient des méthodes analytiques de détection de défaillances et diagnostic est la nécessité d'avoir des modèles mathématiques assez précis et complets, ce qui n'est pas toujours facile, voire impossible, pour des processus complexes tels que les processus chimiques. Ces modèles sont limités aux représentations linéaires ou à des modèles non-linéaires très spécifiques. Un autre inconvénient est la modélisation des perturbations qui peuvent engendrer des erreurs dans le modèle. En plus, si un type de faute n'a pas été modélisé de manière spécifique, il n'y a pas de garanties que les résidus soient capables de le détecter. Finalement, l'adaptabilité de ces approches aux changements du processus n'est pas considérée.

1.3.3.2 Modèles qualitatifs ou semi-qualitatifs

Dans certains cas, il devient très difficile de disposer des connaissances complètes pour faire un modèle analytique du processus à cause de sa complexité structurelle ou de son comportement. Une alternative pour traiter les connaissances incomplètes est de faire des abstractions selon *le principe du raisonnement qualitatif* [Tra 97a]. Les modèles décrivent alors la structure du processus à diagnostiquer. Généralement, il s'agit des connexions entre les composants. L'approche DX exprime explicitement le lien entre un composant et les formules décrivant son comportement. Ces dernières années, l'utilisation de modèles qualitatifs pour la surveillance et le diagnostic de défaillances a pris une grande ampleur [Tra 97b] [Esc 01].

Parmi les méthodes qui utilisent les modèles physiques de type qualitatif pour la détection et le diagnostic de fautes, se trouve la prédiction du comportement à partir des équations différentielles qualitatives (QDEs). Ces QDEs sont des abstractions des équations différentielles ordinaires qui utilisent des intervalles de variables et des paramètres. L'algorithme QSIM [Kui 86] représente un système comme un ensemble d'équations différentielles qualitatives (QDEs) couplées. Le comportement du système est alors représenté par une séquence d'états.

Selon l'approche DX, le diagnostic est basé sur la théorie du raisonnement logique [Dag 01]. Pour le diagnostic, les termes *suspects* et *candidat* sont utilisés. Le premier fait référence à tout composant que le système de diagnostic a identifié comme responsable possible de l'apparition d'une divergence. Tandis que le deuxième fait référence au composant, ou ensemble de composants, dont le fonctionnement incorrect expliquerait toutes les divergences observées. Une caractéristique de cette technique est que le diagnostic se fait de façon itérative en trois phases :

- *La Détection de conflits* : recherche de l'ensemble de composants suspects en fonction des divergences observées.
- *Le Diagnostic* : recherche des candidats parmi les suspects.
- *La Discrimination des hypothèses* : raffinement de l'ensemble de candidats dans le cas où il y en aurait plusieurs.

1.3.3.3 Systèmes flous

Une autre alternative pour la modélisation des systèmes complexes est l'utilisation des concepts de la théorie des ensembles flous et de la logique floue [Yag 94]. Un modèle flou est une représentation des caractéristiques d'un système à l'aide de règles floues qui décrivent son comportement. Ceci permet une généralisation de l'information qui essaie d'imiter le raisonnement approximatif exécuté par l'homme en introduisant l'imprécision [Zad 73]. Les systèmes à base de règles floues sont des systèmes où les relations entre variables sont représentées au moyen de règles floues de la forme : *SI prémisse ALORS conclusion*. Fondamentalement deux types de modèles sont distingués :

Modèles linguistiques (ML) flous [Mam 77] qui décrivent le système à partir des règles *SI-ALORS* où les prémisses et les conclusions utilisent des variables linguistiques qui ont des ensembles flous comme valeurs. L'ensemble de règles prend la place de l'ensemble d'équations classique utilisé pour caractériser un système. Ce type de modèles est essentiellement une expression qualitative du comportement du système, où les règles sont obtenues la plupart du temps à partir de la connaissance des experts et des différents mécanismes de raisonnement. De façon générale une règle *SI-ALORS* linguistique s'écrit :

$$R_i: \text{ SI } x \text{ est } A_i \text{ ALORS } y \text{ est } B_i \quad i = 1, 2, \dots, K$$

où A_i et C_i sont des ensembles flous qui définissent le partitionnement des espaces d'entrée et de sortie.

Modèles flous type Takagi-Sugeno-Kang (TSK) [Tak 85] pour lesquels les prémisses des règles sont de variables linguistiques mais les conclusions sont de type numérique, généralement sous forme de constantes, de polynômes ou de fonctions (linéaires ou non-linéaires) qui dépendent des entrées :

$$R_i: \text{ SI } x \text{ est } A_i \text{ ALORS } y_i = f_i(x) \quad i = 1, 2, \dots, K$$

Les modèles flous *TSK* permettent une application relativement facile des techniques puissantes d'apprentissage pour leur identification à partir des données. Ce type de modèle est utilisé pour approximer des systèmes complexes non linéaires. En effet, le grand avantage du modèle *TSK* se situe dans sa puissance de représentation, particulièrement

pour décrire des processus complexes. Il permet de décomposer un système complexe en sous-systèmes plus simples (parfois même linéaires). La construction d'un tel système flou est une chose délicate. Quand la connaissance d'un expert est disponible les règles doivent être exprimées de manière linguistique, ce qui amène ensuite à déterminer des fonctions d'appartenance pour les prémisses. En ce qui concerne les conclusions, les fonctions f_i sont typiquement des instances d'une fonction paramétrique, dont la structure demeure la même dans toutes les règles, seuls les paramètres changent.

I.3.4 Méthodes à base de connaissances

Nous venons de voir que, dans le domaine de l'automatique et de la supervision des processus, la conception et l'utilisation des modèles mathématiques précis pour la détection et le diagnostic est bien connue. Mais, dans beaucoup de cas, la construction d'un tel modèle est très difficile, de par la nature complexe ou non-linéaire du processus lui-même, des paramètres variables dans le temps ou du manque de mesures disponibles. Dans la pratique, il est démontré que, dans ce cas, l'opérateur humain peut fournir une meilleure supervision en utilisant sa propre connaissance et son expérience pour assurer le bon fonctionnement du processus. De ce fait, les connaissances de l'expert sur la structure et le comportement du processus sont exploitées par diverses techniques.

1.3.4.1 AMDEC et Arbres de défaillances

Nous présentons ces méthodes, issues des études de risques et de sûreté de fonctionnement, qui peuvent être utilisées pour identifier les causes des défaillances de processus industriels. Il s'agit, en fait, de l'analyse fonctionnelle et matérielle du système.

AMDE (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets)

La méthode de l'Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets fût employée pour la première fois, à partir des années 1960, dans le domaine de l'aéronautique pour l'analyse de la sécurité des avions [Rec 66]. Cette méthode permet une analyse systématique et très complète, composant par composant, de tous les modes de défaillance possibles et précise leurs effets sur le système global [Vil 88].

La démarche consiste d'abord à définir le système, ses fonctions et ses composants. Ensuite, l'ensemble des modes de défaillances des composants doit être établi. Pour chaque mode de défaillance, sont recherchées ensuite les causes possibles de son apparition. Finalement, une étude des effets sur le système et sur l'opérateur est faite pour chaque combinaison (cause, mode de défaillance). Les résultats sont présentés sous forme de tableau.

L'AMDE est parfois complétée par une analyse de criticité ; elle devient AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité). La criticité permet d'extraire les modes de défaillance les plus critiques. L'analyse de criticité est évaluée à partir du couple probabilité-gravité.

L'Analyse de fonctionnement (HAZOP, Hazard and operability study) est une autre extension de l'analyse des modes de défaillance (AMDE). La méthode HAZOP explore systématiquement l'aspect fonctionnel d'un système en identifiant, à la fois, les dangers et les dysfonctionnements d'une installation. Elle est mise en œuvre à la fin de la phase de conception puisqu'elle s'appuie sur les schémas détaillés du système.

L'utilisation des tableaux d'AMDE(C) à des fins de diagnostic industriel conduit à utiliser une procédure déductive, c'est-à-dire à utiliser ces tableaux comme un outil d'identification des causes de défaillances à partir des effets observés [Zwi 95]. La modélisation des relations cause à effet réalisée par l'AMDEC rend cette démarche très puissante pour la résolution des problèmes de diagnostic de défaillances de procédés industriels.

L'AMDE est donc très répandue dans des nombreux domaines industriels, l'aéronautique en particulier; pourtant elle est lourde et insuffisante. En effet, il est nécessaire d'identifié a priori les défauts et/ou les dysfonctionnements pouvant apparaître, à un certain moment, dans le système supervisé; le recensement préalable des défaillances et leurs relations éventuelles ne peut jamais être exhaustif et requiert en général une longue expérience. En plus, toute modification ou évolution du système nécessite une réécriture du tableau. Enfin, cette méthode ne peut traiter les cas de défaillances multiples et intégrer l'aspect fonctionnel.

Arbres de Défaillances (ou Arbres de Causes)

L'arbre de défaillance est l'un des outils majeurs d'analyse du risque technologique, développé au début des années 1960 aux Etats-Unis [Vil 88]. C'est la méthode la plus couramment utilisée dans les analyses de fiabilité, de disponibilité ou

de sécurité des systèmes. Il s'agit d'une méthode optimisée qui permet la détermination des chemins critiques dans un système.

Cette méthode a pour objet de déterminer les diverses combinaisons possibles d'événements qui entraînent la réalisation d'un événement indésirable unique. Elle permet donc d'identifier les points faibles de la conception.

C'est une méthode déductive dont la représentation graphique des combinaisons est réalisée par une structure arborescente (arbre), permettant un traitement à la fois qualitatif et quantitatif.

Cet arbre est établi sous forme d'un diagramme logique et comporte au sommet l'événement indésirable. Les causes immédiates qui produisent cet événement sont ensuite hiérarchisées à l'aide de symboles logiques 'ET' et 'OU'. De cette façon, l'arbre est créé pas à pas pour atteindre, à la base, un ensemble d'événements considérés comme élémentaires.

Une extension des arbres de défaillances est la méthode du diagramme de causes conséquences [Vil 88]. Cette méthode combine les principes utilisés par l'analyse déductive de l'arbre des défaillances et l'analyse inductive de l'arbre des conséquences.

Le principal inconvénient des arbres de défaillances est que le développement est sensible aux erreurs à différentes étapes. En effet, l'arbre construit est seulement aussi bon que le modèle mental de son créateur. Pour exécuter un diagnostic correct à partir des arbres de défaillances, ceux-ci doivent largement représenter toutes les relations causales du processus, c'est-à-dire qu'ils doivent être capables d'expliquer tous les scénarios de défauts possibles. De plus, l'emploi de cette méthode se révèle difficile pour les systèmes fortement dépendants du temps. Enfin, il n'y a pas de méthode formelle pour vérifier l'exactitude de l'arbre développé.

1.3.4.2 Systèmes experts

Pour les systèmes experts, ou systèmes à base de connaissances, le diagnostic industriel est devenu un des domaines privilégiés d'application. Les systèmes experts sont des outils de l'intelligence artificielle, utilisés lorsque aucune méthode algorithmique exacte n'est disponible ou praticable. De façon générale, nous pouvons dire qu'un système expert sert à codifier la connaissance humaine en termes d'expérience, raisonnement approximatif, analogie, raisonnement par défaut, apprentissage, etc. De ce fait, la propriété principale de ces systèmes est de pouvoir

représenter et restituer les connaissances acquises par les spécialistes d'un domaine technique précis. Les connaissances utilisées, dans la plupart des cas, pour le développement d'un système expert d'aide au diagnostic, reposent sur l'apprentissage des relations entre les causes et les effets observés pour chaque défaillance [Agui 99]. Néanmoins, il est possible aussi d'utiliser les modèles fonctionnels décrivant les comportements des composantes de systèmes complexes [Cha 93]. La définition que nous retenons pour les systèmes experts est celle donnée par [Zwi 95]:

« Un système expert est un système informatique destiné à résoudre un problème précis à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un (ou plusieurs) spécialiste(s) de ce problème »

Un système expert est composé de deux parties indépendantes :

une base de connaissances elle-même composée d'une base de règles qui modélise la connaissance du domaine considéré et d'une base de faits qui contient les informations concernant le cas traité,

un moteur d'inférences capable de raisonner à partir des informations contenues dans la base de connaissances, de faire des déductions, etc. Au fur et à mesure que les règles sont appliquées des nouveaux faits se déduisent et se rajoutent à la base de faits.

Les principaux avantages des systèmes experts pour le diagnostic sont leur capacité à raisonner sous incertitude et leur capacité à apporter des explications des solutions fournies. La difficulté spécifique de leur mise en Œuvre est la formalisation de la démarche cognitive qui a pour objectif, à partir d'une situation donnée, de définir et de décrire le raisonnement associé.

I.3.5 Méthodes à partir des données historiques

Ces méthodes ont l'avantage de ne pas nécessiter la connaissance d'un modèle mathématique ou structurel du procédé, contrairement aux méthodes à base de modèles. Seulement, la disponibilité de grandes quantités de données historiques du processus est nécessaire. Il y a diverses façons de traiter ces données et de les présenter en tant que connaissance a priori pour le diagnostic. Ceci est connu comme *l'extraction des caractéristiques*. Parmi les méthodes d'extraction des l'Analyse en Composantes Principales (ACP)/Moindres Carrés Partiels (MCP) et les méthodes de classification et de

reconnaissance de formes (*RdF*), parmi lesquelles nous pouvons citer, d'une part, les classificateurs statistiques, d'autre part, les réseaux de neurones artificiels [Ven 03].

1.3.5.1 Analyse et représentation qualitative des tendances

Un traitement général des signaux a pour but l'analyse et la représentation qualitative des tendances du processus, proposée par Cheung et Stephanopoulos [Che 90] avec le concept de *tendance*, série *d'épisodes* avec une représentation triangulaire. Dans ce formalisme, chaque épisode est représenté par sa pente initiale, sa pente finale (à chaque point critique) et un segment de droite reliant les deux points critiques. Janusz et Venkatasubramanian [Jan 91] ont proposé une description qualitative des signaux (*TDL - Trend Description Language*) utilisant primitives, épisodes, tendances et profils. Les primitives sont basées sur le signe des première et deuxième dérivées (positif, zéro et négatif). Ceci donne un ensemble de 9 primitives. Un épisode est un ensemble de primitives du même type. Le nombre de fois consécutives qu'une primitive est présente définit la durée de l'épisode. La tendance d'un signal consiste en une série d'épisodes, et un profil s'obtient en ajoutant des informations quantitatives aux tendances. Par la suite, plusieurs travaux ont amélioré le langage de description des tendances (TDL) au niveau du bruit [Ved 97], de sa représentation et de son interprétation [Ayr 95][Mel 01] pour l'utiliser, ensuite, en combinaison avec d'autres techniques, surtout des techniques de reconnaissance de formes [Bak 92].

Afin d'être plus générale, l'approche décrite par Meléndez et Colomer [Mel 01] a élargi les formalismes précédents vers des contextes qualitatifs et quantitatifs. Cette approche permet, en effet, de construire des épisodes à partir de toute caractéristique extraite des variables du processus. Selon ce formalisme, une nouvelle représentation permet de décrire les tendances d'un signal selon sa deuxième dérivée, laquelle peut être calculée par le biais d'un différentiateur (« band-limited » : FIR) [Col 01] afin d'éviter l'amplification de bruit. La première dérivée qualifiée au début et à la fin de chaque épisode est employée pour obtenir une représentation plus significative de la tendance du signal. Ainsi, un ensemble de 13 types d'épisodes est obtenu. Un avantage important de cet ensemble d'épisodes pour la surveillance est que les discontinuités et les périodes de stabilité (habituelles dans des situations de défaillance et dans des situations normales respectivement) sont explicitement représentées en utilisant 5 types d'épisodes (δ , μ , ν , ρ , σ). Cette approche a été utilisée, en combinaison avec d'autres méthodes, pour le

diagnostic d'unités industrielles [Col 02].

L'abstraction qualitative permet une représentation compacte de la tendance en ne prenant en compte que les événements significatifs. Pour des tâches telles que le diagnostic, la représentation qualitative des tendances fournit souvent des informations valables qui facilitent le raisonnement sur le comportement du processus. Dans la plupart des cas, les dysfonctionnements du procédé produisent une tendance distinctive dans les signaux issus des capteurs. Ces tendances peuvent être employées pour l'identification des situations anormales dans le processus. Ainsi, une analyse appropriée des tendances du processus peut permettre de détecter plus tôt une défaillance.

1.3.5.2 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique statistique multivariée. Les techniques statistiques multivariées sont des outils puissants, capables de compresser des données et de réduire leur dimensionnalité de sorte que l'information essentielle soit maintenue et plus facile à analyser que dans l'ensemble original des données. Ces techniques peuvent également manipuler le bruit et la corrélation pour extraire l'information efficacement. La fonction principale de ce type de techniques est, par le biais d'une procédure mathématique, de transformer un certain nombre de variables corrélées en un ensemble plus petit de variables non corrélées.

L'ACP est essentiellement basée sur une décomposition orthogonale de la matrice de covariance des variables du processus le long des directions qui expliquent la variation maximale des données, c'est-à-dire que cette méthode recherche une projection des observations sur des axes orthogonaux. De ce fait, le premier axe contient la plus grande variation. Le deuxième axe contiendra la seconde plus grande variation orthogonale au premier.

Le but principal de l'ACP est donc de trouver un ensemble de facteurs (composantes) qui ait une dimension inférieure à celle de l'ensemble original de données et qui puisse décrire correctement les tendances principales. L'ACP est une procédure qui ne prend en compte que les variables du processus. Parfois, un ensemble additionnel de données est disponible, e.g. variables de qualité du produit. Il est souhaitable d'inclure toutes les données disponibles pour la surveillance du procédé et d'utiliser de cette façon les variables du processus pour prédire et détecter des changements dans les variables de qualité du produit. Pour cela, la méthode des

Moindres Carrés Partiels (MCP) peut être utilisée [Ven 03b]. Cette méthode modélise le rapport entre deux blocs de données tout en les comprimant simultanément. Elle est employée pour extraire les variables latentes qui expliquent la variation des données du processus.

Divers travaux menés par MacGregor et al. [Mcg 95][Nom 94] ont montré l'application des méthodes statistiques multi-variables telles que les ACP et MCP, dans l'analyse et la commande de processus, la détection et le diagnostic de défaillances, aussi bien dans le cas de procédés continus que dans les cas des procédés "batch" (continus par lots).

Une limitation importante de la surveillance basée sur l'ACP est que la représentation obtenue est invariante dans le temps, tandis que la plupart des processus réels évoluent au cours du temps. Par conséquent, la représentation issue de l'ACP nécessite également d'être mise à jour périodiquement. Un autre inconvénient est qu'elle ne possède pas des propriétés de signature pour le diagnostic, ce qui rend l'isolation des défaillances difficile.

1.3.5.3 Classification et méthodes de reconnaissance de formes

Ici, le diagnostic de défaillances est essentiellement vu comme un problème de classification. Le but principal est de construire un bloc de correspondance tel qu'à partir d'un ensemble d'informations décrivant la situation courante du processus, il est possible d'obtenir les causes probables des situations anormales. Or, quand le diagnostic est basé sur des observations multiples, ces observations sont regroupées pour former des classes qui définissent une situation ou un mode de fonctionnement du processus, auxquelles une nouvelle observation sera comparée pour être identifiée. En d'autres termes, le diagnostic a pour mission d'identifier le mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations sur celui-ci.

La classification peut être définie comme le groupement des observations (ou objets ou individus) qui ont des caractéristiques similaires. Chaque observation est définie par un vecteur noté $\mathbf{X}^i = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$ dans un espace à D dimensions, où D correspond au nombre d'attributs ou caractéristiques. Cet espace est connu sous le nom **d'espace de représentation** ou de **description**. Le regroupement des observations selon leurs caractéristiques permet la définition des **classes** décrivant des régions particulières de l'espace de représentation. L'ensemble des classes $\mathbf{X}^i = [C^k, k=1 \dots K]$ définit **l'espace de**

décision. Le regroupement des observations pour construire l'espace de décision est fait à partir d'une phase d'apprentissage en utilisant une mesure de similitude par le biais des méthodes de classification.

L'objectif de la reconnaissance de formes est alors de savoir associer toute nouvelle observation X^i à une classe de l'espace de décision. L'affectation d'une observation X^i à l'une des K classes notées C^1, \dots, C^K indique une opération de classement ou de discrimination.

Si nous nous plaçons dans le contexte du diagnostic, les paramètres caractérisant le vecteur d'observation, et par conséquent l'espace de représentation, seront les mesures disponibles issues des capteurs et actionneurs du processus ou bien des informations extraites de ceux-ci. Seule la connaissance a priori sur le système permet de choisir quelles seront les caractéristiques à retenir pour le diagnostic. Les classes peuvent être assimilées aux différents modes de fonctionnement du processus, définissant alors l'espace de décision. Donc, l'objectif en termes de diagnostic est de définir à quel mode de fonctionnement correspond une nouvelle observation.

Dans la plupart des cas, la conception d'un système de diagnostic à partir de la reconnaissance de formes se déroule en trois étapes [Dub 90] :

- **Une phase d'analyse** où il s'agit d'étudier les informations fournies par les différents capteurs, les historiques ainsi que l'expérience des opérateurs, afin de définir l'espace de représentation du système ainsi que les classes qui représenteront les différents états de fonctionnement. Il s'agit donc de la phase de classification : un ensemble de N observations X^1, X^2, \dots, X^N qui seront regroupées en K classes. Bien que cela dépende de la méthode de classification utilisée pour l'apprentissage, cette phase est généralement lourde en terme de calcul.

- **Une phase de choix du système de détection** qui consiste à construire une règle de décision qui établira des frontières entre les différentes classes. La règle de décision permettra d'affecter ou non une nouvelle observation à l'une des classes connues.

- **Une phase d'exploitation** qui consiste à implémenter le système afin de proposer une décision pour toute nouvelle observation effectuée. La bonne exploitation du système dépend de la pertinence de l'espace de représentation et des performances de la règle de décision.

Un des points les plus importants dans les méthodes de reconnaissance de formes, est le bon choix de l'espace de représentation, car de celui-ci dépend la

qualité du résultat. Malheureusement, il n'existe pas de règle générale pour choisir l'espace de représentation, ce choix s'appuie sur les connaissances a priori existantes sur le problème à résoudre; il n'y a pas de démarche algorithmique qui permette de le formaliser.

Un des inconvénients d'utiliser les méthodes de reconnaissance des formes pour le diagnostic est que, en général, le nombre de classes est supposé connu au départ, i.e. la connaissance est supposée exhaustive. Toute observation doit appartenir à une des classes définies. Ceci est loin d'être le cas dans le contexte du diagnostic. Par ailleurs, il reste souvent des modes de fonctionnement dont nous ignorons les caractéristiques. Dans ce cas, il est nécessaire d'utiliser des techniques qui permettent de prendre en compte la détection de nouvelles classes, d'apprendre leurs caractéristiques et de les inclure dans le système de détection; ce qui implique qu'un système de diagnostic basé sur des méthodes de reconnaissance de formes doit être un système évolutif, capable de prendre en compte tout nouveau phénomène normal ou anormal présent dans le processus surveillé.

De nombreux travaux ont déjà permis de montrer l'intérêt des méthodes de classification pour le diagnostic, notamment, dans le cadre de systèmes complexes [Rib 02]. Les méthodes choisies vont des méthodes les plus classiques, comme les classificateurs statistiques (le classificateur Bayésien, les K plus proches voisins) [Mar 03][Cas 03],[Ond 06] jusqu'aux réseaux de neurones artificiels [Ven 90][Lur 01].

I.4 Une stratégie pour la surveillance à base de méthodes de classification

Comme nous l'avons dit précédemment, un système de surveillance doit être capable de rendre compte de l'état d'un procédé à tout moment.

Notre objectif est de développer une stratégie permettant, à partir de données historiques et de données récupérées en ligne lors de l'exploitation du procédé, de construire un modèle du comportement du processus et d'identifier des situations anormales issues des dysfonctionnements, pour aider l'opérateur humain dans sa prise de décisions. Plus précisément, le but est d'identifier, au plus tôt, les défaillances du processus surveillé, en diminuant le nombre de fausses alarmes.

I.4.I Méthodes de coalescence ("clustering")

Les techniques de coalescence (regroupement ou en anglais "clustering") essayent de trouver une partition de l'espace en regroupant les éléments, de nature quantitative

$x \in \mathcal{R}^D$, d'un ensemble $X\{x_1, \dots, x_N\}$ en un nombre K de groupes (ou classes), selon leurs ressemblances ou bien leur proximité [Kau 90] [Jai 99].

Typiquement, le concept de *similitude* est défini à partir de la **distance** entre un vecteur de données et le **prototype** (centre) du groupe (classe). Ces groupes doivent satisfaire deux critères :

- Chaque groupe ou classe est homogène : les objets appartenant au même groupe ou classe doivent être similaires entre eux (le plus proche possible).
- Chaque groupe ou classe doit être distinct des autres : les objets qui appartiennent au même groupe doivent être différents des objets appartenant à d'autres groupes (le plus éloigné possible des autres groupes).

Les caractéristiques des prototypes, qui ne sont pas habituellement connues à l'avance, doivent être choisies aléatoirement et sont mises à jour en même temps qu'est faite la partition de l'espace.

Les méthodes de regroupement sont basées sur l'optimisation itérative d'une fonction objectif (e.g. Variabilité dans les classes), permettant d'obtenir des classes homogènes et les plus distinctes possibles.

1.4.1.1 K-Moyennes

L'algorithme populaire et le plus connu des méthodes de regroupement est celui des K-moyennes (K-means) [Mcq 67]. Cet algorithme réalise une partition stricte ("dure"), c'est-à-dire que chaque objet n'est assigné qu'à une seule classe. Il s'agit d'une procédure simple et itérative dont l'idée générale est de classer un ensemble $X\{x_1, \dots, x_N\}$ d'éléments dans un nombre K de groupes ("clusters") fixés à l'avance.

Chaque élément est un vecteur $x \in \mathcal{R}^D$. La partition est faite de telle façon que les éléments à l'intérieur d'un groupe sont les plus semblables possible, et les plus distincts des éléments appartenant à d'autres groupes. Le regroupement est réalisé en deux étapes : d'abord, il faut définir les K centres ou prototypes de chaque groupe; ensuite, chaque élément est associé au groupe dont il est le plus proche du centre. Ainsi, chaque groupe est caractérisé par son centre v_k et par les éléments qui lui ont été associés. Le centre du groupe est le point dans l'espace D -dimensionnel qui minimise la somme de la distance de tous les éléments qui font partie du groupe. Ici, D correspond au nombre de caractéristiques de l'espace de représentation.

L'algorithme a comme but la minimisation de la fonction objectif :

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N D_{knA}^2 \tag{I.12}$$

où D_{knA}^2 définit la mesure de distance entre l'objet x_n et le prototype v_k au sens d'une métrique définie par la matrice A :

$$D_{knA}^2 = \|x_n - v_k\|^2 = (x_n - v_k)^T \cdot A \cdot (x_n - v_k) \tag{I.13}$$

La forme des groupes est déterminée par le choix de la matrice A dans l'équation (I.13). Un choix très commun est : $A=I$, ce qui donne la distance euclidienne [Bab 98]

$$D_{knA}^2 = (x_n - v_k)^T \cdot (x_n - v_k) \tag{I.14}$$

Cette distance est la plus utilisée dans l'algorithme des K -moyennes et elle induit une partition en hyper-sphères de dimension D . Un autre choix, pour A , est une matrice diagonale qui utilise les variances dans les directions des coordonnées de l'espace de représentation. Ceci produit la norme diagonale et génère des classes hyper-ellipsoïdales, parallèles aux axes de l'espace de représentation.

Finalement, A peut être définie comme l'inverse de la matrice de covariance de l'ensemble X : $A = M^{-1}$

$$M = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(x_n - \bar{x})^T \tag{I.15}$$

Dans l'équation (I.15), \bar{x} correspond à la valeur moyenne de l'ensemble des éléments X . Dans ce cas, la matrice A induit la norme de Mahalanobis dans l'espace D . Avec cette norme, les classes sont représentées par des hyper-ellipses dont l'orientation est arbitraire, définie par les vecteurs propres de M , comme le montre la L'algorithme simplifié est donné ci-dessous :

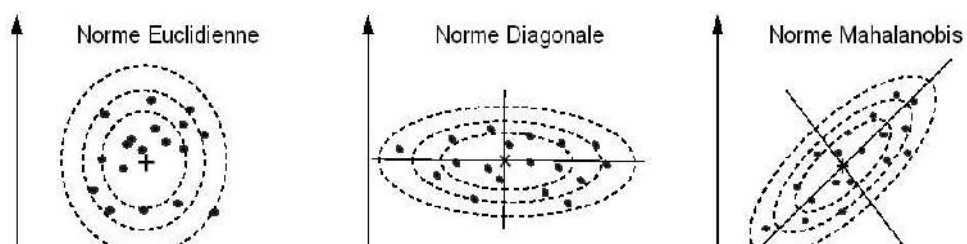


Figure .I.3 -Mesures de distance pour le regroupement

Algorithme K-Moyennes :

Entrée : K groupes ($1 < K < N$)

1. Choisir le centre initial des K groupes (aléatoirement)
2. Affecter chaque élément x_n au groupe dont il est le plus proche
3. Recalculer le centre v_k de chaque groupe
4. Répéter 2 et 3 jusqu'à ce que stabilisation des centres ou nombre d'itérations t (fixé) atteint.

Même s'il peut être démontré que l'algorithme converge toujours, il ne trouve pas forcément la configuration optimale correspondant au minimum global de la fonction objectif. Ceci correspond à un problème d'optimisation multimodal.

I.4.1.2 C-Moyennes Floues (FCM)

Une extension directe de l'algorithme K-moyennes est l'algorithme des **C-moyennes floues** (FCM) [Bez 81], où la notion d'ensemble flou est introduite dans la définition des classes. Chaque objet a un degré d'**appartenance** (ou de validité) associé à chaque classe. De ce fait et comme pour les K-moyennes, l'algorithme FCM utilise, de manière itérative, un critère J_{FCM} de minimisation des distances intra-classes et de maximisation des distances inter-classes, mais en tenant compte des degrés d'appartenance des éléments :

$$J_{FCM}(X, U, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (\tilde{u}_{kn})^m D_{kn}^2 \quad (I.16)$$

$$\begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^d & x_1^D \\ x_n^1 & x_n^d & x_n^D \\ x_N^1 & x_N^d & x_N^D \end{bmatrix} \quad (I.17)$$

Où :

- X est la matrice des N éléments :
- U est la matrice de partition floue (dimension $K \times N$) avec $\tilde{u}_{kn} \in [0, 1]$ qui définit le coefficient d'appartenance de chaque élément x_n à la classe C^k ,
- V est la matrice des prototypes v_k ou centres des classes,
- m ($1 < m < \infty$) conditionne le degré flou de la partition (sa valeur est généralement

fixée à 2 dans les applications). Le poids de cet exposant s'interprète comme un paramètre de distorsion. Le "flou" de la partition augmente avec ce coefficient. Par conséquent, les faibles niveaux d'appartenance s'accroissent, car il y a un recouvrement entre les classes. L'algorithme simplifié est donné ci-dessous :

Algorithme FCM :

Entrée: K groupes (classes) où $1 < k < N$, degré de flou m , métrique A .

Initialiser aléatoirement la matrice d'appartenance $U^{(0)}$.

Répéter pour chaque itération $l = 1, 2, \dots$:

I. modifier les prototypes (centres) de classes $v_k^{(l)}$

$$v_k^{(l)} = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\tilde{\sim}_{kn}^{(l-1)} \right)^m x_n}{\sum_{n=1}^N \left(\tilde{\sim}_{kn}^{(l-1)} \right)^m} \quad (\text{I.18})$$

1. calculer les nouvelles distances D_{kn}^2

$$D_{knA}^2 = \left(x_n - v_k^{(l)} \right)^T \cdot A \left(x_n - v_k^{(l)} \right) \quad (\text{I.19})$$

2. mettre à jour la matrice $U^{(l)}$

$$D_{knA}^2 > 0 \text{ pour } 1 \leq k \leq K \text{ et } 1 \leq n \leq N$$

$$\tilde{\sim}_{kn}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^K \left(D_{knA} / D_{hnA} \right)^{2/(m-1)}} \quad (\text{I.20})$$

sinon $\tilde{\sim}_{kn}^{(l)} = 1$ (*distance est 0, appartenance est 1*)

jusqu'à obtenir la stabilité de $U^{(l)} : \|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \epsilon$, où ϵ correspond au critère de convergence.

Il existe d'autres extensions de l'algorithme de FCM, tel que l'algorithme GK-Moyennes de Gustafson et Kessel [Gus 79] qui propose une mesure de distance adaptative basée sur la norme de Mahalanobis (équation (I.15)) pour détecter des classes avec des formes géométriques différentes.

Un désavantage des algorithmes de regroupement ("*clustering*") est qu'ils sont

sensibles à la sélection de la partition initiale. Souvent, l'initialisation se fait aléatoirement, plusieurs fois, dans l'espoir qu'une des partitions mène à un regroupement acceptable. Cette sensibilité à l'initialisation devient aiguë quand la distribution des données montre une grande variance.

Les techniques de regroupement sont considérées parmi les méthodes de classification non-supervisées, car elles n'utilisent aucune connaissance a priori des classes qui doivent être créées. Néanmoins, un nombre spécifique de classes doit être choisi à l'avance, peu importe si les classes créées sont significatives ou non, ce qui donne, tout de même, à ces méthodes un caractère supervisé. Ceci peut être un inconvénient car il n'est pas toujours possible de connaître le nombre de groupes (classes) contenues dans l'ensemble de données.

I.4.2 Méthodes statistiques

Selon Michie et al. [Mic 94], deux types différents de méthodes sont identifiés comme des procédures statistiques pour la classification. Le premier type correspond aux algorithmes dits "classiques" car ils sont dérivés des *Discriminants Linéaires de Fisher (DL)* [Fis 36]. Le deuxième type englobe des techniques de classification "modernes" et fournit une estimation de la distribution conjointe des caractéristiques dans chaque classe.

Pour l'approche des DL de Fischer, l'ensemble d'apprentissage comprend N éléments représentant q classes prédéfinies (connues). L'espace de représentation est défini par D attributs de type quantitatif et chaque objet de l'ensemble d'apprentissage est décrit par un vecteur d'attributs $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)$. Cet espace de représentation est divisé par un ensemble d'hyperplans, chacun défini par une combinaison linéaire des attributs. L'hyperplan divisant deux classes est tracé de façon à bissecter la ligne joignant les centres de ces classes. La direction de l'hyperplan est déterminée par la forme des groupes des éléments. Cette approche ne requiert pas de suppositions probabilistes. Il y a deux façons de réaliser la classification en utilisant les DL :

- Une façon est de maximiser la séparation entre les classes par le critère des moindres carrés. Un hyperplan dans l'espace de représentation D -dimensionnel est choisi pour séparer du mieux possible les classes prédéfinies. Les éléments sont classés selon le côté de l'hyperplan où ils se situent.

- Une autre possibilité est de faire la classification à l'aide de l'estimateur maximum de vraisemblance. Ici, on suppose que les attributs des éléments d'une classe sont

indépendants et suivent une certaine distribution de probabilité, avec une fonction Cde probabilité (fdp) f_i [Mic 94]. Un nouvel objet, de vecteur d'attributs x , est alors affecté à la classe pour laquelle la fdp $f_i(\vec{x})$ est maximale.

Ces techniques de classification font l'hypothèse que le vecteur des caractéristiques des objets obéit à une loi de distribution connue. De ce fait, ces méthodes sont appelées aussi *paramétriques* [Mar 03] [Cas 03]. Une supposition très fréquente est que les distributions sont de type Gaussien (ou normal), avec des moyennes différentes mais avec la même matrice de covariance.

Les techniques statistiques "modernes" sont considérées comme des procédures de classification non paramétriques qui peuvent être utilisées sans hypothèses sur l'existence d'une loi de probabilité. La méthode des *K plus proches voisins* [Dud 01] est une de ces techniques. L'idée générale est : pour un nouvel objet x , il s'agit de déterminer la classe de chacun des *k plus proches individus* de x parmi tous les objets de l'ensemble d'apprentissage. Nous pouvons alors classer le nouvel objet dans la classe la plus fréquente parmi celles de ses voisins.

Une difficulté de cette technique est de trouver une normalisation appropriée des observations. Pour des données multi-variables, dont les variables sont mesurées selon différentes échelles, une normalisation s'avère nécessaire afin de comparer les individus. Pour des ensembles de données trop importants en nombre, cette technique peut devenir coûteuse en temps (pour $k > I$) puisque toutes les observations de l'ensemble des données d'apprentissage doivent être enregistrées et examinées à chaque nouvelle classification d'un objet.

I.4.3 Arbres de décision et induction

Les arbres de décision sont des outils puissants et très répandus pour la classification et la prédiction [Mic 94] [Boum 09]. Ce qui les rend attractif est le fait qu'ils peuvent être représentés comme des règles. Les règles peuvent, aisément, être exprimées de façon interprétable. Dans des applications où l'explication des causes ou des raisons d'une décision est cruciale, les experts ont besoin d'outils qui permettent de reconnaître et de valider les connaissances découvertes issues des données, dans le contexte du diagnostic. Il existe une variété d'algorithmes pour la construction des arbres de décision qui offrent la qualité d'interprétation souhaitée.

Les arbres de décision sont des classificateurs avec une structure arborescente.

Ils réalisent une recherche "top-down" (de haut en bas). Chaque nœud représente une décision, ou un test, à effectuer sur un attribut donné des individus. Le nœud initial s'appelle racine. Deux (ou plus) branches peuvent être issues d'un nœud selon si la décision à prendre est de type binaire ou non. Les nœuds intermédiaires sont des nœuds de décision. Les nœuds terminaux se nomment feuilles, et c'est là que la décision est prise pour affecter un individu à une classe existante. Les conditions principales, pour l'extraction des connaissances à partir de la construction d'arbres de décision, sont les suivantes :

- les classes auxquelles les individus sont assignés doivent être établies à l'avance,
- une quantité suffisante d'exemples (individus) représentatifs des classes est nécessaire,
- pour chaque nœud de décision, l'attribut approprié doit être choisi.

L'algorithme ID3 (et son successeur C4.5) de J.R Quinlan [Qui 86] et l'algorithme CART (*Classification And Regression Tree*) [Dud 01] sont les algorithmes les plus connus d'arbres de décision. Le critère d'évaluation dans l'algorithme ID3 est le choix d'un attribut à examiner à chaque nœud de décision. Le but est de choisir, dans tout l'espace de représentation, l'attribut qui sépare le mieux les individus de l'ensemble d'apprentissage. Pour choisir quel attribut est le plus approprié, c'est-à-dire celui avec la distribution de classe la plus non-homogène [Mit 97], l'algorithme emploie le concept d'*entropie*, issu de la théorie de l'information. L'entropie caractérise la pureté, ou l'homogénéité, d'une collection d'individus :

$$Entropie(A) = \sum_k - \left(\frac{n_{bk}}{n_b} \right) \log_2 \left(\frac{n_{bk}}{n_b} \right) \quad (I.21)$$

$$EntropieMoyenne = \sum_b - \left(\frac{n_b}{n_N} \right) \times Entropie \quad (I.22)$$

Où

- n_b est le nombre d'individus dans la branche b d'un attribut A de l'espace de représentation,
- n_{bk} est le nombre d'individus dans la branche b d'un attribut pour la classe k,
- n_N est le nombre total d'individus dans toutes les branches.

La procédure à suivre est la suivante : d'abord, il faut trouver la façon dont l'attribut distribue les individus dans les classes selon chaque branche (équation (I.21)) Ensuite, il faut calculer l'entropie moyenne (équation (I.22)) de chaque attribut et choisir celui

pour lequel l'entropie est moindre; il sera le premier attribut à être testé. La procédure de sélection d'un nouvel attribut et la partition des individus est répétée pour chaque nœud, en n'utilisant que les individus associés au nœud. Ainsi, les attributs qui ont déjà été testés ne sont pas inclus, de façon à ce que chaque attribut soit testé au moins une fois dans un des chemins possibles. Ceci est fait jusqu'à ce que :

- chaque attribut ait été déjà inclus, ou que
- les individus liés à ce nœud feuille aient tous la même classe assignée (i.e. leur entropie est zéro).

Il n'y a aucune restriction pour la nature des données à classifier : les arbres de décision peuvent manipuler des variables continues (discrétisées) et symboliques. Un autre avantage des arbres de décision est leur capacité à générer des règles compréhensibles, tout en réalisant la classification sans exiger beaucoup de calcul. Ils fournissent une indication claire sur les attributs les plus représentatifs pour la classification ou la prévision. Un inconvénient des arbres de décision est que la plupart d'entre eux examinent seulement un champ (attribut) à la fois. D'ailleurs, ils peuvent être informatiquement coûteux dans leur construction, de par leur croissance combinatoire.

I.4.4 Réseaux neuronaux artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent une technique non-linéaire complexe basée sur le modèle d'un neurone humain. Il s'agit d'un ensemble d'entités simples, appelées « neurones », fortement interconnectées entre elles. En fait, les RNA visent à modéliser les capacités d'apprentissage du cerveau humain.

Les premiers travaux sur les RNA ont été développés par McCulloch et Pitts en 1943, qui, en se basant sur des fondements biologiques, ont proposé un modèle binaire où chaque neurone a une fonction seuil. En 1949, Hebb propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modifications des connexions synaptiques. Ce mécanisme est devenu la base des algorithmes courants.

La première architecture neuronale, le perceptron, apparaît en 1958, grâce aux travaux de Rosenblatt [**Per 98**].

Un RNA se compose typiquement d'une couche d'entrée, d'une ou de plusieurs couches intermédiaires ou cachées et d'une couche de sortie. Dans le fonctionnement du RNA, chaque nœud ou neurone est connecté à d'autres neurones d'une couche suivante

par des poids synaptiques adaptables.

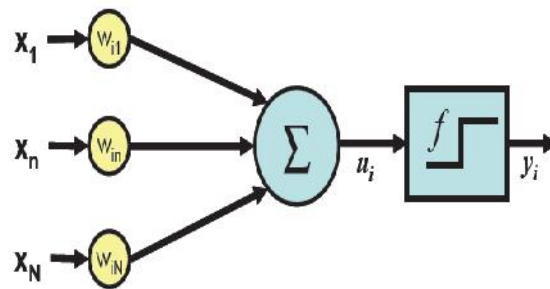


Figure .I.4-Schéma général d'un neurone

La figure .I.4 montre le schéma général d'un neurone. Chaque nœud i calcule la somme de ses entrées (x_1, \dots, x_N) , pondérées par les poids synaptiques (w_{1i}, \dots, w_{Ni}) correspondants; cette valeur représente l'état interne du neurone (u_i) . Ce résultat est alors transmis à une fonction d'activation f . La sortie y_i est l'activation du neurone. Le modèle général du neurone est représenté par :

$$u_i = \sum_{n=1}^N w_{in} x_n \quad (I.23)$$

$$y_i = f(u_i) \quad (I.24)$$

La propriété principale des RNA est leur capacité d'apprentissage. En fait, cet apprentissage peut être considéré comme la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau. Il existe différentes techniques d'apprentissage, dont la plupart ont besoin d'une quantité considérable d'exemples et de beaucoup de temps de calcul. Une de ces techniques est *l'apprentissage supervisé*; ici le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. De cette façon, le réseau va modifier ses poids jusqu'à ce que le résultat soit le plus proche possible de la sortie attendue, correspondant à une entrée donnée. L'algorithme de *rétro-propagation* (Figure I.4) est le plus populaire parmi les techniques d'apprentissage supervisé [Bis 95]. L'algorithme essaye d'améliorer la performance du RNA en réduisant la différence entre le résultat (y_i) obtenu par le nœud et la sortie attendue (d_i) , en ajustant les poids par une technique de gradient. Cette différence

est mesurée par l'erreur quadratique :

$$E = \frac{1}{2} \sum (y_i - d_i)^2 \quad (\text{I.25})$$

L'apprentissage par rétro-propagation travaille de la façon suivante : les poids w_{in} sont initialisés aléatoirement. Chaque fois qu'un exemple est présenté au RNA, l'activation de chaque nœud est calculée. Après que le résultat de la sortie soit calculé, l'erreur e_p de chaque nœud est calculée en remontant le réseau, c'est-à-dire de la couche de sortie vers la couche d'entrée. Cette erreur est le produit de la fonction d'erreur E (équation (I.25)) et de la dérivée de la fonction d'activation f . Par conséquent, l'erreur est une mesure du changement de la sortie du RNA provoqué par un changement des valeurs des poids du réseau. Les RNA avec apprentissage supervisé les plus utilisés sont le perceptron, le perceptron multi-couche (PMC) [Her 94] et les réseaux à base radiale (RBF) [Orr 96]. Les RBF permettent de réaliser un apprentissage sans déterminer a priori la structure du réseau. La partition de l'espace de description selon les RBF est décrite par des formes géométriques diverses. Les RBF sont des réseaux à deux couches.

Dans la première couche, des fonctions à Base Radiale sont implémentées au sein des neurones. Normalement la fonction utilisée est de type gaussien. Les poids de cette couche, sont calculés en utilisant la fonction de distance euclidienne. La deuxième couche (couche de sortie) correspond aux neurones contenant une fonction d'activation de type linéaire.

Dans la plupart des algorithmes utilisés pour la conception des RNA, il faut choisir à l'avance le nombre de couches cachées du réseau ainsi que le nombre de neurones par couche.

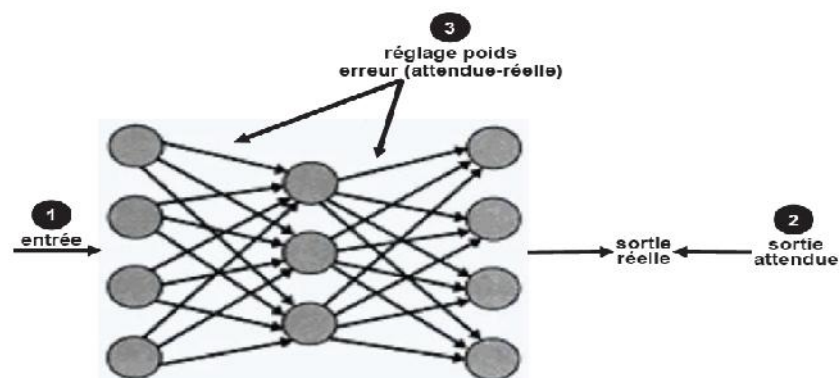


Figure I.5 -Réseaux avec apprentissage par retro-propagation

Dans le cas des RNA avec *apprentissage non-supervisé*, où les exemples n'ont pas des classes attribuées a priori, le réseau s'adapte en réponse à ses entrées. Il y a des réseaux capables de modéliser la structure de l'espace de représentation, généralement en termes d'une fonction de densité de probabilité, ou en représentant les données en termes de prototypes (centres) et leur similarité à chaque prototype. Cette similarité est calculée avec une métrique de distance. Quand la mesure de similarité d'un exemple est considérée insuffisante pour que celui-ci soit classé dans un des différents groupes existants, un nouveau groupe est créé. Parmi ce type de réseau, nous trouvons les réseaux auto-organisationnels (ou de Kohonen) [Koh 95] et plus récemment, les réseaux "Cluster Détection and Labeling (CDL)" [Elt 98].

Après la phase d'apprentissage à partir d'un ensemble des données, le RNA est prêt et peut être utilisé pour la prédiction ou pour la classification de nouveaux exemples dans les classes existantes.

Dans la littérature, de nombreux travaux démontrent l'utilité des RNA, de par leurs caractéristiques d'apprentissage et capacité de généralisation, pour la détection et le diagnostic de défaillances [Ven 90],[Raj 04],[Kan 11],[Kal 10], [Bouk 09], [Tan 12], [Bou 13c] ainsi que pour la surveillance de processus complexes [Lur 03].

Les RNA sont très intéressants pour des problèmes non-linéaires où il devient de plus en plus difficile d'employer des techniques telles que les arbres de décision, car ces derniers coupent l'espace de représentation de façon parallèle aux axes (attributs). Les RNA sont appropriés aussi dans le cas de mesures bruitées. Néanmoins, le temps de calcul pendant la phase d'apprentissage peut devenir très important et la définition des paramètres du réseau délicate. Un autre inconvénient est que les RNA ne donnent pas une représentation explicite des connaissances, ni à partir des règles, ni avec un autre moyen facilement interprétable. Le modèle est implicite et caché dans la structure du réseau et les poids des connexions entre nœuds. C'est pour cette raison que les RNA sont parfois considérés comme "un système boîte grise". En outre, les RNA ne permettent pas de travailler directement avec des informations de type symbolique (qualitatif). Donc, dans un problème de classification où certains attributs sont de type qualitatif il est nécessaire de réaliser une représentation quantitative. Néanmoins, Nauck et Kruse ont proposé une approche neuro-floue pour la classification de données [Nau 95]. Il s'agit, de réaliser une classification à partir des données dont leurs attributs sont représentés par des sous-ensembles flous.

I.5 Le diagnostic appliqué aux machines électriques

Pour la détection d'un dysfonctionnement de machine électrique, il est nécessaire de posséder :

une bonne connaissance du comportement de la machine, de son état et de son fonctionnement.

une bonne connaissance des défaillances et de leurs conséquences sur le fonctionnement de la machine.

I.6 Les grandeurs analysées par les méthodes de diagnostic

Les méthodes de diagnostic heuristiques permettent maintenant au monde industriel de développer des systèmes de surveillance performants et efficaces. Elles peuvent impliquer plusieurs domaines scientifiques et techniques. Elles reposent sur l'analyse de grandeurs de type :

- électrique: analyse des grandeurs électriques aux bornes de la machine (tensions, courants, ...);
- mécanique: analyse de la vitesse, du couple ou même des vibrations (accéléromètres, ...);
- thermique: analyse de la température de la machine (sonde de température, mesure infra rouge);
- électromagnétique: analyse des flux dans l'entrefer (spires de mesure de flux), des flux axiaux, des flux de fuite (bobines externes) ou des champs électriques externes (mesure de décharges partielles);
- chimique: analyse des huiles et des gaz.

I.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons donné un bref aperçu sur l'état de l'art des différentes méthodes de diagnostic de défaillances et des stratégies de détection et de diagnostic au moyen des méthodes de classification.

Différents catégories de méthodes ont été présentées : l'approche *signal*, l'approche *système*, les méthodes à base de *modèles*, les méthodes à base de *connaissances* et les méthodes à partir des *données historiques*. Le choix d'une de ces méthodes dépend essentiellement des connaissances disponibles sur le procédé, sans oublier les considérations techniques et économiques. Néanmoins, nous avons constaté que ces méthodes ont des limitations et qu'un cadre de travail pour la résolution des problèmes de façon collective, utilisant des raisonnements différents et parallèles, s'avère être une alternative attractive pour relever les défis du diagnostic.

Puis, nous avons présenté les caractéristiques générales des différentes méthodes de classification qui peuvent être utilisées pour la détection de défaillances. Parmi ces méthodes, nous avons évoqué les méthodes de regroupement ("clustering") strict (K-moyennes) et flou (C-moyennes floues), lesquelles utilisent un apprentissage de type non supervisé. Parmi les méthodes qui emploient un apprentissage supervisé (ou dirigé), nous avons cité : les arbres de décision, qui peuvent être représentés comme des règles interprétables par l'homme et qui admettent des attributs de nature qualitative ainsi que numérique; les méthodes statistiques et les réseaux des neurones artificiels (RNA).

Nous avons fait une comparaison des avantages et faiblesses de différentes techniques de classification de manière à sélectionner celle sur laquelle va s'appuyer la stratégie de surveillance que nous proposons.

CHAPITRE : 2

***MODELISATION ANALYTICO-NUMERIQUE
ET CONSTRUCTION
D'UNE
STRUCTURE TOLERANTE AUX DEFAUTS
DE
LA MACHINE A RELUCTANCE VARIABLE***

2.1 Introduction

Les travaux sur la modélisation et le diagnostic des machines électriques ont souvent porté sur les machines «*conventionnelles*» surtout asynchrones. C'est pourquoi nous allons nous intéresser ici à des machines moins classiques type machine à réluctance variable (*MRV*) et machine synchrone à réluctance variable (*MSRV*) qui couvrent actuellement beaucoup d'applications ceci grâce à la simplicité de leurs structures ainsi qu'à leurs performances. Ces atouts leur ont permis de faire un bon chemin dans le domaine des entraînements à vitesse variable.

La modélisation permet de s'affranchir des difficultés liées au diagnostic de machines électriques, c'est-à-dire des modèles de fonctionnement sains mais aussi des modèles de fonctionnement en présence de défaut. Il existe à ce jour plusieurs méthodes de modélisation adéquates comme la méthode des éléments finis, la méthode des réseaux de perméances ou des méthodes analytiques. Grâce à ces approches, il est possible de décrire le comportement de la machine en présence d'un défaut et de permettre ainsi de caractériser son influence.

Ce chapitre est scindé en deux parties: (i) la première concerne la modélisation analytique et numérique à l'aide du logiciel FLUX-2D 7.6 et Flux to Simulink avec le flux-2D 10.4 (ii) la deuxième portera sur la modélisation et la construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable afin d'améliorer le fonctionnement de ce premier type de machine étudié et modélisé. Pour cela, on a proposé un nouveau modèle de convertisseur basé sur le principe de la séparation entre les phases pour la compréhension et l'analyse de différents défauts;

De nos jours, la tendance en génie électrique est de développer des applications aussi sûres que possible. Le concept de tolérance aux pannes est devenu un objectif pour de nombreux chercheurs.

Bien qu'un certain nombre de définitions puissent être données pour *un système tolérant aux pannes*, la définition la plus simple est que c'est un système dans lequel un défaut dans un composant ou sous-système ne provoque pas un dysfonctionnement de l'ensemble du système. Le système doit accomplir sa fonction malgré la présence ou l'occurrence de défauts. La tolérance aux pannes d'un système donné peut être quantifiée en termes de fiabilité et de disponibilité. En règle générale, la fiabilité signifie un attribut de

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réductance variable

composants et de systèmes qui n'aura pas besoin d'être réparé et est souvent mesurée en termes de temps moyen avant la défaillance '*mean time to failure*' (MTTF).

Néanmoins, les systèmes tolérants aux pannes ne sont pas si faciles à réaliser. Un système à tolérance de panne doit détecter les défauts dans ses composantes et doit également avoir la possibilité soit de les corriger en optant pour une unité de sauvegarde lorsque le principal échoue ou par la reconfiguration du système par exemple.

Dans le domaine des machines électriques, les variantes tolérantes aux pannes nécessitent non seulement des modifications de structure, mais aussi des connexions spéciales pour les enroulements et dispositifs électroniques intelligents. Pour compenser la hausse de la demande des coûts d'un convertisseur de puissance plus complexe, l'utilisation d'une machine relativement simple est requise.

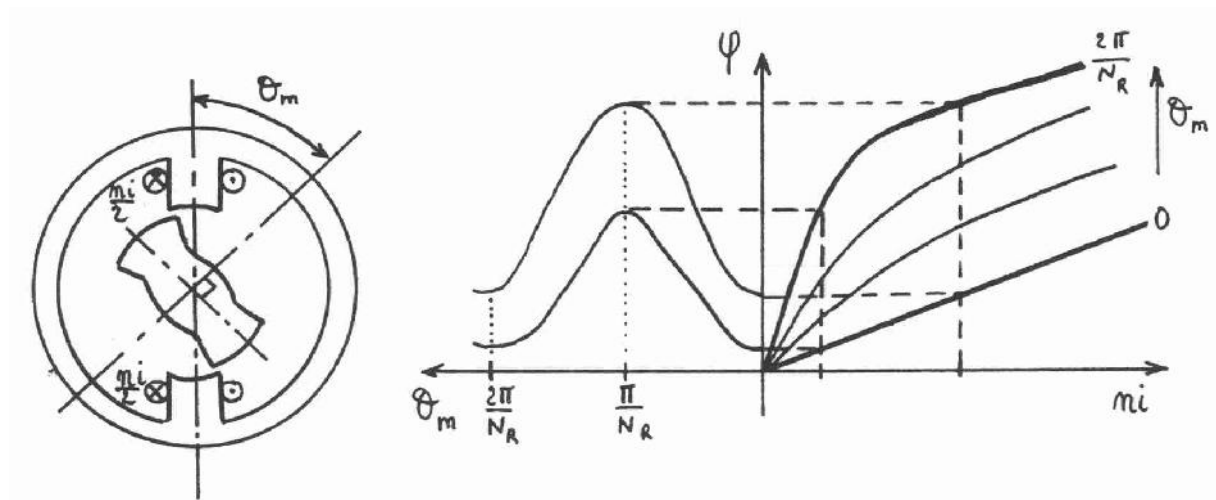
Après une vision d'ensemble de la tolérance aux défauts et de sa place au sein de la sûreté de fonctionnement, les techniques de tolérance de machines électriques et de convertisseur aux diverses classes de fautes sont présentées, ainsi que leur mise en œuvre.

Par conséquent, tous les nouveaux résultats peuvent être d'intérêt important pour tous les chercheurs travaillant dans le domaine de diagnostic et de la tolérance de défauts.

2.2 Modèle de la machine à réluctance variable

2.2.1 Principes de base des MRV [Ber 04]

Cette partie rappelle les principes de base de la conversion électromécanique d'énergie appliqués aux machines à réluctance variable. Considérons le circuit magnétique simple de la Figure I.1 constitué d'une culasse ferromagnétique fixe et d'une pièce ferromagnétique mobile dont l'axe est repéré par l'angle θ_m . Le passage d'un courant I dans les n spires de l'enroulement crée une force magnétomotrice (fmm) définie par: $F = N.I$.



Structure élémentaire monophasée d'étude
Figure .II.1 -a-

caractéristique électromagnétique fondamentale
Figure .II.1 -b-

Le flux traversant les N spires de l'enroulement varie en fonction de la réluctance magnétique des différentes portions du circuit, à savoir la réluctance \mathfrak{R} qui est la somme des réluctances de la culasse stator, de la pièce mobile rotor et de l'entrefer qui est généralement dominante. La réluctance peut être représentée par son inverse qui est la perméance (proportionnelle à l'inductance) définie par :

$$\wp = \frac{1}{\mathfrak{R}} \quad (\text{II.1})$$

et en relation avec le flux totalisé :

$$\Psi = LI = N^2 IP \quad (\text{II.2})$$

L : étant l'inductance propre de l'enroulement.

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

Pour un courant I dans l'enroulement, la variation de l'entrefer définit deux valeurs limites du flux (Figure I.1) qui se traduira par une variation de flux donc d'énergie magnétique : pour $\theta = 0$ (modulo π), le flux est maximal ; il est minimal pour $\theta = \pm \pi/2$ (modulo π).

La perméance possède donc une périodicité de $2\pi/n$ ($Nr\theta$ dans le cas général de Nr dents rotoriques). En se limitant au premier harmonique, elle s'exprime par :

$$\phi = \phi_0 + \phi_1 \cos(2n\theta) \quad (\text{II.3})$$

De manière similaire, la relation entre l'inductance de l'enroulement et l'angle θ est :

$$L = N^2 \phi_0 + N^2 \phi_1 \cos(2n\theta) = L_0 + L_1 \cos(2n\theta) \quad (\text{II.4})$$

Pour des variations du courant I entre 0 et I_f et du flux Φ entre 0 et Φ_f , nous pouvons déterminer l'énergie magnétique W_e ainsi que la coénergie magnétique W_c (Figure II.2).

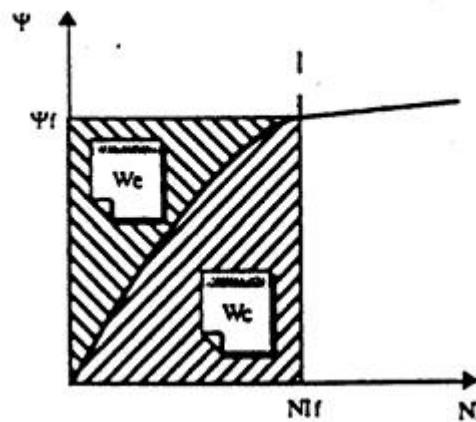


Figure. II.2 -Energie et coénergie magnétiques

L'énergie magnétique est définie par:

$$W_m = \int i \cdot \partial \Phi \quad (\text{II.5})$$

Et la coénergie :

$$W_c = \int \Phi \cdot \partial i \quad (\text{II.6})$$

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

A partir de la caractéristique flux-At, on peut calculer le couple développé par une machine donnée en suivant la méthode des travaux virtuels qui considère soit une variation de l'énergie magnétique soit de la coénergie ; nous pouvons ainsi exprimer le couple instantané à partir de l'énergie magnétique:

$$ce = \frac{\partial W_m}{\partial_n m} = -Nr \cdot \left(\frac{\partial W_m}{\partial_n e} \right)_{\mathbb{E} = cte} \quad (\text{II.7})$$

En régime linéaire, le flux est lié aux ampères tours (ni) par la perméance P (θ) donc :

$$\{ \varphi_n \} = P(n) \cdot ni \quad (\text{II.8})$$

$$W_c = \int \varphi(n) \cdot ni \cdot dni = \frac{1}{2} \varphi(n) \cdot ni \quad (\text{II.9})$$

Ce qui permet d'exprimer le couple à partir de la coénergie :

$$ce = \frac{Nr}{2} \cdot ni^2 \cdot \frac{d\varphi}{d_n} \quad (\text{II.10})$$

$$ce = \frac{\partial W_c}{\partial_n m} = Nr \cdot \left(\frac{\partial W_c}{\partial_n e} \right)_{ni = cte} \quad (\text{II.11})$$

Ou bien par rapport à l'inductance de la phase L (θ) :

$$ce = \frac{Nr}{2} \cdot i^2 \cdot \frac{d(n^2 \varphi)}{d_n} = \frac{Nr}{2} \cdot i^2 \cdot \frac{dL}{d_n} \quad (\text{II.12})$$

De la même manière, si on impose le flux on obtient à partir de l'expression de l'énergie magnétique le couple :

$$ce = -\frac{Nr}{2} \cdot n^2 \cdot \mathbb{E}^2 \frac{d\mathfrak{R}}{d_n} \quad (\text{II.13})$$

où $\mathfrak{R}(\theta)$ est la réluctance.

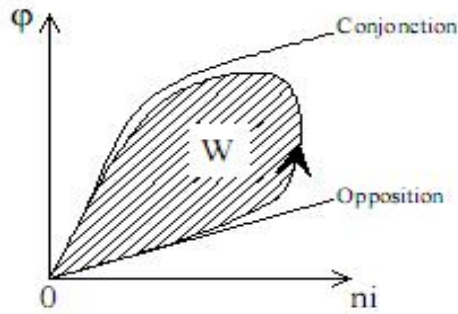


Figure. II.3 -Energie convertie lors d'un cycle d'alimentation

Lorsque la machine est saturée l'inductance de la phase ne varie plus seulement en fonction de la position. Il faut alors calculer le couple à partir de l'énergie convertie lors d'un cycle d'alimentation.

La puissance électromagnétique convertie P_{em} s'exprime alors par :

$$P_{em} = f \cdot W \quad (\text{II.14})$$

La fréquence électrique d'alimentation peut s'exprimer à partir de la pulsation de rotation du moteur Ω :

$$f = N_r \cdot \frac{\Omega}{2f} \quad (\text{II.15})$$

Ainsi le couple électromagnétique C_{em} vaut si le moteur comporte q phases :

$$c_{em} = \frac{q \cdot P_{em}}{\Omega} = q \cdot N_r \cdot \frac{W}{2f} \quad (\text{II.16})$$

2.2.2 Les équations électriques

Lorsque l'on applique une tension V aux bornes d'une phase de la machine on peut décrire son fonctionnement par les équations suivantes :

$$V = r.i + \frac{d\Phi(n, i)}{dt} = ri + n. \frac{d\Phi(n, i)}{dt}$$

$$V = r.i + n. \left[\frac{di}{dt} \cdot \frac{\partial W(n, i)}{\partial W} + \frac{dn}{dt} \cdot \frac{\partial W(n, i)}{\partial n} \right] \quad (II.17)$$

$$\check{S} = \frac{dn}{dt} = \Omega.Nr$$

Attention à ne pas confondre flux totalisé ($\Psi=n\phi$) avec flux magnétique (ϕ) !!!!!!!

Dans le cas linéaire on a $\Phi = L(\theta).i$ et on peut réécrire la dernière équation sous la forme :

$$V = r.i + n. \left[L. \frac{di}{dt} + i.\check{S}. \frac{dL}{d\theta} \right] \quad (II.18)$$

Le terme dû à la variation d'inductance en fonction de la position et de la vitesse angulaire en $i.\omega.(dL/d\theta)$ est classiquement dénommé force contre-électromotrice.

2.2.3 Le mode d'alimentation

Théoriquement, il existe 2 modes fondamentaux d'alimentation en moteur :

a. Alimentation en courant unidirectionnel

Type haché synchronisé (Figure. II.4) avec le mouvement du rotor (capteur position) \Rightarrow on obtient l'équivalent d'une machine synchrone.

Ce courant en créneaux est équivalent à la superposition d'un courants continu DC (excitation série) plus un courant alternatif AC dont la pulsation est reliée à la pulsation de rotation du rotor par :

$$i = I_{max} \cos(p\theta) + I_{exc} \quad (II.19)$$

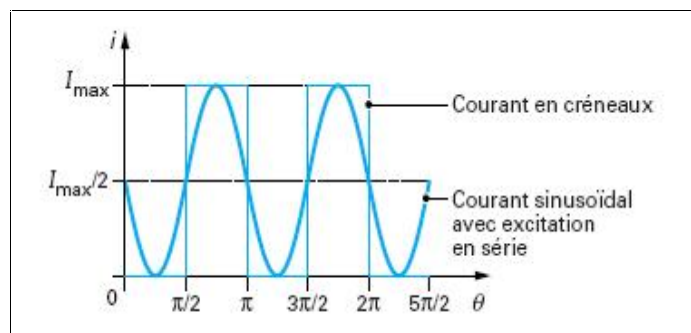


Figure. II.4 -Alimentation en courant unidirectionnel

La Figure .II.5 montre la forme d'onde du courant, l'inductance, le flux et le couple en fonction de l'angle électrique :

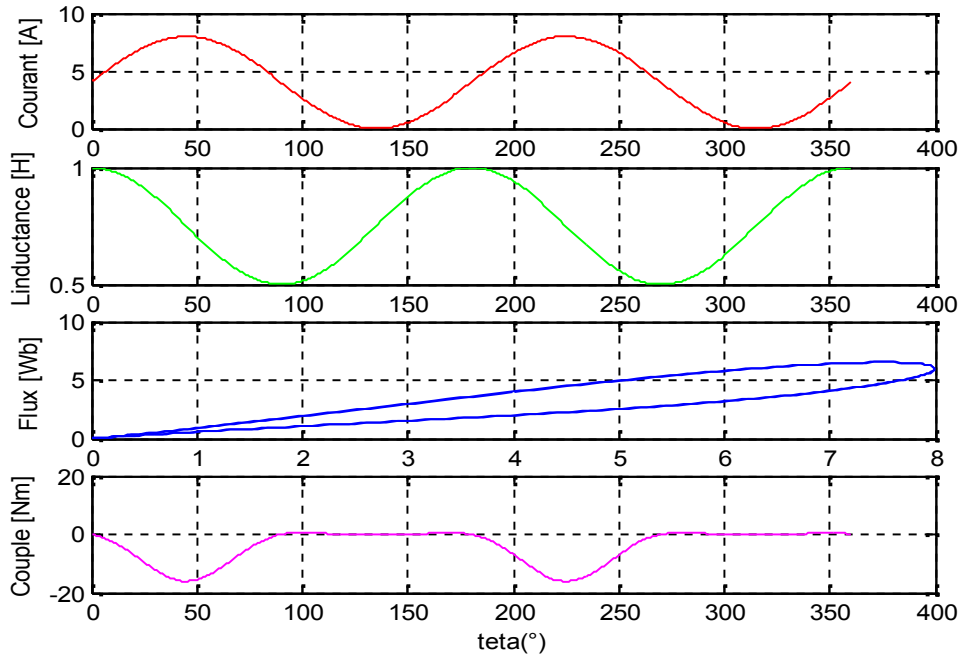


Figure. II.5- Courant, inductance, flux et couple pour une alimentation avec un courant unidirectionnel

b. Alimentation en courant alternatif

En remarquant que le sens du courant n'intervient pas dans le fonctionnement précédent (sens de rotation et signe du couple ne dépendent que des valeurs de θ pour lesquelles le bobinage est alimenté ou non), on devrait obtenir un fonctionnement identique au précédent avec une alimentation purement alternative (Figure. II.6) de pulsation moitié:

$$\omega' = (N_r/2).\Omega \tag{II.20}$$

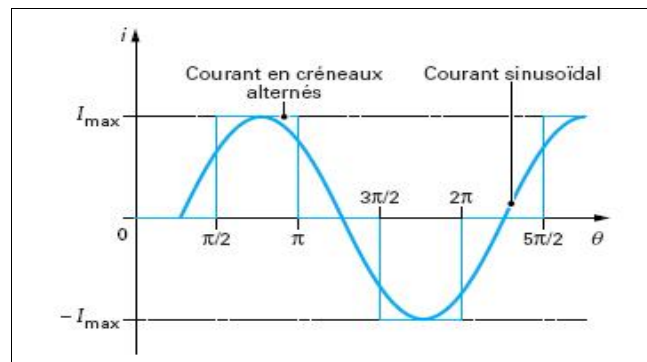


Figure .II.6 -Alimentation en courant bidirectionnel

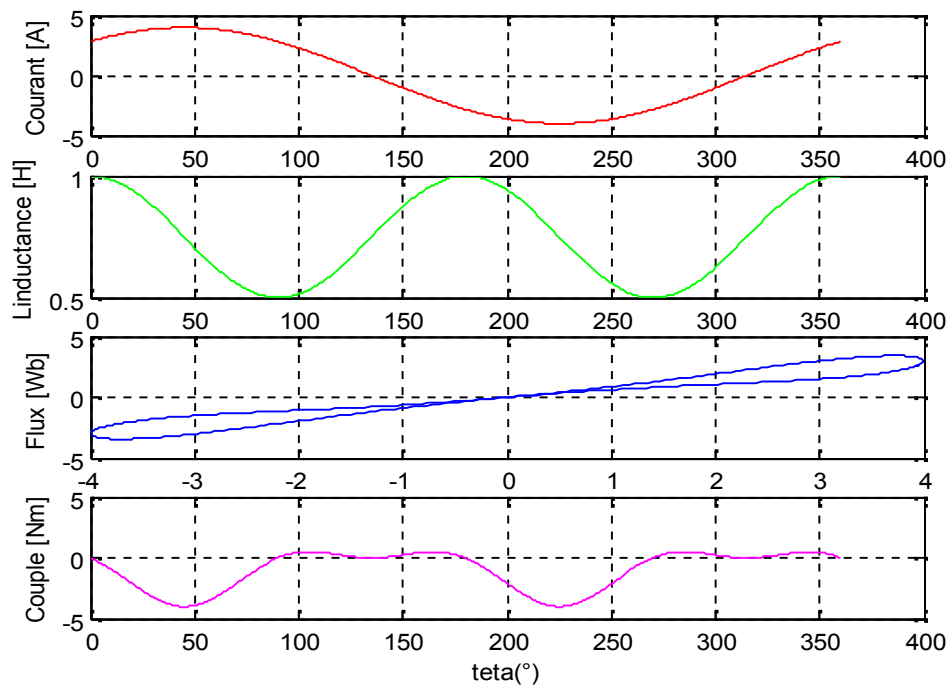


Figure. II.7 - Courant, inductance, flux et couple pour une alimentation avec un courant bidirectionnel

Comme le cas précédant, la Figure. II.7 montre la forme d'onde du courant, l'inductance, le flux et le couple en fonction de l'angle électrique pour une alimentation en courant alternatif.

2.3 Modèle de la machine synchrone à réluctance variable

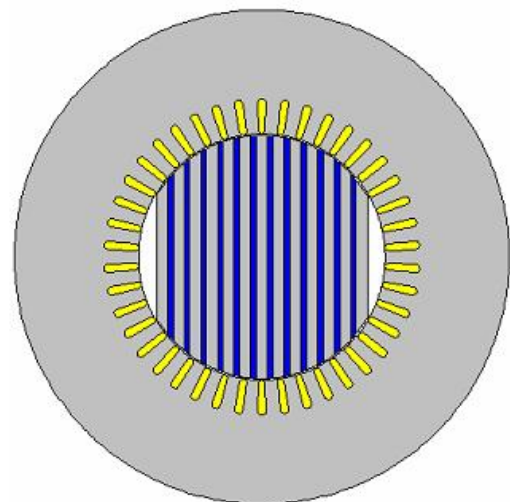
Depuis une décennie, grâce à ses avantages structurels (simplicité et robustesse), la machine synchro-réductante convient bien aux applications à forte puissance et vitesse élevée, domaine couvert actuellement par la machine asynchrone. Mais cette dernière présente des pertes Joule et des pertes fer au rotor en régime permanent. La machine synchro-réductante est donc sur ce point une concurrente de la machine asynchrone. De plus, le rotor, pouvant être massif, elle est robuste et joue le rôle d'amortisseur. En outre, du fait de l'absence d'excitation, son courant de court-circuit est largement plus faible que celui d'une machine synchrone. Cela diminue le coût du système de protection et la taille du convertisseur d'alimentation.

La machine synchro-réductante couvre une large gamme de puissances de 750 [W] à 100 [kW] et de vitesse: de 3000 [tours/min] à 48000 [tours/min].

Nous avons choisi, pour notre étude diagnostic et simulation de défauts, le rotor axialement laminé car le rapport de saillance (L_d/L_q) qui est un paramètre déterminant des performances intrinsèques de la machine atteint des ratios supérieurs à 8, ce qui fait que ce type de rotor est utilisé dans une « pile-vent » de parc éolien.



(a)



(b)

Figure .II.8 –Le rotor axialement laminé (a) du modèle de MSR.V choisie (b)

2.3.1 Principe de fonctionnement d'une machine synchrone à réluctance variable

Le stator de la machine synchro-réductante est bobiné de la même façon que celui des machines synchrones ordinaires. Il s'agit d'un bobinage triphasé avec p paires de pôles alimenté par un système triphasé équilibré de courants de pulsation ω . Le bobinage triphasé crée alors une force magnétomotrice (f.m.m) tournante avec une vitesse angulaire de ω/p . Son rotor saillant présente une « dissymétrie » entre l'axe direct et l'axe en quadrature. Il se positionne par rapport à la f.m.m tournante de manière à ce que la réluctance traversée par le flux d'induction magnétique dans l'entrefer soit la plus petite que lui permet la charge qu'il entraîne. En tournant, la force magnétomotrice entraîne ainsi le rotor à la même vitesse ω/p . L'angle θ entre le maximum de la fmm et l'axe d du rotor est appelé « angle de charge ».

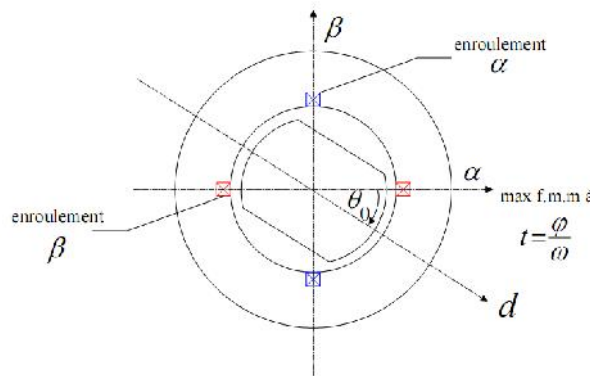


Figure .II.9 -Machine diphasée équivalente

En régime linéaire, l'énergie magnétique de la machine s'exprime en fonction des inductances, de la valeur efficace I_2 du courant diphasé et de l'angle de charge par :

$$W = I_2^2(L_d \cos^2 \theta + L_q \sin^2 \theta) = \frac{1}{2} I_2^2(L_d - L_q) \cos 2\theta + \frac{1}{2} I_2^2(L_d + L_q) \quad (II.21)$$

Nous pouvons constater que l'énergie possède une partie non convertible indépendante de θ , dite énergie magnétisante, et une partie convertible en $\cos (2 \theta)$ dont l'amplitude est proportionnelle à la différence $(L_d - L_q)$. Nous obtenons le couple en dérivant l'énergie par rapport à l'angle de charge :

$$ce = \frac{\partial W}{\partial \left(\frac{\theta}{p} \right)} = -p I_2^2(L_d - L_q) \sin 2\theta \quad (II.22)$$

Soit :

$$ce = p(L_d - L_q)i_d i_q = 2p(L_d - L_q)I_d I_q \quad (\text{II.23})$$

Où I_d et I_q sont les valeurs efficaces des courants direct et en quadrature, liés par :

$$I_d = \frac{i_d}{\sqrt{2}} \quad (\text{II.24})$$

$$I_q = \frac{i_q}{\sqrt{2}} \quad (\text{II.25})$$

Ce couple est maximum pour $\theta = 45^\circ$, c'est à dire quand $I_d = I_q = I_2/\sqrt{2}$. Dans ce cas, le couple s'écrit :

$$ce = p(L_d - L_q)I_2^2 = pI_2^2 L_d \begin{pmatrix} \frac{L_d}{L_q} \\ \frac{L_d}{L_q} \\ \frac{L_d}{L_q} \end{pmatrix} \quad (\text{II.26})$$

Le point de fonctionnement à couple maximum est particulièrement intéressant. En ce point, le facteur de puissance peut approximativement s'exprimer par :

$$\cos \phi_{ce \max} \approx \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{\frac{L_d}{L_q} - 1}{\sqrt{\left(\frac{L_d}{L_q}\right)^2 + 1}} \quad (\text{II.27})$$

La production de couple vient donc directement de la dissymétrie entre l'axe direct et l'axe en quadrature, autrement dit de la saillance du rotor ; le facteur de puissance dépend du rapport L_d/L_q , donc en essayant de préserver une valeur suffisante de L_d .

2.3.2 Le model mathématique d'une machine synchrone à réductance

Hypothèses et mise en équations

Pour pouvoir développer le modèle électrique équivalent de la machine, il est nécessaire de faire certaines hypothèses. Ces hypothèses classiques sont les suivantes :

on considère une distribution sinusoïdale des forces magnétomotrices d'entrefer créées par les bobinages statoriques et rotoriques.

on néglige les phénomènes de saturation et d'hystérésis magnétique.

on néglige les pertes dans le fer de la machine.

on néglige l'effet de peau.

on néglige l'effet de la température sur la valeur des résistances.

On donne sur la figure .II.10, une représentation symbolique de la machine bipolaire équivalente. Le stator est composé de trois bobinages déphasés de $2p/3$ dans l'espace. La cage du rotor peut être modélisée par deux enroulements en quadrature, l'un placé suivant l'axe d (axe de faible entrefer) et l'autre suivant l'axe q. Cette représentation simplifiée du rotor ne permet pas d'accéder à la connaissance du courant circulant effectivement dans chaque barre mais conduit à une traduction assez fidèle de l'influence des barres rotoriques sur le comportement de la machine. L'angle θ_e représente la position mécanique du rotor et p le nombre de paires de pôles.

2.3.2.1 Dans un repère lié au stator

Nous trouvons un développement complet du modèle de la machine non saturée dans le repère du stator. Les expressions des flux à travers les bobinages statoriques et rotoriques sont les suivantes :

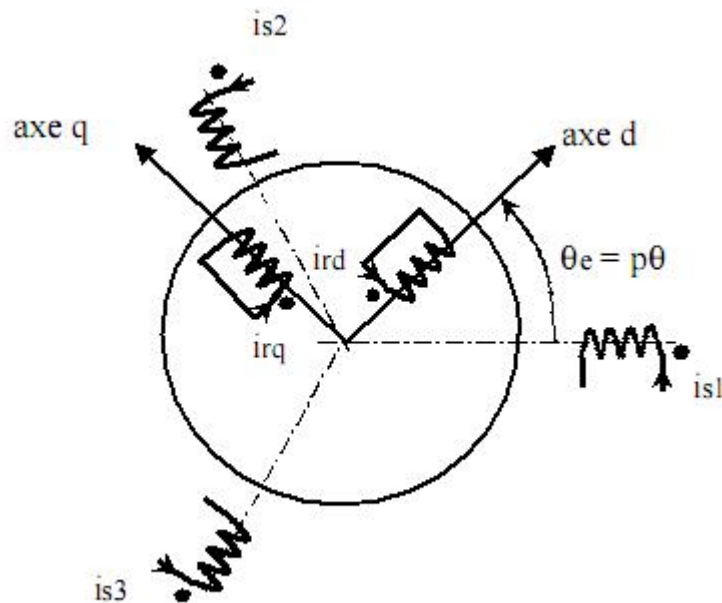


Figure .II.10 - Représentation symbolique de la machine

$$\begin{bmatrix} \mathcal{E}_{s1} \\ \mathcal{E}_{s2} \\ \mathcal{E}_{s3} \\ \mathcal{E}_{rd} \\ \mathcal{E}_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_1(\theta_e) & L_{12}(\theta_e) & L_{13}(\theta_e) & L_{1rd}(\theta_e) & L_{1rq}(\theta_e) \\ L_{21}(\theta_e) & L_2(\theta_e) & L_{23}(\theta_e) & L_{2rd}(\theta_e) & L_{2rq}(\theta_e) \\ L_{31}(\theta_e) & L_{32}(\theta_e) & L_3(\theta_e) & L_{3rd}(\theta_e) & L_{3rq}(\theta_e) \\ L_{1rd}(\theta_e) & L_{1rd}(\theta_e) & L_{3rd}(\theta_e) & L_{rd} & 0 \\ L_{1rq}(\theta_e) & L_{2rq}(\theta_e) & L_{3rq}(\theta_e) & 0 & L_{rq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s1} \\ i_{s2} \\ i_{s3} \\ i_{rd} \\ i_{rq} \end{bmatrix} \quad (\text{II.28})$$

Les inductances qui apparaissent dans l'équation (II.29) dépendent pour la plupart de la position du rotor. En première approximation, les expressions des inductances propres et mutuelles du stator sont les suivantes :

$$\begin{aligned} L_1(\theta_e) &= L_0 + L_2 \cos(2\theta_e) & L_{12}(\theta_e) &= M_0 + M_2 \cos\left(2\left(\theta_e + \frac{2f}{3}\right)\right) \\ L_2(\theta_e) &= L_0 + L_2 \cos\left(2\left(\theta_e - \frac{2f}{3}\right)\right) & L_{23}(\theta_e) &= M_0 + M_2 \cos(2\theta_e) \\ L_3(\theta_e) &= L_0 + L_2 \cos\left(2\left(\theta_e + \frac{2f}{3}\right)\right) & L_{31}(\theta_e) &= M_0 + M_2 \cos\left(2\left(\theta_e - \frac{2f}{3}\right)\right) \end{aligned} \quad (\text{II.29})$$

Les expressions des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et les enroulements rotoriques sont données par :

$$\begin{aligned} L_{1rd}(\theta_e) &= M_{srd} \cos(2\theta_e) & L_{1rq}(\theta_e) &= M_{srq} \sin(\theta_e) \\ L_{2rd}(\theta_e) &= M_{srd} \cos\left(\theta_e - \frac{2f}{3}\right) & L_{2rq}(\theta_e) &= M_{srq} \sin\left(\theta_e - \frac{2f}{3}\right) \\ L_{3rd}(\theta_e) &= M_{srd} \cos\left(\theta_e + \frac{2f}{3}\right) & L_{3rq}(\theta_e) &= M_{srq} \sin\left(\theta_e + \frac{2f}{3}\right) \end{aligned} \quad (\text{II.30})$$

Il existe une relation entre les coefficients L_0 et M_0 et entre les coefficients L_2 et M_2 apparaissant dans l'expression des inductances propres et mutuelles du stator :

$$\frac{M_0}{L_0} = -\frac{1}{2} \quad \frac{M_2}{L_2} = 1 \quad (\text{II.31})$$

Les équations générales des tensions s'obtiennent en écrivant la loi de Faraday pour chacun des enroulements en considérant la chute de tension ohmique. Comme les

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

enroulements rotoriques équivalents à la cage sont en court-circuit, la tension appliquée est nulle :

$$\begin{aligned}
 V_{sa} &= R_s \cdot i_a + \frac{d\mathbb{E}_{sa}}{dt} & 0 &= R_{rd} \cdot i_{rd} + \frac{d\mathbb{E}_{rd}}{dt} \\
 V_{sb} &= R_s \cdot i_b + \frac{d\mathbb{E}_{sb}}{dt} & 0 &= R_{rq} \cdot i_{rq} + \frac{d\mathbb{E}_{rq}}{dt} \\
 V_{sc} &= R_s \cdot i_c + \frac{d\mathbb{E}_{sc}}{dt} & &
 \end{aligned} \tag{II.32}$$

L'expression du couple électromagnétique est obtenue par dérivation de la coénergie :

$$cem = \frac{1}{2} [i]^t \frac{\partial [L]}{\partial \theta_e} [i] \tag{II.33}$$

Ce modèle, valable dans le cadre des hypothèses définies précédemment, peut s'écrire plus simplement dans un repère commun lié au rotor.

2.3.2.2 Modèle de la machine dans le repère (d-q) lié au rotor

Pour simplifier les équations du modèle, on se place dans un repère lié au rotor (axes d-q). Les grandeurs statoriques sont ramenées dans le repère du rotor en appliquant la transformation de Park. Cette transformation mathématique est rappelée ci-dessous pour les courants. Elle est parfaitement définie quel que soit θ_e . Elle est orthogonale et possède une matrice inverse.

La matrice de Park normée est:

$$[P] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e - \frac{2f}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{2f}{3}) \\ -\sin(\theta_e) & -\sin(\theta_e - \frac{2f}{3}) & -\sin(\theta_e + \frac{2f}{3}) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \tag{II.34}$$

Avec :

$$[P]^{-1} = [P]^t \tag{II.35}$$

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

Toutes les grandeurs électriques triphasées sont projetées sur le repère lié au rotor par la transformation de Park, nous écrivons alors dans le cas général:

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = [\mathbf{P}]^t \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_h \end{bmatrix} \quad (\text{II.36})$$

$$\begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ i_{sh} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_e) & \cos(\theta_e - \frac{2f}{3}) & \cos(\theta_e + \frac{2f}{3}) \\ -\sin(\theta_e) & -\sin(\theta_e - \frac{2f}{3}) & -\sin(\theta_e + \frac{2f}{3}) \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.37})$$

Devient alors: le système d'équations

$$[\mathbf{P}]^t [v_{dqh}] = R_s [\mathbf{P}]^t [I_{dqh}] + [\mathbf{P}]^t \frac{d[\Psi_{dqh}]}{dt} + \frac{d[\mathbf{P}^t]}{dt} [\Psi_{dqh}] \quad (\text{II.38})$$

Ou $[X_{dqh}]$ désigne tout vecteur de grandeurs exprimées dans le référentiel lié au rotor, les indices d, q et h désignent respectivement les composantes directe, en quadrature et homopolaire.

La multiplication des deux membres de (II.38) par $[\mathbf{P}]$ nous donne:

$$[v_{dqh}] = R_s [I_{dqh}] + \frac{d[\Psi_{dqh}]}{dt} + p\Omega \frac{d[\mathbf{P}^t]}{dt} [\Psi_{dqh}] \quad (\text{II.39})$$

Avec
$$[\mathbf{P}] \frac{d[\mathbf{P}^t]}{d\theta} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.40})$$

Ce qui donne:

$$[v_{dqh}] = R_s [I_{dqh}] + \begin{bmatrix} L_d & 0 & 0 \\ 0 & L_q & 0 \\ 0 & 0 & L_h \end{bmatrix} \frac{d[I_{dqh}]}{dt} + p\Omega \begin{bmatrix} 0 & -L_q & 0 \\ L_d & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} [I_{dqh}] \quad (\text{II.41})$$

Ou :

$$\begin{bmatrix} L_d & 0 & 0 \\ 0 & L_q & 0 \\ 0 & 0 & L_h \end{bmatrix} = [P][L][P]^t \quad (\text{II.42})$$

Avec:

$$\begin{cases} L_d = L_0 + L_f - M_0 + \frac{1}{2}L_2 + M_2 \\ L_q = L_0 + L_f - M_0 - \frac{1}{2}L_2 + M_2 \\ L_h = L_0 - M_0 \end{cases} \quad (\text{II.43})$$

Le neutre de la machine étant isolé, ce qui implique naturellement $i_h=0$, on peut écrire:

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & -p\Omega L_q \\ p\Omega L_d & R_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_d & 0 \\ 0 & L_q \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} \quad (\text{II.44})$$

Ou encore, sous la forme d'équations d'état:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_s}{L_d} & \frac{p\Omega L_q}{L_d} \\ -\frac{p\Omega L_d}{L_q} & \frac{-R_s}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} \quad (\text{II.45})$$

Equations mécaniques

Le couple électromagnétique est dérivé, selon le principe des travaux virtuels, de l'expression de la coénergie et en régime linéaire de fonctionnement:

$$cem = \frac{1}{2} p [I_{abc}]^t \left[\frac{\partial L}{\partial \theta} \right] [I_{abc}] \quad (\text{II.46})$$

Le remplacement du vecteur courant par sa transformée de Park nous donne:

$$\left\{ \begin{aligned} cem &= \frac{1}{2} [I_{dqh}]^T [P]^t \left[\frac{\partial L}{\partial \theta} \right] [I_{dqh}] \\ &= \frac{1}{2} p [I_{dqh}]^T \begin{bmatrix} 0 & -L_q & 0 \\ L_d & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} [I_{dqh}] \\ &= p(L_d - L_q) i_d i_q \end{aligned} \right. \quad (\text{II.47})$$

On associe à l'équation du couple électromagnétique, la relation fondamentale de la dynamique des systèmes en rotation :

$$J \frac{d\Omega}{dt} + f\Omega = cem - cr \quad (\text{II.48})$$

Ou :

Ω : représente la vitesse de rotation du rotor,

J : représente le moment d'inertie du système,

f : le coefficient de frottements visqueux,

cem : est le couple électromagnétique,

cr : le couple résistant.

Le modèle électrique équivalent de la machine dans le repère commun du rotor est représenté Figure II.11. Dans ce repère, on obtient un modèle relativement simple où la machine est représentée par deux circuits électriques couplés, l'un suivant l'axe d et l'autre suivant l'axe q. Dans la suite, nous ne considérerons pas les équations relatives à la composante homopolaire (machine couplée en étoile sans neutre). Les équations des tensions statoriques aux bornes des bobinages équivalents d'axe d et d'axe q s'écrivent :

$$\begin{aligned} U_{sd} &= R_s \cdot i_{sd} + \frac{d\mathcal{E}_{sd}}{dt} - \check{S}_e \mathcal{E}_{sq} \\ U_{sq} &= R_s \cdot i_{sq} + \frac{d\mathcal{E}_{sq}}{dt} + \check{S}_e \mathcal{E}_{sd} \end{aligned} \quad (\text{II.49})$$

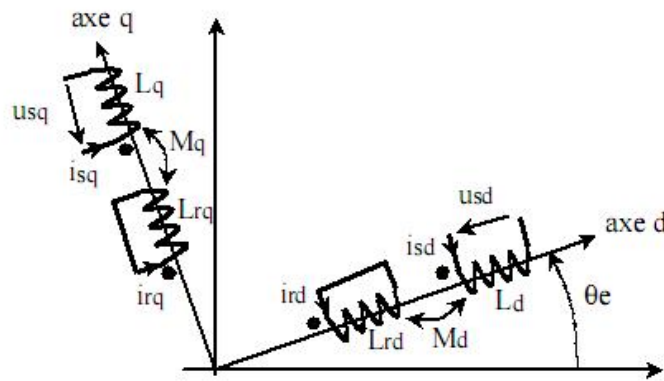


Figure .II.11 -Modèle équivalent dans le repère (dq)

Les flux totalisés dans les enroulements statoriques sont liés aux courants par les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \mathcal{E}sd &= Ld.isd + Md.ird \\ \mathcal{E}sq &= Lq.irq + Mq.irq \end{aligned} \quad (II.50)$$

De la même façon, on peut écrire les équations des tensions rotoriques (les enroulements équivalents sont en court-circuit) :

$$\begin{aligned} 0 &= Rrd.ird + \frac{d\mathcal{E}rd}{dt} \\ 0 &= Rrq.irq + \frac{d\mathcal{E}rq}{dt} \end{aligned} \quad (II.51)$$

Les flux totalisés dans les enroulements rotoriques s'écrivent :

$$\begin{aligned} \mathcal{E}rd &= Lrd.ird + Md.isd \\ \mathcal{E}rq &= Lrq.irq + Mq.isq \end{aligned} \quad (II.52)$$

On montre que l'expression du couple électromagnétique développé par la machine peut s'écrire de la façon suivante :

$$cem = p.(\mathcal{E}sd.isq - \mathcal{E}sq.isd) \quad (II.53)$$

Le modèle électromécanique résultant

La MSRVR sous la forme d'équations d'état:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} id \\ iq \\ \Omega \\ " \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-Rs}{Ld} id + \frac{pLq}{Ld} iq\Omega \\ \frac{-Rs}{Lq} iq - \frac{pLd}{Lq} id\Omega \\ \frac{p(Ld - Lq)id iq}{J} - \frac{f}{J} \Omega - Tr \\ p\Omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{Ld} & 0 \\ 0 & \frac{1}{Lq} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} vd \\ vq \end{bmatrix} \quad (II.54)$$

Note : Le modèle électrique que nous avons rappelé est valable dans le cadre des hypothèses définies précédemment (modélisation au sens du premier harmonique) sans tenir compte de la saturation magnétique des matériaux. Le modèle au sens du premier harmonique d'espace est suffisant pour représenter le fonctionnement d'une machine à réluctance lorsque les enroulements statoriques sont couplés en étoile à neutre isolé.

Le principe des machines à réluctance variable (MRV) a été mis en œuvre depuis environ un siècle soit pour produire des courants de fréquence élevée (10 kHz) à l'époque des débuts de la radioélectricité, soit pour réaliser des actionneurs ou relais électromagnétiques (Electroaimants à palette ou à noyau plongeur). Les MRV ont connu de nouveaux développements depuis une trentaine d'années, d'une part comme dispositifs d'entraînement lents à couple élève, et d'autre part, en association avec des alimentations électroniques de puissance, au sein de systèmes où elles ont pour rôle d'effectuer une conversion électromécanique ou de transmettre une information ; à l'heure actuelle les dispositifs à commutation destinés aux entraînements à grande vitesse de rotation utilisent fréquemment des machines à réluctance variable.

Les machines à réluctance variable (MRV) englobent des machines de structures différentes dont la propriété commune est la variation sensible de la forme de l'entrefer durant la rotation. Mais, ces machines n'ont pas les mêmes caractéristiques ni les mêmes performances et ne sont pas destinées au même usage.

2.4 Moteurs à réluctance variable dans l'approche tolérante aux défauts

Normalement, un système électrique ne peut fonctionner que si tous ses composants sont opérationnels. En cas d'apparition d'un défaut la capacité opérationnelle du système est diminuée de manière cohérente.

Il y a quelques questions importantes qui doivent être considérées lors de la conception d'un système électrique tolérant à la défaillance :

- La localisation du défaut: processus d'observation de la composante qui a été en défaut;
- Le diagnostic de l'erreur: processus d'observation de la cause du défaut;
- L'isolement de défaut: c'est le processus de traitement de défaut afin d'arrêter sa propagation à d'autres composants du système;
- Compenser le défaut: processus de contrôle du reste sain (sous-ensembles fonctionnels), afin de prendre en charge la fonction du défaut.

2.4.1 La tolérance aux pannes des machines électriques

Aujourd'hui, il existe plusieurs applications qui nécessitent un fonctionnement sans défaut. Beaucoup de ces applications incluent les machines électriques. D'avoir une tolérance de panne totale du système, les machines électriques inclus doivent avoir un fonctionnement en continu, malgré les défauts. Habituellement, la première étape pour concevoir une machine tolérante aux défauts est l'augmentation du nombre de pôles et de phases. Par conséquent, le manque d'une phase en défaut est moins sensible dans le développement du couple. Ses principaux inconvénients sont à la fois les pertes fer et les l'augmentation des pertes d'enroulement, des structures complexes et de haute technologie électronique.

Pendant les opérations de la machine, en cas d'apparition d'un défaut, son indemnité est nécessaire pour obtenir un développement de couple ou de vitesse proche de ceux notés.

De nos jours, il existe plusieurs solutions déjà appliquées et utilisées dans le domaine de la tolérance aux pannes des machines électriques.

2.4.2 Exigences d'un système d'entraînement tolérant aux pannes

Il ya beaucoup de défauts potentiels qui peuvent se produire dans un système d'entraînement: inévitablement dans ce travail la gamme de défauts à l'étude doit être restreint.

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

Les principaux défauts électromagnétiques qui peuvent survenir au sein de la machine sont les suivantes:

- Enroulement circuit ouvert ;
- Enroulement court-circuit (phase-terre ou dans une phase) ;
- Enroulement court-circuit au niveau des bornes.

Dans le convertisseur de puissance des défauts considérés sont:

- Un circuit ouvert de dispositif de puissance ;
- Court-circuit de dispositif de puissance ;
- défaillance de DC.

2.4.3 Les solutions techniques pour la conception de machines électriques tolérante aux pannes

La conception de la tolérance aux pannes des machines électriques nécessite plusieurs changements dans la structure de la machine. Conception et fabrication de la machine électrique tolérante aux pannes est assez difficile, même avec la technologie d'aujourd'hui et nécessite beaucoup d'expérience du concepteur.

Plusieurs solutions techniques peuvent être appliquées afin d'obtenir une machine électrique qui aura un fonctionnement en continu, même en régime défectueux.

La modification de la géométrie de la machine s'est avérée être la plus difficile et exige une augmentation du nombre de pôles, une modification des formes des pôles et la construction de la machine dans une structure modulaire.

Une deuxième étape dans la conception de machines à tolérance de panne consiste à modifier leurs enroulements. Le fractionnement des phases en bobines indépendantes est la méthode la plus largement utilisée pour les machines à tolérance de panne. Il est nécessaire de compenser l'absence d'une phase en défaut ou d'une bobine d'avoir le moins de changements possibles dans la caractéristique du couple développé.

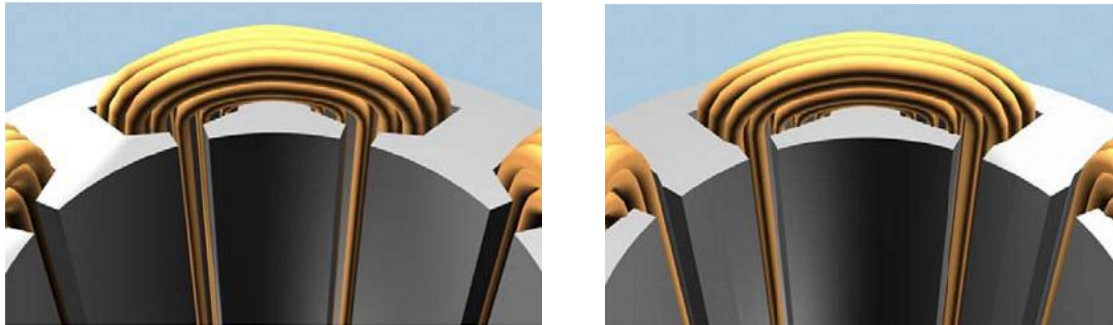
Le convertisseur de puissance de la machine doit être conçu pour être aussi tolérant aux pannes. En utilisant l'intelligence programmée, le convertisseur doit être capable de reconfigurer son contrôle et l'alimentation de la machine en fonction de sévérités de défauts, pour la poursuite du fonctionnement de la machine.

2.4.3.1 Améliorations de construction dans la conception des machines électriques à tolérance de panne

En raison de la grande variété de machines électriques, il existe de nombreuses

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

possibilités pour modifier la construction pour atteindre la tolérance aux pannes. En raison de ces changements, les performances globales de la machine diminuent. Par conséquent, les pertes nécessitent une attention particulière lors de la conception d'une machine à tolérance de panne [Atk 05], [Rub 08b].



Formes des pôles initiales

Formes des pôles modifiés

Figure .II.12 -Modifications de la conception du stator pour réduire les pertes dans le cuivre

- ***Changement de la forme du pôle statorique :***

En changeant la forme du pôle statorique (voir figure. II.12.) Les pertes dans le cuivre peuvent être réduites.

- ***Augmentation du nombre de pôles du stator et pôles du rotor :***

Différentes structures de machines multiphasées tolérantes aux défauts peuvent être conçues en augmentant le nombre de pôles du stator et pôles du rotor [Rub 08b]. Réduction des ondulations de couple et également la tolérance aux pannes de la machine électrique a été augmentée de façon constante dans la machine à réluctance variable multiphasé, contrôlée en utilisant la technique 'deux phases on'.

- ***La division de la bobine de la phase :***

D'autres designers ont étudiés des structures avec un faible nombre de pôles du stator et du rotor, mais avec un système d'enroulement complexe. Une idée intéressante est de diviser chaque phase en bobines ou sous-phases (voir figure. II.13.) pour une machine à réluctance variable de 3 phases. Deux ou plusieurs bobines de fonctionnement synchrone sera composé d'une phase. Chaque bobine est contrôlée indépendamment par un pont en H du convertisseur électronique de puissance. Lorsque le défaut se produit sur une bobine de la phase, les autres continuent à fonctionner et peut même compenser le manque de celui en défaut [Bia 05].

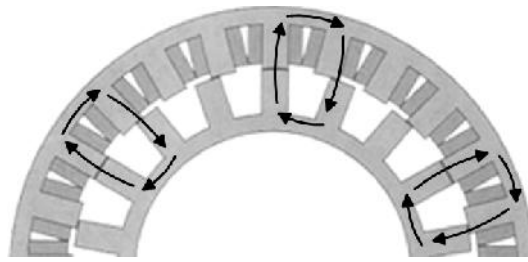


Figure .II.13 - Machine à réluctance variable avec phases divisées en bobines séparées

▪ ***L'insertion de flux magnétique non boucliers :***

Des études révèlent également des approches tolérantes aux défauts qui sont rarement utilisés. L'insertion, de flux magnétique non boucliers par un opérateur humain (Figure .II.14) qui modifie les chemins de flux en cas de défauts et obtenir une répartition symétrique de champ. Ces blindages sont insérés entre le stator et le rotor, créant des zones de haute perméabilité. Pratiquement l'entrefer est fortement augmenté et la puissance de la machine dans un état défectueux est considérablement réduite [Jam 02]. Les principaux inconvénients de cette structure sont la nécessité de l'opérateur humain pour insérer les boucliers et les pertes accrues dans l'état défectueux [Cat 01].

Généralement une machine électrique est couplée à un système mécanique pour transformer la rotation/ mouvement linéaire. Il existe plusieurs études qui mettent en évidence l'augmentation de la tolérance de panne à la fois du système mécanique et la machine électrique afin d'avoir un ensemble d'unité opérationnelle de fiabilité élevée [Del 05], [Dav 07].

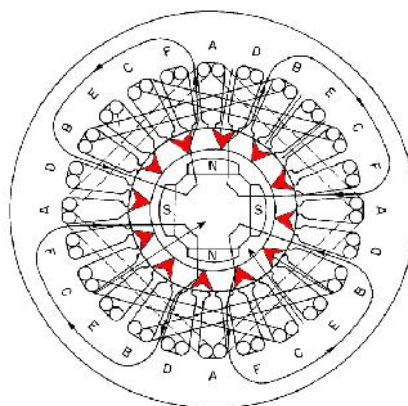


Figure .II.14 –L'utilisation des boucliers de flux dans un fonctionnement défectueux dans une machine à aimant permanent

▪ ***Augmentation de nombre de phases:***

Comme déjà mentionné, la modification des enroulements peut améliorer la tolérance aux défauts d'une machine électrique. Le changement du schéma d'enroulement peut être effectué en appliquant différentes connexions entre les bobines de la machine. Pour augmenter d'avantage la tolérance de panne d'une machine une commande d'alimentation indépendante de chaque phase c'est l'approche consacrée. Le contrôle d'une machine avec un nombre élevé de phases exige un convertisseur complexe.

Les principales modifications considèrent les connexions et la conception des enroulements des stators avec l'augmentation du nombre de pôles. Le numéro de la phase doit être en corrélation avec le nombre de pôles magnétiques du rotor. Doubler le nombre de phases peut être accompli sans augmenter le nombre de bobines.

Augmenter le nombre de phases peut être également accompli en augmentant le nombre de pôles du stator de la machine. Une Machine à réluctance variable à 4 phases a été étudiée dans [Sza 08]. En raison du nombre accru de phases, la machine peut facilement traiter les défauts de circuit ouvert ou court circuit et peut ainsi poursuivre son fonctionnement dans un état défectueux et développer un couple élevé [Cis], [Câm 98].

▪ ***La redondance***

La redondance en génie est la duplication des composants essentiels d'un système avec l'intention d'augmenter la fiabilité du système, généralement dans le cas d'une sauvegarde ou d'un échec (panne, défaut) de sécurité. Dans de nombreux systèmes à sécurité critique, tels que les avions, certaines parties du système de contrôle peuvent être triplés. Une erreur dans un composant peut alors être suppléée par les deux autres. Dans un système triplement redondant, le système comprend trois sous-composantes, tous les trois doivent faillir avant que le système ne tombe en panne. Puisque chacun fait rarement défaut, et que les sous-composants devraient échouer de manière indépendante, la probabilité que tous les trois tombent en panne est calculée comme étant extrêmement faible. Des exemples de redondance sont présentés dans la section suivante.

L'objectif est de développer un système qui puisse continuer à fonctionner avec l'un quelconque de ces défauts. La première solution est un système redondant complet constitué de deux moteurs et deux onduleurs comme le montre la figure. II.15. Cette solution augmente la tolérance aux pannes du système mais, en cas de défaut, le couple de sortie est la moitié du couple en fonctionnement sain.

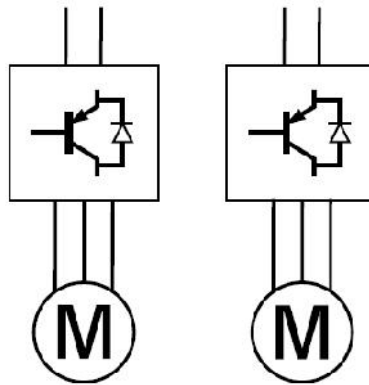


Figure .II.15 -double moteurs et double convertisseur de puissance

Il est devenu clair que l'approche de conception la plus réussie implique un entraînement à phases multiples dans lequel chaque phase peut être considérée comme un seul module. Le fonctionnement de l'un de module doit avoir un impact minimal sur les autres, de sorte que, dans le cas de ce module défaillant les autres pouvant continuer à fonctionner [Zhu 06] [Zhu 08].

Une autre solution consiste à adopter un entraînement à moteur à plusieurs phases. L'approche modulaire nécessite qu'il y ait interaction électrique, magnétique et thermique minimale entre les phases de l'entraînement. Cette philosophie doit s'étendre à la fois la machine et le convertisseur de puissance.

- ***isolation électrique complète entre phases***

Ceci peut indiquer une condition essentielle si le fonctionnement continu doit avoir lieu soit avec un dispositif d'alimentation ou un bobinage court-circuité. Par exemple, dans un système connecté en étoile, le point neutre peut augmenter la tension DC du circuit intermédiaire de sorte qu'aucune possibilité de couple ne puisse rester. Une alternative possible est de commander chaque phase à partir d'un pont monophasé séparé. Ce qui doublerait le nombre de dispositifs de puissance mais augmenterait marginalement la puissance apparente totale du convertisseur électronique, parce que chaque élément doit seulement supporter la tension de phase plutôt que la tension de ligne des systèmes connectés en étoiles.

- ***L'isolement magnétique entre les phases***

Sans isolement magnétique, les courants de défaut dans une phase induisent des tensions importantes dans les autres phases, ce qui empêche leur contrôle adéquat. En outre, le

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

courant traversant les phases saines augmentera la FMM de l'aimant et donc la FEM contrôlant le courant de défaut. Ainsi, il devient clair que pour un champ de réaction d'induit sain donné le courant de défaut de court-circuit monophasé est nettement plus quand il y a un couplage mutuel entre phases. Les résultats susmentionnés montrent que les deux phases en défaut et saine fonctionnent beaucoup moins bien quand il y a un couplage mutuel entre les phases ; ainsi, la machine doit être conçue avec un minimum de couplage mutuel entre phases.

- ***L'isolement thermique efficace entre phases***

Si la surface extérieure du stator est bien refroidie la hausse de température dominante dans la machine se trouve dans chaque encoche. En veillant à ce que chaque encoche ne contienne qu'un seul enroulement, l'interaction thermique entre phases est minimisée.

- ***L'isolement physique entre phases***

Un défaut phase-phase est particulièrement grave car il permet de désactiver deux phases. En plaçant chaque bobine autour d'une seule dent, ainsi tous les enroulements de phases (dont les enroulements d'extrémités) sont séparés physiquement, ce qui élimine pratiquement la possibilité d'un défaut entre phases.

- ***Nombre de phases***

Les critères de base utilisés imposent à l'actionneur de continuer à produire de l'énergie nominale en cas de défaillance d'une phase. Par conséquent, s'il ya des n phases, chaque phase doit être surestimée par un facteur de notation à tolérance de pannes, F, où $F = n / (n - 1)$. Ainsi, s'il y a trois phases, chaque actionneur doit être surestimé de 50% afin de donner la pleine capacité en cas de défaut. De toute évidence, F diminue à mesure que le nombre de phases augmente ; mais cela doit être équilibré par la complexité croissante d'un nombre de phases élevé et la probabilité élevée de panne.

2.4.4 Développement d'un convertisseur électronique tolérant aux pannes

Un convertisseur répondant aux différents types de défauts est le facteur important qui détermine sa capacité de tolérance aux pannes. Il existe deux grandes catégories d'approches pour augmenter la tolérance de panne de contrôle du convertisseur :

- L'une est de concevoir une structure de convertisseur qui est tolérante aux pannes
- La seconde est d'utiliser une stratégie de contrôle adéquate

2.4.4.1 La conception d'une structure de convertisseur tolérante aux pannes [Bou 11a] [Bou 11b]

La caractéristique distinctive d'un onduleur tolérant au défaut, c'est qu'il doit accueillir l'isolation électrique entre les phases du moteur. Par conséquent, des convertisseurs en pont H séparés sont utilisés pour commander les phases du moteur. Figure. II.16 montre les enroulements à trois phases et le circuit d'onduleur de défaut de la machine variable à réluctance tolérante aux défauts.

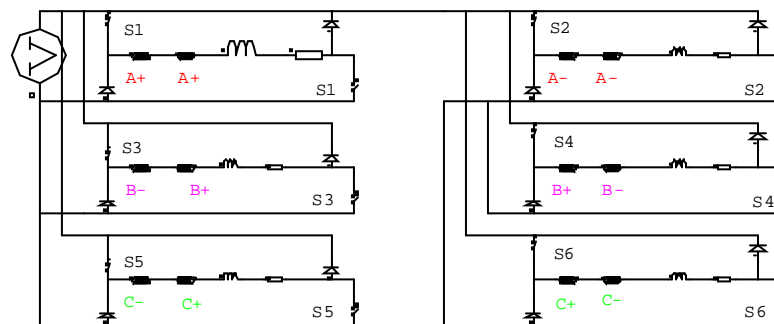


Figure .II.16 -The circuit model of the proposed power converter built up in flux 2D

En comparaison avec le circuit convertisseur triphasé standard, ce convertisseur double le nombre de dispositifs électroniques de puissance. Cependant, les valeurs de tension de l'appareil sont réduits puisque les dispositifs résister à la tension de phase plutôt que la tension de ligne. À la suite de cela, les pertes de commutation de l'onduleur seront réduites, ce qui réduit les besoins de dissipation de chaleur. Le circuit topologie donnée ici nécessite également des circuits d'entraînement supplémentaires pour les dispositifs de commutation. Toutefois, dans certains cas, la détection des défauts et des circuits de protection de commutation sont combinés dans les circuits de l'onduleur qui seront décrits dans la détection des défauts et la section d'identification de cette thèse.

Un *convertisseur multiple phases* a été construit. Pour chaque phase d'un convertisseur à pont complet est utilisé, de manière à atteindre une isolation électrique complète entre les phases. Afin d'éviter la conception des régulateurs de commande du banc d'essai, une commande de courant d'hystérésis a été mise en œuvre. Le principe de base de contrôle actuel est basé sur le contrôle d'hystérésis classique. La tension appliquée à chaque phase est de $+ V_{dc}/2$ (les switching on the switches, $S1$ and $S4$), $- V_{dc}/2$ (switching on the switches $S3$ and $S2$) et 0 volts (switching on the switches $S1$ and $S2$ or $S3$ and $S4$).

Pour l'alimentation des machines avec des signaux de courant unipolaire ou bipolaire les

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

systèmes de commande les plus utilisés sont les ponts en H. Le pont en H est constitué de quatre transistors de commande dans une phase. Quatre diodes assurent le courant inverse pour l'état OFF de transistors.

Les angles d'amorçage sont calculés en fonction de la position du rotor et l'erreur entre le courant de la bobine et le courant de la bobine imposée. Pour augmenter plus la tolérance aux pannes, chaque pont peut avoir son propre drive pour calculer les angles de commutation.

Un circuit de six phases d'une machine à réluctance commutée ayant dans chaque phase deux bobines de phase (ex. A est constituée de A1 et A2) est proposée. Chaque bobine est alimentée par son propre pont en H assurant ainsi une grande fiabilité du système [Mav 07], [Mun 98].

Plus loin dans le domaine des convertisseurs AC, il existe d'autres méthodes de développement de solutions à tolérance de panne [Kra 99], [Spe 90]. Dans le cas de la défaillance en circuit ouvert l'amplitude du courant est augmentée et sa phase est modifiée. Les formes d'onde du courant homopolaires respectivement du couple avant et après l'apparition du défaut sont données dans Figure.II.19-Figure.II.24.

Une attention particulière doit être accordée à l'aspect thermique dans le cas des courants de phase de la machine sont augmentées. L'enroulement doit être conçu pour gérer en raison de la hausse des températures des courants plus élevés. Des études ont montré que la solution à la question de l'isolement thermique est un câblage de classe croissante [And 06].

Pour améliorer davantage la tolérance de panne d'une machine électrique, il est prouvé que la séparation des signaux de commande ou même la source de tension pour chaque branche de conversion est une bonne solution.

Essayer de choisir la meilleure solution pour une machine à tolérance de panne beaucoup de considérations doivent être prises en compte. Chaque machine et chaque modification à la structure principale à des avantages et des inconvénients [Fod 08].

2.4.5 La machine à réluctance variable dans l'approche tolérante aux pannes

La tolérance aux pannes est déjà dans sa construction classique (6/4) en raison de la *séparation complète des phases*. Par conséquent, toute amélioration de la tolérance de panne est d'un intérêt réel pour tous les ingénieurs impliqués dans ce domaine. Un système de contrôle complet d'un SRM est donné à la Figure .II.17.

Pour atteindre une grande fiabilité du système, ses 3 composantes doivent être tolérantes aux pannes: le système de contrôle, le convertisseur de puissance et la machine électrique [Sur 06].

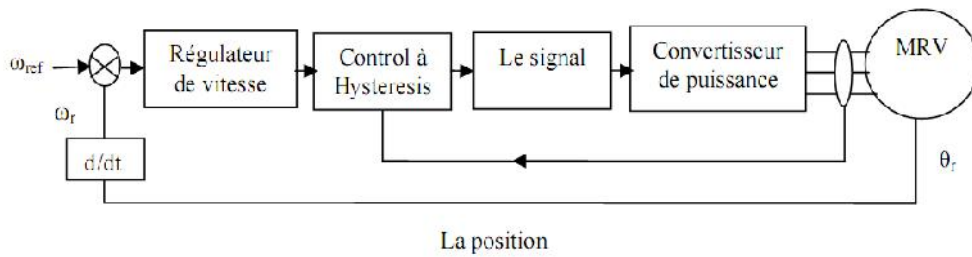


Figure .II.17 -Système de contrôle d'un SRM

Le système de commande doit être capable de détecter les défauts de la machine, les enroulements, les roulements, etc, et d'agir de manière à compenser les effets négatifs [Rub 10], [Bos 86].

Les convertisseurs à tolérance de panne à appliquer sont similaires à celui de la figure. .II.14 [Bou 11a]

Plusieurs méthodes peuvent être appliquées pour augmenter la tolérance aux pannes d'une machine à réluctance variable. La méthode la plus largement utilisée également dans ce cas est la mise en parallèle de l'enroulement de chaque pôle ; pour cela, chaque phase se compose de deux bobines indépendantes (voir figure. .II.18). Cette méthode a d'abord été mentionnée en 1989 et a été des plus efficaces [Tho 89]. L'inconvénient de cette méthode est la nécessité d'avoir un convertisseur complexe, ayant autant de bras onduleur que de bobines indépendantes de la machine [Sza 09]. Une structure triplex de la MRV est étudiée dans [Rub 08b]. Pratiquement la machine comporte quatre phases, chacune divisée en trois bobines. De cette façon, chaque phase implique des enroulements du stator à 6 pôles, d'où la machine aura 24 pôles. Dans une telle conception, la tolérance aux pannes de la machine est fortement augmentée [Rub 08a].

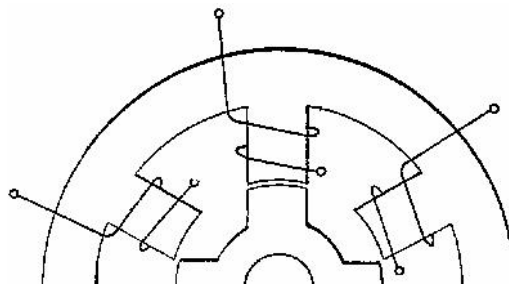


Figure .II.18 -la méthode de division une phase à un canal

Une autre idée est de rendre actif le rotor en plaçant une bobine fermée autour des pôles comme le montre la figure .II.19. Cet enroulement est semblable à la cage de la machine asynchrone à cage. Le couple généré par l'interaction du stator et de flux de rotor est en mesure de compenser en partie le déséquilibre de couple provoqué par les enroulements en défaut.

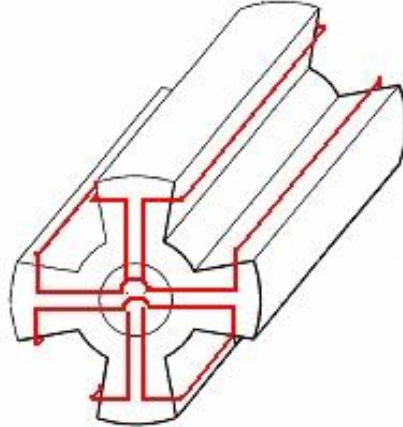


Figure .II.19 -Rotor de la machine SR avec enroulement pour augmenter la tolérance aux pannes

2.4.6 Proposition de construction modulaire d'une machine à réluctance variable

En reprise des concepts déjà présentés, un constat peut être souligné à propos des demandes pour obtenir une machine RV tolérante aux pannes. Modification des numéros de phase, de la géométrie et de l'électronique high-tech sont la base pour obtenir une haute fiabilité des systèmes. Tous ces éléments ensemble pour satisfaire une demande: réduire autant que possible le couple diminue en raison des défauts survenus.

La motivation à atteindre de nouveaux designs pour la tolérance de panne des machines à réluctance variable est le désir d'enrichir les connaissances dans l'état actuel des études dans ce domaine. De plus, vu la fiabilité élevée exigée dans chaque application critique, la présente étude offrira une solution adaptée pour de telles demandes.

Tel que présenté, le MRV a son propre niveau de tolérance aux pannes par son design simple et ses enroulements de phase distincts. En outre, l'augmentation de ce niveau de tolérance est gérée par une nouvelle approche au moyen de la conception de stator modulaire spécial.

Les objectifs de la nouvelle machine modulaire MRV sont les suivants:

- La tolérance aux pannes accrue;
- Réduire les pertes en utilisant des trajets de flux de courte durée;

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

- La séparation magnétique de chaque bobine / phase;
- Possibilité de réparation rapide en cas de défauts, sans la nécessité de débrayage du rotor à partir de la boîte de vitesses;
- Cout de la construction réduit;
- Possibilité de tolérance aux défauts en traitant plus les courants dans l'état défectueux;
- La simplicité dans la construction, la fabrication et le fonctionnement.

L'idée de la MRV modulaire est inspirée de la machine Sawyer, représentée à la Figure .II.18 et étudiée dans [Vio 02]. Cette machine est composée de deux les bobines de commande sur deux modules moteur et un aimant permanent entre eux à faciliter le contrôle de la machine [Sza 07]...Le stator de la MRV modulaire se compose de huit modules individuels, soit 16 pôles (2 pour chaque module). Le rotor possède 14 pôles, étant un design classique passif. La machine comporte quatre phases, chacune divisée en deux bobines. Chaque bobine est enroulée autour d'un module. Les modules d'une phase unique sont placés dans le stator et diamétralement opposés (voir les lignes de flux obtenues par des moyens de calcul numérique du champ). De cette façon, lors du fonctionnement normal de la machine, les forces sont correctement équilibrées.

La construction modulaire permet un remplacement facile et rapide de fabrication des modules endommagés en cas de défaillance d'enroulement. La conception des modules implique de nombreuses restrictions. Tout d'abord, ils doivent être dimensionnés de manière à s'insérer dans un cercle fermé, et de veiller à ce que les modules soient décalés correctement les uns par rapport aux autres. Aussi l'enroulement doit s'intégrer dans la fente du module.

Comme la machine modulaire sera tolérante de panne, dans le cas des défauts (un, deux, trois ou même quatre bobines en défaut), ceux qui restent opérationnels doivent prendre la relève et développer un couple et une vitesse que le processus exige. Il est facile de comprendre que si un défaut apparaît la machine ne sera pas en mesure de développer le même couple, ni la vitesse, comme la puissance est réduite en raison de l'absence de la bobine en défaut (s). Pour compenser les pertes, les courants dans les bobines restantes peuvent être augmentés. De cette façon, la paire saine de la bobine en défaut peut réparer les dommages de la faille. Pour être en mesure d'augmenter le courant dans la machine, l'opération doit être conçue de manière à conduire un courant augmenté sans risque de surchauffe, causant une panne complète de la machine.

Une restriction en ce qui concerne la séparation électromagnétique entre deux modules

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

adjacents. Ceci peut être réalisé en plaçant des entretoises de matériau non magnétique entre-eux.

Chaque module est construit de feuilles stratifiées pressées ensemble par des tiges de fixation métalliques non magnétiques. Ces tiges servent à garder les modules à leur place et fixer les deux flasques.

Dans le cas d'un défaut d'enroulement que les tiges du module défaillant doit être détaché. Par conséquent, le module peut être facilement retiré et remplacé. De cette façon, il n'est pas besoin de découplage de la machine de sa charge, un atout majeur dans l'industrie.

La Conception redondante est l'un des outils communs pour augmenter la fiabilité du système et a été utilisée dans de nombreux domaines. Idéalement, plusieurs systèmes à tolérance de pannes devraient refléter toutes les opérations, c'est-à-dire que chaque opération doit être effectuée sur deux ou plusieurs systèmes dupliqués, si l'on omet l'autre peut prendre le relais. Par conséquent, la conception de la redondance dans un système critique est un aspect essentiel.

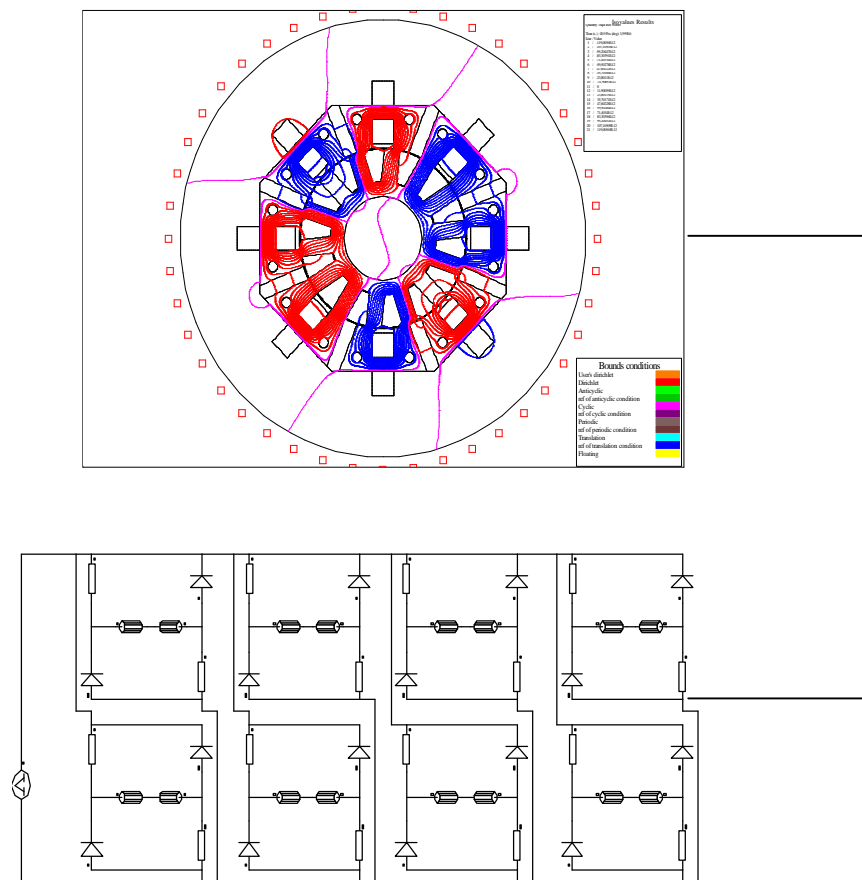


Figure .II.20 -La machine à réluctance variable dans l'approche à tolérante aux pannes

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réductance variable

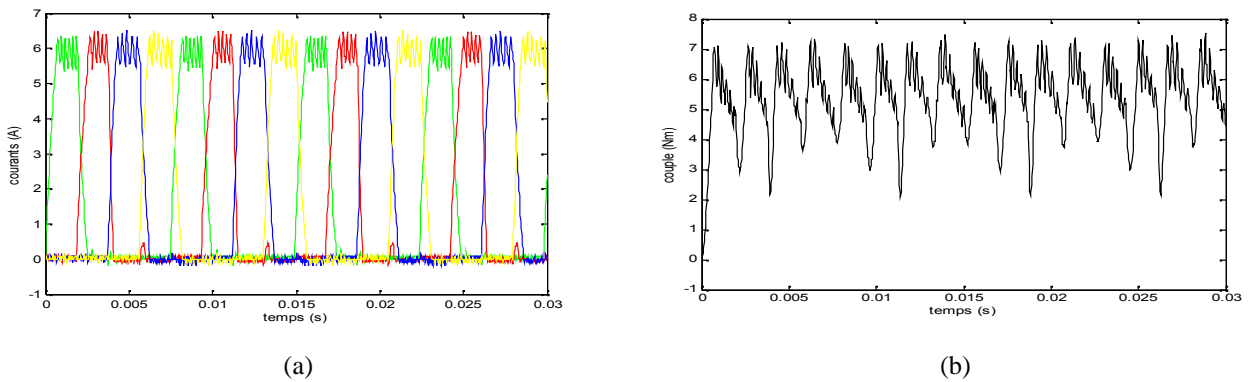


Figure .II.21 – (a) les courants et (b) le couple du modulaire dans le cas sain

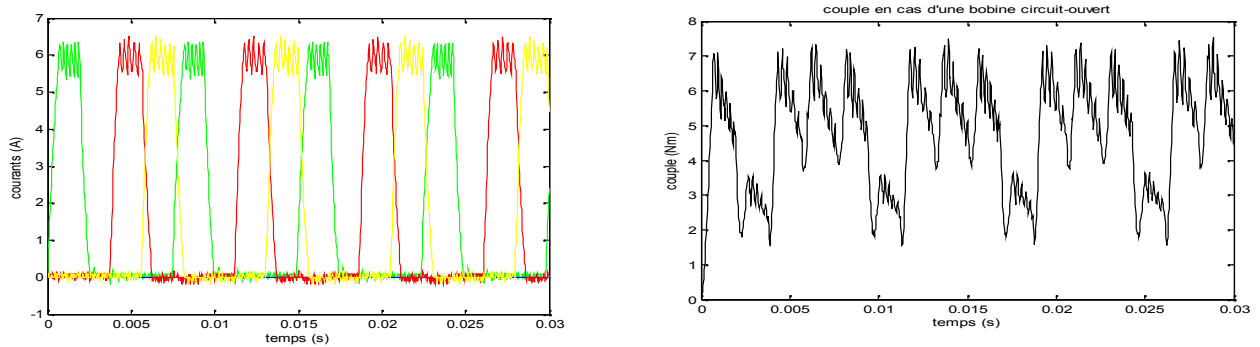


Figure .II.22 -(a) les courants et (b) le couple du modulaire dans le cas d'une bobine circuit-ouvert

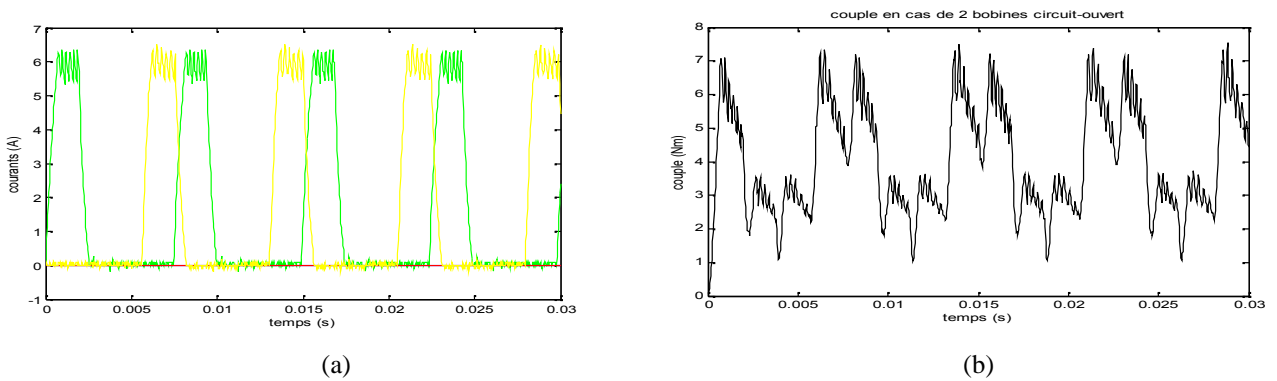


Figure .II.23 -(a) les courants et (b) le couple du modulaire dans le cas de deux bobines circuit-ouvert

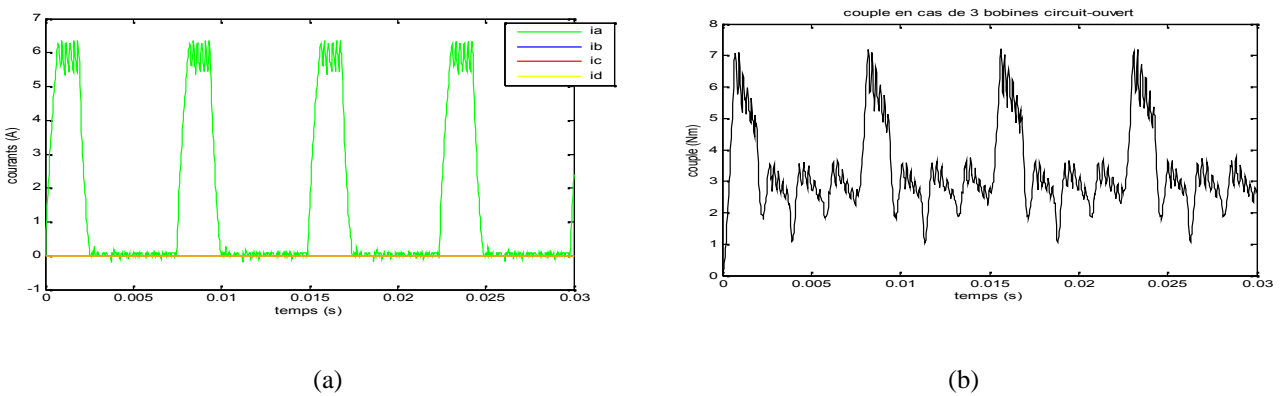
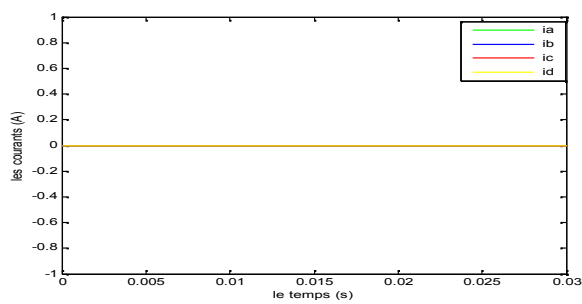
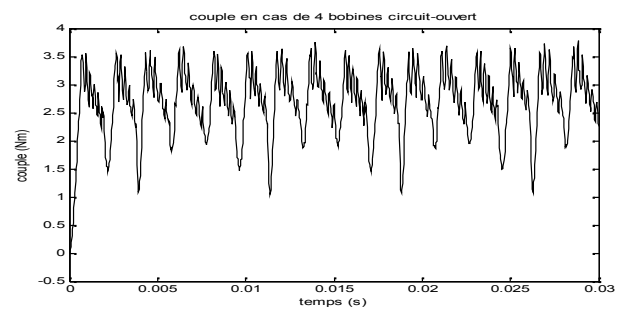


Figure .II.24 -(a) les courants et (b) le couple du modulaire dans le cas de trois bobines circuit-ouvert

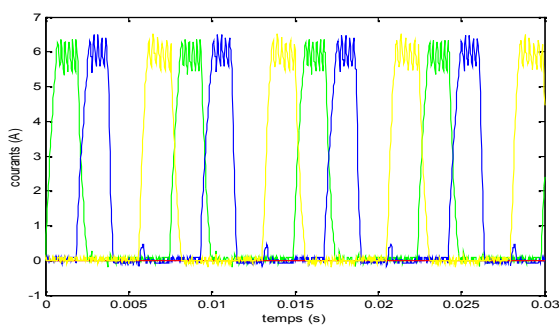


(a)

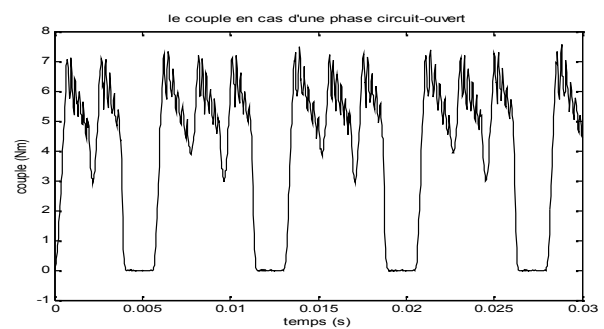


(b)

Figure .II.25 -(a) les courants et (b) le couple du modulaire dans le cas de quatre bobines circuit-ouvert



(a)



(b)

Figure .II.26 -(a) les courants et (b) le couple du modulaire dans le cas d'une phase circuit-ouvert

Pour les systèmes modulaires avec redondance, la structure du système est généralement un mélange de modules séries et parallèles.

Pour la machine synchrone à réluctance variable tolérante aux pannes, une solution redondante avec deux moteurs placés sur le même arbre est impératif. Afin de produire la tolérance de pannes, il est important de réduire au minimum ou éliminer le couplage électrique, magnétique et thermique entre les enroulements du moteur.

Ainsi, une panne dans un enroulement n'affectera pas le fonctionnement des autres enroulements. Ceci peut être obtenu en séparant physiquement les enroulements du moteur et chaque enroulement à l'aide d'un convertisseur en pont H séparé.

La Figure .II.27 illustre la configuration de test qui comprend une machine de charge DC et deux modules à tolérance de panne synchrone réluctance moteur à courant alternatif, toutes reliées à un arbre commun. Au cours des essais, six enroulements de stator ont été utilisés pour établir une connexion afin de fournir une isolation électrique, magnétique et thermique. Dans ce système, chaque module moteur comporte trois enroulements isolés alimentés par onduleurs H-bridge multi phase. Le système possède donc un total de six phases

Chapitre II : Modélisation analytico-numérique et construction d'une structure tolérante aux défauts de la machine à réluctance variable

indépendantes. En outre, chaque module moteur est alimenté à partir d'une alimentation séparée et un contrôleur destiné à offrir une redondance. Bien que la complexité et le coût du d'un à double moteur triphasé tolérant aux défauts peut être plus élevé qu'un six monophasé moteur tolérant aux défauts. Comme on peut le constater sur la figure, cette topologie est analogue à un moteur six phases.

Une analyse par éléments finis est utilisée pour affiner la conception du moteur synchrone à réluctance variable tolérant aux pannes. La configuration du moteur qui a été choisi est indiquée dans la Figure .II.27. Il convient de noter ici que bien que le système d'entraînement à un seul moteur tolérant de panne peut suffire dans de nombreuses applications critiques. Par conséquent, ce document propose un système de double SynR moteur sur un arbre commun pour introduire la redondance associer à un convertisseur tolérant aux pannes.

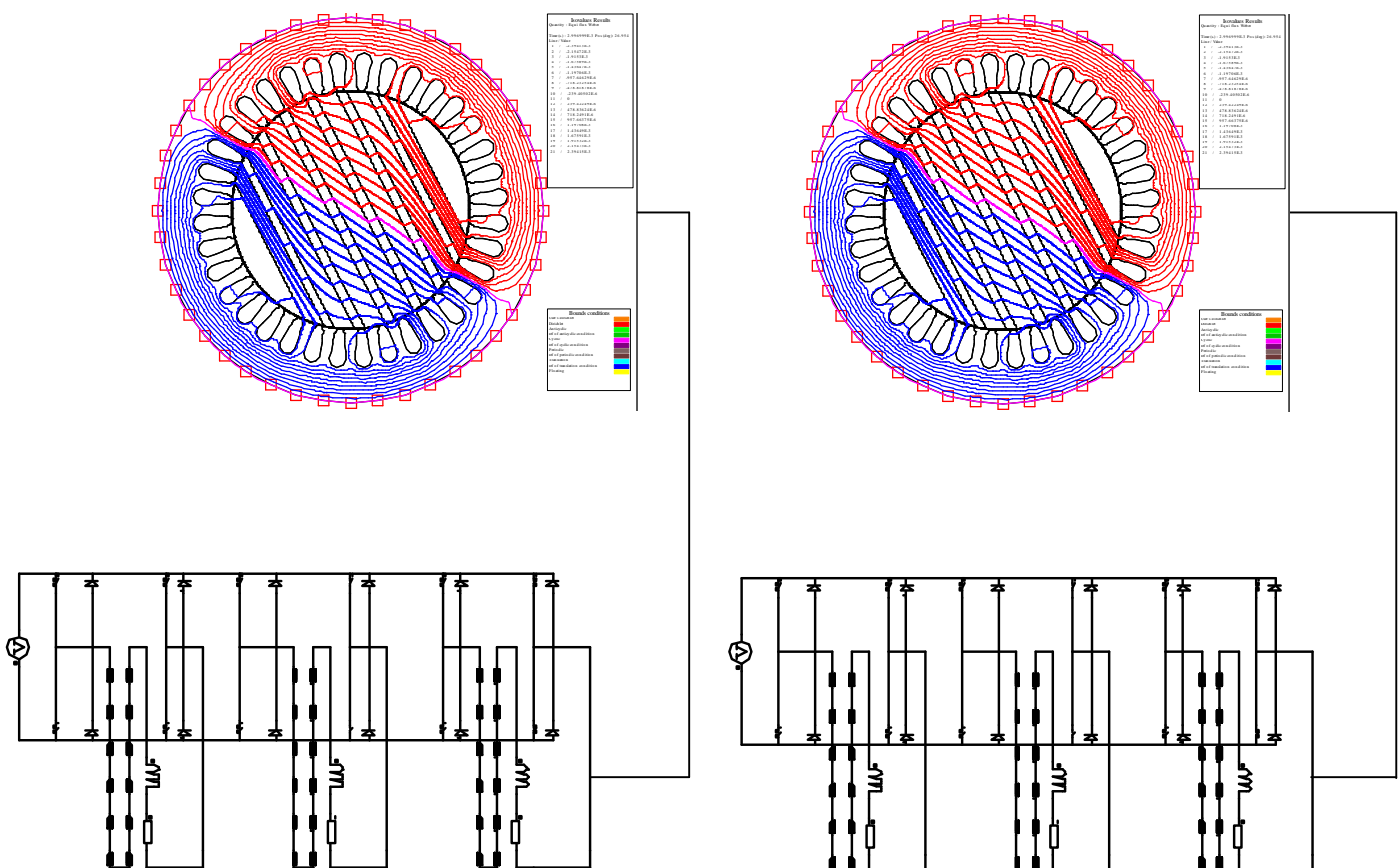


Figure .II.27 -La machine à réluctance variable dans l'approche à tolérante aux pannes

2.5 Conclusions

Ce chapitre nous a permis de mettre en évidence le principe de conversion d'énergie dans les machines à réluctance variable. Dans la famille des machines à réluctance variable, la MSRVR présente un certain nombre d'avantages faisant d'elle une alternative viable pour les entraînements électriques.

Cette étude théorique comparative des deux types de machines facilitera leur modélisation et leur implantation que ce soit pour simuler et prévoir le comportement de la machine alimentée par son convertisseur statique, ou pour connaître l'évolution des différents paramètres (courants rotoriques, vitesse, couple etc...); lors d'un défaut en régime dynamique il est nécessaire de modéliser la machine de façon précise donc la simulation des défauts par élément finis sera l'axe du troisième chapitre.

Dans Ce chapitre nous avons présenté brièvement les principes de base de l'état actuel de la tolérance aux pannes des machines électriques. Nous avons également montré qu'au fil du temps, des études ont prouvé qu'il existe plusieurs modifications qui peuvent être appliquées aux machines électriques pour satisfaire au concept de tolérance aux pannes. Chaque modification est caractérisée par des avantages et des inconvénients au niveau des moyens de fonctionnement, la complexité technologique et la participation financière.

Nous avons choisi deux solutions différentes pour avoir la tolérance de pannes : la première consiste à décomposer la machines (le stator et le rotor) en différents modules et la deuxième consiste à doubler la machine, pour la MRV et la MSRVR respectivement. Cette étude représente un pas en avant dans la recherche modulaire et les machines de haute fiabilité. Les principaux avantages de la nouvelle structure sont les capacités accrues de tolérance aux défauts, la simplicité de la construction et de la possibilité de réparation rapide de la machine en cas de panne.

Et parce que le mécanisme à tolérance de panne doit porter à la fois sur la machine et le convertisseur associé, nous avons modélisé un convertisseur multiphasé.

Le chapitre suivant présente une analyse par éléments finis et l'approche signal sur tous les défauts possibles pouvant se produire au niveau de la structure tolérante aux pannes.

CHAPITRE : 3

***SYNTHÈSE DES
DÉFAILLANCES***

***D'UN ENSEMBLE
CONVERTISSEUR-MRV
&
SIGNATURES DES
DÉFAILLANCES PAR EF***

3.1 Introduction

L'étude des défauts dans les dispositifs électriques est un domaine qui a pris une place importante depuis que les exigences de fiabilité, de sûreté et de disponibilité sont devenues assez sévères dans les systèmes industriels. En effet, la continuité de service est une qualité importante et incontournable que doit avoir tout système de nos jours pour satisfaire les exigences de l'utilisateur. Les éléments d'un système sont interdépendants si bien qu'une panne dans un élément peut entraîner l'arrêt total du système et ce type de situations a un coût non négligeable dans certaines applications.

Le chapitre précédent a été consacré à la conception de deux machines; la première est une machine à réluctance variable et la seconde est une machine synchrone à réluctance variable tolérante aux défauts du stator (défauts de court-circuit et de circuit ouvert). Le défaut électrique entre spires des bobines au stator est l'un des défauts les plus fréquents dans les machines électriques.

Le défaut de circuit ouvert perturbe le fonctionnement de la machine mais le risque de destruction est moindre car les amplitudes de courants de phases saines restent raisonnables comparées à l'amplitude nominale du courant. Par contre, le courant de court-circuit dans les machines est souvent important et il est impossible d'agir sur le flux rotorique. Pour cette raison, nous allons étudier le comportement dès l'apparition d'un défaut de court-circuit et de circuit ouvert dans une architecture tolérante au défaut d'une machine à réluctance variable.

L'étude des défauts peut être menée suivant différentes approches selon l'angle sous lequel on se place. Lorsque le système est déjà mis en place, il est plus adéquat de prévoir des outils de surveillance ou de diagnostic permettant de détecter un début de défaillance dans un temps raisonnable pour pouvoir y remédier. L'approche signal est une approche qui consisterait à prévoir, à analyser et à caractériser les origines des défauts à partir des spectres. En pratique et en finalité, il est toujours souhaitable d'avoir un modèle le plus simple, le plus rapide et le plus représentatif possible du système.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

Ce chapitre porte sur la synthèse des défauts que sont susceptibles de présenter ces systèmes tolérants aux pannes.

Ce chapitre donne en premier lieu, un aperçu des défaillances au stator dans les machines électriques, leur classification et leurs origines. Nous présentons ensuite, une modélisation interne des machines à reluctance variable par les méthodes d'éléments finis en présence d'un défaut statorique à l'aide du logiciel flux to simulink. Nous appliquons ensuite, les différentes approches "signal" de diagnostic les plus fréquemment utilisées.

L'application de notre démarche à des cas plus complexes tels que les machines à reluctance variable ou synchrones à reluctance variable sera traitée plus en détail dans les chapitres suivants.

3.2 Défaillances au stator

L'armature statorique, munie de son bobinage est une partie de la machine qui subit beaucoup de contraintes et dont les effets sont plus importants à cause de la complexité de la structure et la fragilité de certaines parties telles que les isolants. Pour le stator, les défaillances sont principalement dues à un problème :

- *Thermique* : l'isolation est conçue pour avoir une certaine durée de vie à la température nominale. Toutefois, si la température augmente au-dessus de cette température de fonctionnement, la durée de vie raccourcit rapidement. Cette augmentation de la température peut être due à une variation de tension ou de déséquilibre, à la répétition des démarrages dans un court laps de temps, à des surcharges, à une mauvaise ventilation ou alors à une haute température ambiante [Bon 92].

- *Electrique* : Une tension supérieure à la valeur nominale ou de hautes valeurs de dV/dt du à l'ouverture et la fermeture des interrupteurs du convertisseur statique, vont conduire à la dégradation du diélectrique assurant l'isolation des bobines. La présence d'un fort champ électrique interne conduira à des décharges partielles dans les cavités de l'isolant. Il en résulte des spots carbonisés dans l'isolation. Ces spots causent des déformations du champ électrique (augmentation dans la région du défaut) [Bon 92].

- *Mécanique* : les démarrages répétitifs de machine ont pour conséquence d'augmenter la température dans le cuivre (bobinage statorique et cage). Cet effet cyclique provoque des dilatations et contractions répétitives de l'isolant. Cela pourrait entraîner des fissures dans l'isolant qui peuvent se propager et provoquer un début de court-circuit interne. Les efforts mécaniques sur les tôles et les conducteurs ont des composantes alternatives qui provoquent des vibrations de la structure [Bon 92], [Kog 97]. Ces vibrations provoquent l'érosion et l'abrasion de l'isolant entraînant leur détérioration. Une modélisation assez fine de ces phénomènes est présentée dans [Jia 98].

- *Environnemental* : La présence d'humidité ou de produits chimiques dans l'air ambiant peut détériorer la qualité de l'isolation et conduire à défaut d'enroulement. Le début de la dégradation entraîne des courants de fuites qui accélèrent la détérioration de

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

l'isolant jusqu'au court-circuit franc. Une autre conséquence est la création de l'ozone et les oxydes d'azote qui peuvent se combiner avec l'humidité pour former de l'acide nitrique, qui détruit l'isolant.

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du stator, peuvent être définis comme suit : défaut d'isolant, court-circuit entre spires, court-circuit entre phases, court-circuit entre phase et bâti, déséquilibre d'alimentation, défaut de circuit magnétique.

3.2.1 Défauts d'isolant dans un enroulement

La dégradation des isolants dans les enroulements peut provoquer des courts-circuits. En effet, les différentes pertes (Joule, fer, mécanique,...) engendrent une augmentation de la température des différents constituants du moteur. Or les matériaux d'isolation ont une limite de température, de tension et mécanique. Dans ce cas, un court-circuit peut apparaître dans l'enroulement concerné [Bon 92]. Les différentes causes pour ce type de défaut sont :

- dégradation de l'isolant à la fabrication.
- tension de l'enroulement supérieure à la limite du matériau d'isolation.
- courant élevé dans l'enroulement dû à un court-circuit,
- un défaut du convertisseur, une
- surcharge.
- vibrations mécaniques.
- vieillessement naturel des isolants. Tous les matériaux isolants ont une durée de vie limitée. Même dans une utilisation normale, l'isolant finit naturellement par se dégrader.
- fonctionnement dans un environnement sévère.

Lorsque le défaut de l'isolant se crée sur une spire, le courant de défaut circule entre le cuivre de cette spire et la tôle du stator (défaut phase - masse). Il peut aussi circuler entre deux spires d'une même phase si l'isolant qui les sépare est détérioré (défaut entre-spires). Dans le cas des bobinages à deux couches, une même encoche peut contenir des conducteurs de deux phases différentes. La détérioration simultanée et dans une même zone, des isolants de ces deux bobines provoque un contact électrique entre deux spires de deux phases différentes (défaut phase-phase). Ce type de défaut peut aussi exister dans les bobinages à une couche au

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

niveau des têtes de bobines où les conducteurs de deux phases différentes peuvent entrer en contact. La topologie du circuit électrique est ainsi influencée par ces défauts.

3.2.2 Court-circuit entre spires

Un court-circuit entre spires de la même phase est un défaut assez fréquent. Ce défaut a pour origine un ou plusieurs défauts d'isolant dans l'enroulement concerné. Il entraîne une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée, une légère variation de l'amplitude sur les autres phases, modifie le facteur de puissance et amplifie les courants dans le circuit rotorique dans le cas des machines asynchrones [Bon 92], [Xia 00]. Ceci a pour conséquence une augmentation de la température au niveau du bobinage et, de ce fait, une dégradation accélérée (même court-circuit). Par des isolants, pouvant provoquer ainsi, un défaut en chaîne (apparition d'un 2^{ème} court-circuit), le couple électromagnétique moyen délivré par la machine reste sensiblement identique hormis une augmentation des oscillations de couple liées au déséquilibre des courants de phases [Jok 00].

3.2.3 Court-circuit entre phases

Ce type de défaillance peut arriver en tout point du bobinage, cependant les répercussions ne seront pas les mêmes selon la localisation. Cette caractéristique rend difficile une analyse de l'incidence de ce défaut sur le système.

L'apparition d'un court-circuit proche de l'alimentation entre phases, induirait des courants très élevés qui conduiraient à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction par les protections. D'autre part, un court-circuit proche du neutre entre deux phases a de moins graves conséquences ; il engendre un déséquilibre des courants de phases avec un risque moindre de la fusion des conducteurs.

Les courants statoriques sont totalement déséquilibrés et ce déséquilibre dépend de la localisation du défaut. Dans le cas des machines asynchrones, les courants dans les barres ainsi que dans les anneaux sont augmentés lors de l'apparition de ce type de défaut. La détection de ce type de défaut peut reposer sur le déséquilibre des courants de phases [Tho 06].

3.3 Modélisation des défauts

La modélisation et l'identification des paramètres de la machine électrique avec défaut entre du bobinage stator sont des étapes importantes pour la détection de ce type de défaut et son spires diagnostic. Les modèles doivent présenter un compromis entre simplicité et précision. L'utilisation des modèles externes simplifiés de défaut peut s'avérer limitée, car il est difficile, même théoriquement, d'inclure toutes les imperfections qui existent dans la machine en présence d'un défaut.

Toutefois, les modèles sont nécessaires pour étudier le comportement des différentes variables de la machine et d'en déduire des signatures caractéristiques d'un défaut quelconque. L'étude du comportement des machines électriques avec défaut grâce à ces modèles permet la prédiction des grandeurs externes qui peuvent être mesurées et exploité par des techniques de diagnostic [Lee 03], [Mah 09].

Nous détaillerons dans la suite la démarche utilisée pour la modélisation interne des machines en présence de défauts. En général, les modèles internes sont mis en œuvre par des méthodes numériques de résolution des équations aux dérivées partielles telle que la méthode des éléments finis. Nous présentons un bref rappel de type de méthode utilisée dans ce cas.

3.3.1 Méthode des éléments finis

La modélisation des dispositifs électromagnétiques basée sur le calcul de la répartition du champ est la méthode dite « locale » de représentation des phénomènes. Elle peut être mise en œuvre avec un calcul analytique ou alors en utilisant les méthodes numériques bien développées de nos jours. La méthode des éléments finis (MEF) est la méthode la plus adéquate et la plus répandue pour le calcul de champs magnétiques statiques ou quasi-statiques ; elle permet de décrire fidèlement des géométries complexes et de tenir compte des non linéarités des propriétés dans les matériaux magnétiques [Bia 05a], [Moh 85].

La modélisation des machines électriques a connu un développement remarquable ces dernières décennies grâce l'utilisation de la méthode des éléments finis. En effet, beaucoup de laboratoires et chercheurs se sont penchés sur différents aspects pour aboutir actuellement à des outils de calculs permettant de tenir compte de plusieurs phénomènes physiques jusque là négligés ou approchés par des modèles externes.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

La méthode d'éléments finis est capable d'examiner l'effet de saturation et les effets d'harmoniques de l'espace [Wat 99] et donne beaucoup d'informations précises sur le comportement des machines électriques mais elle requiert un temps de calcul important.

Aujourd'hui, on peut effectuer les analyses en régimes transitoires pas à pas dans le temps de la machine électrique grâce à la disponibilité des ordinateurs puissants. Cette méthode a permis un apport significatif en termes d'identification des paramètres des modèles circuit alliant ainsi la rapidité des modèles circuits et la précision des modèles champ.

Lorsqu'un défaut se produit dans la machine électrique, la répartition des courants dans les encoches et la distribution du champ sont plus ou moins modifiées en fonction de la gravité du défaut. La méthode d'éléments finis peut être utilisée pour le calcul de champs et l'identification précise des paramètres de la machine en présence de défaut.

L'avantage qu'apporte une méthode basée sur le calcul de champ réside dans le fait qu'elle décrit les phénomènes localement, en particulier un défaut, elle en donne ensuite une représentation globale vu du circuit électrique équivalent. Actuellement, on peut disposer d'un outil complet permettant la simulation d'une machine électrique en présence d'un défaut de court-circuit ou circuit-ouvert et connectée à son alimentation. C'est ce que nous allons présenter en détail dans les paragraphes suivants. Cependant, l'utilisation de tels outils nécessite un temps de calcul long et une modélisation pour chaque configuration de défaut. Bien que cette approche de modélisation décrive précisément le comportement des variables internes et externes de la machine, elle ne peut pas être adéquate pour le diagnostic des machines électriques.

La méthode d'éléments finis a été utilisée pour la modélisation et l'identification des paramètres des modèles circuits équivalents de machines électriques avec défaut. On peut citer [Dai 05],[Vas 07] , [Moh 07], [Vas 08a], [Vas 08b], [Vas 09a], [Vas 09b] pour le cas des machines synchrones à aimants permanents, [Wat 99], [Ben 98a],[Ben 98b] pour le cas des machines asynchrones et [Saw 99], [Bou 10], [Bou 11a], [Bou 12a], pour les machines à réluctance variable.

3.4 Modélisation interne des machines électriques par les méthodes d'éléments finis

Comme nous venons de le dire (§ 3.3.1), les modèles internes sont basés sur le calcul de la répartition locale du champ électromagnétique dans la machine. Ce calcul se fait numériquement en utilisant la méthode des éléments finis. Nous allons tout d'abord rappeler les phénomènes physiques de base liés à la diffusion du champ électromagnétique; puis nous décrirons les méthodes utilisées pour déterminer différentes grandeurs externes.

Nous rappelons les équations fondamentales de l'électromagnétisme, afin de présenter les différentes hypothèses classiquement faites pour la modélisation des machines électriques.

3.4.1 Equations de Maxwell

$$\vec{\nabla} \times \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \quad (3.1)$$

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{B} = 0 \quad (3.2)$$

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{D} = \dots \quad (3.3)$$

$$\vec{B} = \mu_0(\vec{H} + \vec{M}) + \vec{B}_r \quad (3.4)$$

$$\vec{B} = \vec{B}(\vec{H}) \quad (3.5)$$

$$\vec{J} = \sigma \vec{E} + \vec{J}_s \quad (3.6)$$

Les relations (3.1), (3.2), (3.3), (3.4) représentent les équations de Maxwell. Les relations (3.5), (3.6) représentent les lois de comportement magnétique.

Les courants de déplacement sont négligeables devant les courants de conduction, la loi d'Ampère (3.1) s'écrit alors :

$$\vec{\nabla} \times \vec{H} = \vec{j} \quad (3.7)$$

La loi de Gauss s'écrit (dans le cadre des systèmes étudiés, on peut considérer que les charges volumiques sont négligées)

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{D} = 0 \quad (3.8)$$

Le potentiel vecteur magnétique A est défini par :

$$\vec{B} = \vec{\nabla} \cdot \vec{A} \quad (3.9)$$

Pour garantir l'unicité de la solution nous utiliserons la jauge de Coulomb, soit

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{A} = 0 \quad (3.10)$$

La substitution de (3.10) dans (3.2) donne :

$$\vec{\nabla} \times \left(\vec{E} + \frac{\partial \vec{A}}{\partial t} \right) = 0 \quad (3.11)$$

Que l'on peut écrire en introduisant le potentiel scalaire w :

$$\vec{E} + \frac{\partial \vec{A}}{\partial t} = -\vec{\nabla} w \quad (3.12)$$

$$\vec{E} = -\frac{\partial \vec{A}}{\partial t} - \vec{\nabla} w \quad (3.13)$$

La substitution de par son expression (3.14) dans l'équation (3.7) donne :

$$\vec{J} = -\dagger \frac{\partial \vec{A}}{\partial t} - \dagger \vec{\nabla} w + \vec{J}_s \quad (3.14)$$

A partir de (3.5), (3.8), (3.10), (3.15), l'équation aux dérivées partielles qui régit le problème s'écrit :

$$\vec{\nabla} \times \left(\frac{1}{\tilde{\epsilon}_0} \vec{\nabla} \times \vec{A} \right) = \vec{J}_s - \dagger \vec{\nabla} w - \dagger \frac{\partial \vec{A}}{\partial t} + \vec{\nabla} \times \vec{M}(\vec{A}) + \vec{\nabla} \times \left(\frac{1}{\tilde{\epsilon}_0} \vec{B}_r \right) \quad (3.15)$$

De (3.9) on peut déduire :

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{J} = 0 \quad (3.16)$$

L'introduction de (3.15) dans (3.17) et en tenant compte de (3.11) donne :

$$\vec{\nabla} \cdot (\dagger \vec{\nabla} w) = 0 \quad (3.17)$$

La résolution des équations (3.16) et (3.18) est en bidimensionnel. Dans ces conditions, le système est contenu dans le plan OXY, et on suppose qu'il est invariant dans la direction OZ.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

La forme de la solution recherchée vérifie l'équation

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{A} = \frac{\partial A_z(x, y, t)}{\partial Z} = 0 \quad (3.18)$$

Le fait que J ait une seule composante selon la direction OZ nous permet de choisir donc $w = 0$.

Ainsi la relation (3.16) s'écrit

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{\mu_0} \frac{\partial A}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\mu_0} \frac{\partial A}{\partial y} \right) = -J_s + \frac{\partial A}{\partial t} - \left(\frac{\partial M_y}{\partial x} - \frac{\partial M_x}{\partial y} \right) - \left(\left(\frac{\partial}{\partial x} \frac{1}{\mu_0} (B_r)_y \right) - \left(\frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\mu_0} (B_r)_x \right) \right) \right) \quad (3.19)$$

3.4.2 Calcul de champ par la méthode d'éléments finis

Les équations locales (Maxwell) sont liées au modèle externe (circuit électrique) pour effectuer un couplage avec les sources ou charges extérieures. Cette équation est couplée avec les équations régissant les conditions aux limites (type Dirichlet ou Neumann) pour déterminer la répartition du champ dans la machine. En pratique pour un gain de temps et d'espace mémoire, on peut introduire des conditions de périodicité pour des machines à grand nombre de pôles. Dans la phase préparatoire de résolution du problème par la méthode d'élément finis, il faut définir évidemment les domaines de géométrie, les matériaux physiques et le mode de bobinage. Il faut générer un maillage avec un nombre suffisant d'éléments pour avoir une bonne précision dans un temps raisonnable.

3.5 Simulations en utilisant l'approche FEM 2D

La mise en place d'un modèle FEM 2D de la machine dans l'étude en utilisant le programme Cedrat Flux 2D est un outil adéquat pour valider l'algorithme de conception. Le modèle Flux-2D de la machine peut être couplé à MATLAB-Simulink en utilisant la technique de Flux-To-Simulink. Simulink est parfaitement adapté pour la simulation du convertisseur de la machine, et pour imposer différents régimes de fonctionnement et conditions de la machine.

3.5.1 Construction du modèle en Flux 2D [Bou 10]

Le logiciel Cedrat Flux 2D [**Flux**] permet de calculer et de visualiser les grandeurs utiles à l'ingénieur, pour des dispositifs bidimensionnels ou à symétrie de révolution comportant des matériaux à caractéristiques linéaires ou non, isotropes ou non. C'est un logiciel complet ayant l'avantage de permettre le couplage avec les équations de circuits ainsi que l'ajout d'une région surfacique particulière dite " bande de roulement " pour l'étude des machines tournantes avec différentes positions du rotor, sans avoir à modifier la géométrie et le maillage.

La structure de la machine peut être construite en utilisant les points, lignes et faces, respectivement par les matériaux, les circuits, propriétés mécaniques et les conditions aux limites. Mais aussi les ensembles fixes et mobiles de la machine doivent être sélectionnés dans cette phase.

Le modèle géométrique est basé sur la mise en les coordonnées de tous les points et de leur fusion en utilisant des lignes pour définir les bords de chaque partie de la machine.

Le chaînage principal des processeurs de FLUX2D :

- *PREFLU* : description de la géométrie et création du maillage
- *CSLMAT* : création des matériaux
- *PROPHY* : affectation des propriétés physiques et des conditions aux limites
- *SOLVER-2D* : résolution
- *POSTPRO-2D* : exploitation des résultats

Pour avoir la flexibilité lors de la modification de la structure de la machine, le modèle était construit en utilisant les coordonnées paramétrées. Toutes les dimensions de la machine sont constituées d'une liste de paramètres donnée dans l'annexe.

Le modèle de la machine a été construit sur la base de la périodicité et sur la symétrie de la géométrie de la machine, en utilisant des fonctions dans l'environnement Flux 2D.

Pour chaque région il ya différentes régions affectées. Pour eux tous, les propriétés des matériaux et mécaniques doivent être attribuées. Les bobines sont en cuivre, et pour tout le reste des régions avec propriétés non-magnétiques l'air ou vide a été créé.

Les bobines doivent être incluses dans des circuits électriques externes, comme indiqué dans la figure. III.1.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

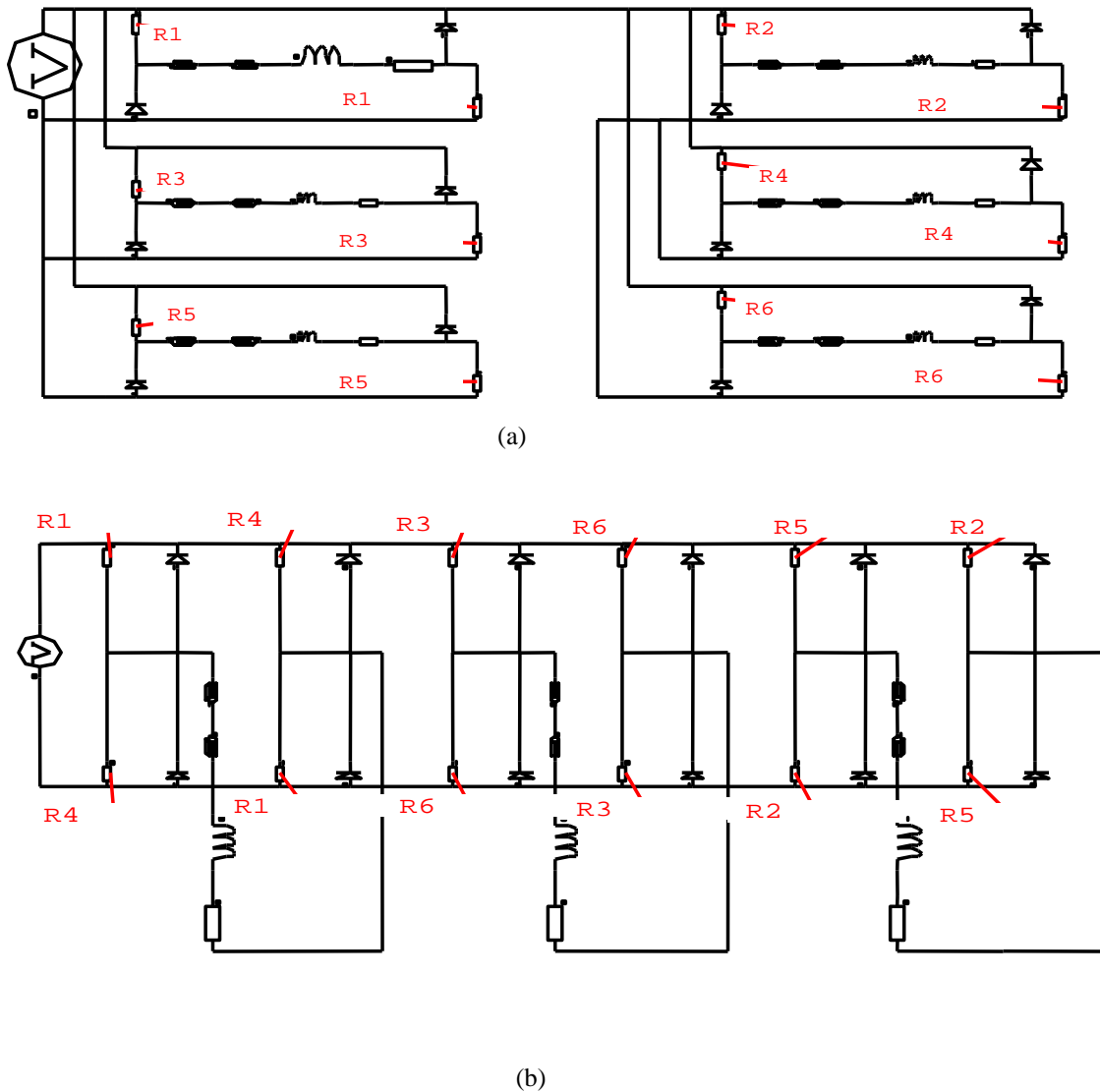


Figure. III.1- Le circuit électrique du modèle (a) la MRV (b) la MSR

Le rotor, l'arbre et l'air entourant le rotor sont configurés pour être en mesure de tourner à vitesse imposée. Le reste des régions (les bobines, les modules de stator et de l'air qui les entoure) sont configurés pour être fixés.

En Flux 2D les composants bobines ont été utilisés pour modéliser les enroulements de la machine. Leurs principales caractéristiques (matériau conducteur, nombre de tours, etc) ont été mis en conformité avec le dispositif d'enroulement conçu. Pour chaque bobine deux de ces composants sont utilisés: les côtés "Come" et "go" (faces) de l'enroulement.

Pour chaque bobine de la machine, un demi-pont convertisseur en H est attaché et contrôlé via la technologie Flux-To-Simulink couplage, qui sera détaillé plus tard.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

Les interrupteurs du convertisseur sont remplacés par des résistances (voir figure. III.1). Leur résistance peut être facilement contrôlée de l'extérieur du circuit, à partir de Simulink.

Pour les états ON / OFF de l'alimentation une faible valeur (0.004Ω), respectivement une valeur élevée ($10 M\Omega$) pour la résistance est imposée.

A un certain moment les deux bobines d'une même phase sont alimentées en synchronisme par les deux moitiés correspondantes du pont en H. Tous les demi-ponts en H sont reliés en parallèle à la même source de tension à courant continu....Puis le maillage du modèle en FEM a été généré.

Il s'agit d'une étape essentielle dans la construction du modèle, donc à la fois la précision et les temps de calcul dépendent de la génération correcte du maillage. Il doit être suffisamment dense pour le calcul précis et aussi optimal pour les temps de calcul longs à ne pas consommer. L'attention a été prêtée à la maille ronde de l'entrefer, la partie la plus importante d'une machine électrique.

3.5.2 Calcul des angles de conduction [Bou 12a]

Après la construction du modèle de la machine en Flux 2D, il ya deux calculs importants qui doivent être effectués avant le début des simulations:

a) le calcul de la période de conduction de phase (l'état ON and OFF des switches) synchronisée avec la position angulaire du rotor;

b) la validation de ces périodes de conduction à l'aide de flux magnétique et couple magnétique en fonction des caractéristiques de déplacement angulaire du rotor de la machine. La période de conduction peut être obtenue en divisant une rotation complète du rotor (360 degrés mécaniques) au nombre de pôles du rotor et du nombre de phases:

$$T_{cond} = \frac{360^\circ}{Q_R \cdot m} \quad (3.20)$$

Table 1: Switching angles of the SRM converter.

Switch N°	ON angle $\theta_{on} (^\circ)$	OFF angle $\theta_{off} (^\circ)$	Switch Cycle $\theta_{cycle} (^\circ)$
1	-32	0	90
2	148	180	90
3	-2	30	90
4	178	210	90
5	28	60	90
6	208	240	90

Table 2: Switching angles of the SynRM converter.

Switch N°	ON angle $\theta_{on} (^\circ)$	OFF angle $\theta_{off} (^\circ)$	Switch Cycle $\theta_{cycle} (^\circ)$
1	28	150	360
2	90	210	360
3	150	270	360
4	210	330	360
5	270	30	360
6	330	90	360

3.5.3 Couplage Flux 2D avec MATLAB-Simulink

Afin d'analyser la tolérance aux pannes de la machine à reluctance variable proposée des programmes adéquats de simulation sont nécessaires. Pour obtenir les meilleures solutions, la machine électrique et son convertisseur de puissance doivent être simulés au moyen de couplage de deux logiciels.

L'environnement MATLAB-Simulink, comme il a été déjà dit, est parfaitement adapté à la simulation du convertisseur et il peut imposer aux différents régimes de fonctionnement et des conditions de la machine. Le modèle de la machine a été construit dans Flux 2D, un excellent programme pour résoudre des problèmes de calcul de champ numérique. En couplant ces deux plates-formes, des simulations appropriées pour une analyse approfondie peuvent être accomplies.

Le modèle FEM de la SRM est intégré dans le programme principal Simulink. Le modèle analytique est calculé, à chaque pas de temps la commande des interrupteurs du signal de (power switches command signal 'PSCS'), qui sont pratiquement fixes les valeurs des résistances à partir du modèle de circuit de la machine. Les calculs sont effectués à l'aide de plusieurs paramètres constants (CP) comme étant entrées dans le système, respectivement le courant (I) la position angulaire (θ) et l'erreur du signal de e . À chaque étape les données sont échangées entre Simulink et Flux 2D.

Le modèle FEM retourne au programme principal quatre signaux: les courants de phase, le couple électromagnétique (T), la vitesse mécanique (ω) et la position angulaire de la SRM à chaque instant. La fenêtre principale du programme de simulation est donnée à la figure. III.2.

Les courants de phase sont commandés sur la base de la position du rotor par la technique de modulation hystérésis en boucle fermée basée sur des régulateurs de courant. Leurs modèles sont mis en œuvre dans quatre blocs de commande.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

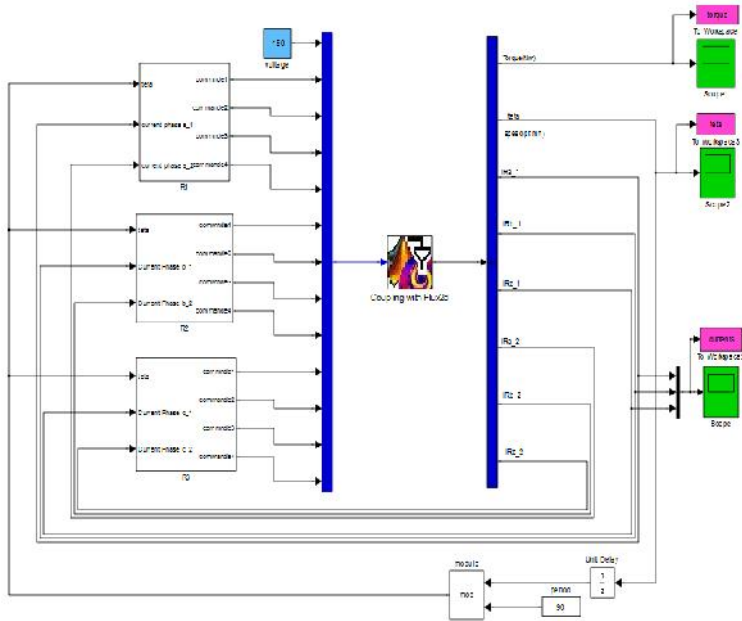


Figure. III.2 -La fenêtre principale du programme de simulation

Pour chaque phase, les trois signaux sont envoyés vers le modèle de la machine pour contrôler les interrupteurs du convertisseur (2 paires de signaux pour chaque enroulement de phase). Tous ces signaux sont multiplexés et il s'agit des entrées de Flux-To-Simulink bloc d'accouplement de type S-fonction, ce qui est pratiquement le modèle de la machine intégré au Flux 2D (comme on peut le voir sur la figure. III.2). Ce bloc assure la liaison entre les deux milieux par le maintien de la transmission des données entre eux.

Les signaux de sortie du bloc de couplage sont les suivants: la couple mécanique développé, la position du rotor et les courants de toutes les bobines, comme ils peuvent être vus dans le masque du bloc de couplage donné à la figure. III.3.

La tâche de simulation imposée est résolue, étape par étape à l'aide de la méthode pas à pas. Pour enregistrer les résultats de simulation, les valeurs de sortie sont toutes écrites dans les fichiers de type *mat file*.

La commande de courant est assurée à l'aide de blocs de commande d'hystérésis (voir fig. III.4). Ceux-ci envoient des signaux de commande correspondant à l'état *ON* et *OFF* des interrupteurs du convertisseur de puissance.

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

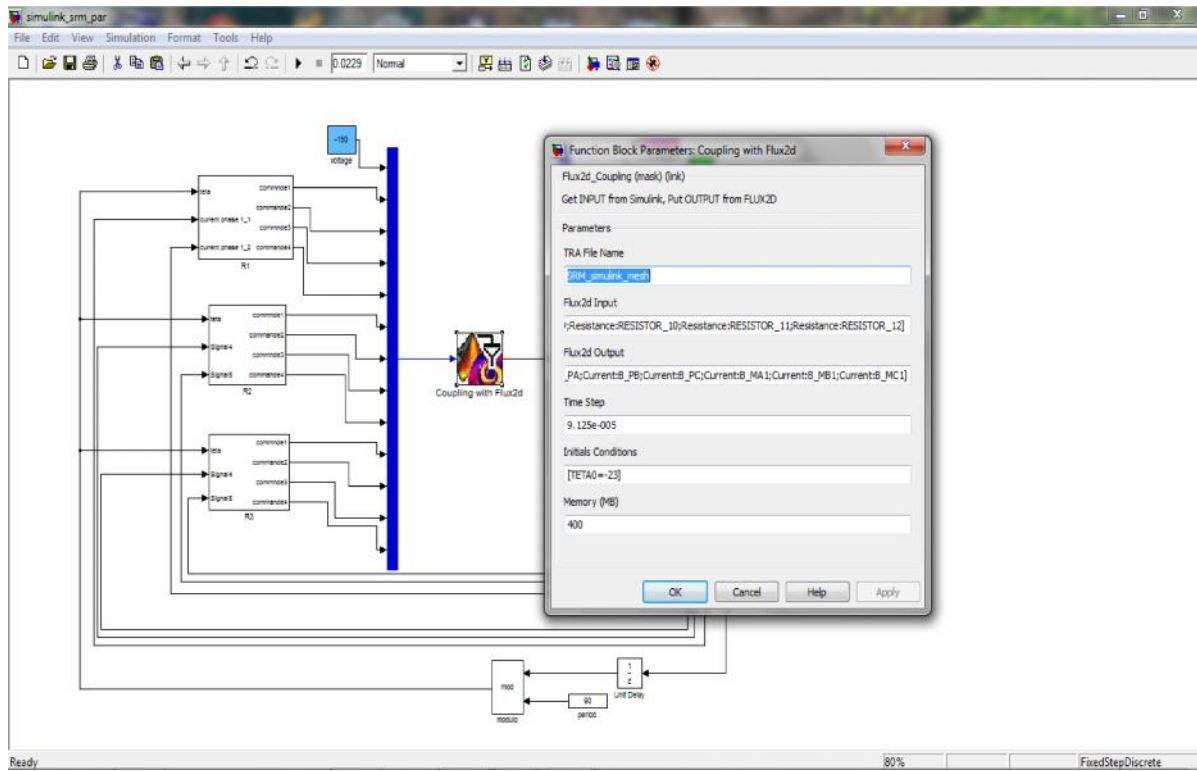


Fig. III.3- Le masque du bloc de couplage Flux-to-Simulink

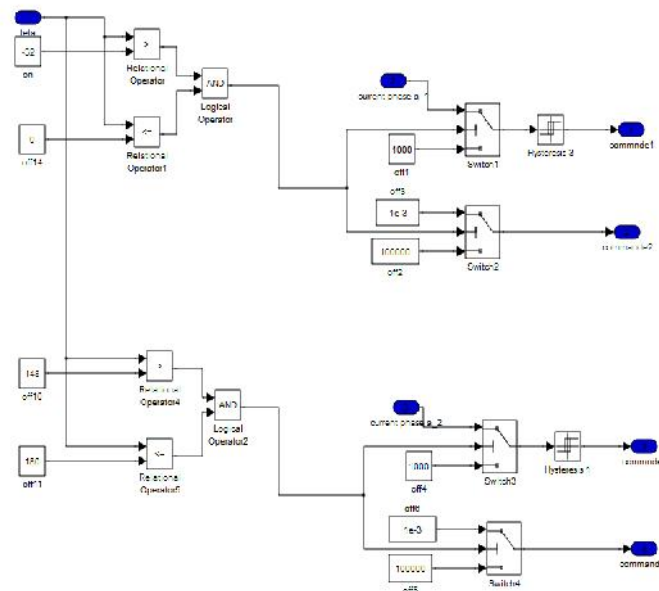


Fig. III.4- Le bloc de commande pour une bobine

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

Dans chaque bloc de contrôle, les entrées sont les courants réels de chacune des deux bobines de la phase, la position du rotor, respectivement, l'angle de début et de fin de la période de conduction. Les opérateurs logiques comparent la position réelle du rotor avec les angles de conduction de chaque phase. Ils reviennent avec la valeur logique 1 si la position réelle du rotor est dans la période de conduction imposée.








Un seul transistor de chaque pont de convertisseur est ouvert / fermé par le régulateur de courant d'hystérésis. Le second est conservé ON pendant toute la période de conduction afin de diminuer les problèmes de synchronisation des transistors.

Le principal avantage de l'utilisation de ce programme de simulation couplée est sa flexibilité lors de différentes conditions de la machine qui doivent être étudiés.

Malheureusement, une tâche de simulation est d'habitude résolue pour environ 17-20 heures sur un PC de fréquence *****. C'est le principal inconvénient de l'utilisation du programme de simulation couplée (*time-stepping coupled simulation program*) présentée ci-dessus.

3.6 Les résultats de simulation obtenus par le biais du couplage de Flux 2D-Simulink Programme

Les défauts étudiés par la suite sur la machines à réductance variable et machine synchrone à réductance variable sont :

-  (a) fonctionnement normal (machine saine);
-  (b) circuit ouvert d'une bobine;
-  (c) circuit ouvert de deux bobines (de différentes phases);
-  (d) circuit ouvert d'un canal;
-  (e) circuit ouvert d'une phase;
-  (f) court circuit d'une bobine;
-  (g) court circuit d'une phase.

Les défauts étudiés par la suite sur le convertisseur de puissance tolérant aux pannes sont :

- ✚ (h) un interrupteur d'un canal circuit ouvert ;
- ✚ (i) deux interrupteurs de même phase circuit ouvert (deux interrupteurs de mm canal en circuit ouvert) ;
- ✚ (j) quatre interrupteurs de même phase en circuit ouvert (une phase circuit ouvert)

Dans les figures suivantes, nous donnons les principaux résultats des simulations relatives à différentes conditions des bobinages (courants et couple en fonction du temps).

Les résultats de chaque simulation détaillent comme suit deux tracés qui seront présentés, l'un pour les courants de phase i_a, i_b, i_c respectivement un pour la deuxième le couple électromagnétique, de cette façon rendant facile l'observation de défaillances, respectivement à influencer sur la variation du couple développé.

Le programme du couplage de Flux 2D-Simulink a été présenté en détail dans section 3.1. Pour toutes les tâches de simulation effectuées, le temps de simulation a été fixé à 0,03 s. Toutes les simulations ont été effectuées à la vitesse imposée constante de 2500 tours par minute.

Les simulations portent sur la capacité de développement du couple des machines dans des conditions différentes. La valeur principale du couple et l'ondulation de couple de la machine en fonctionnement normal sont pris comme référence par rapport aux résultats obtenus pour les cas de défaut dans l'étude.

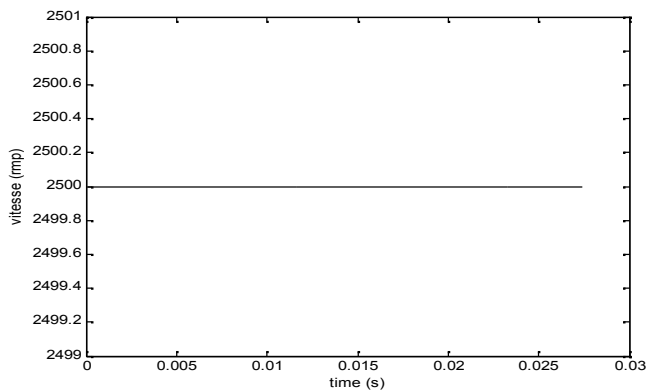
3.6.1 Les résultats de simulation de la MRV

a) La MRV saine

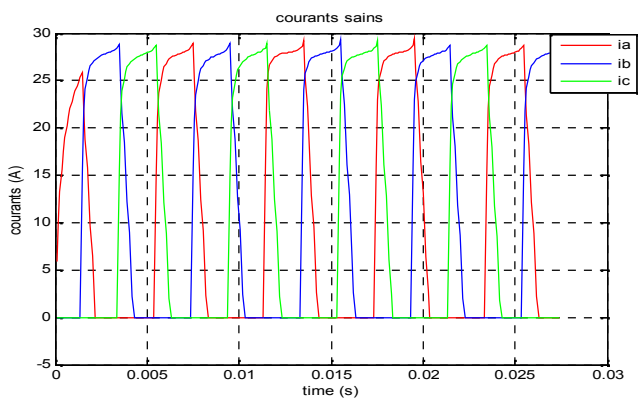
Dans ce cas, toutes les bobines de la machine étaient considérées en bonne condition. Les courants de phase ont été fixés à leur valeur nominale (25 A) dans la figure. III.5 le courant de chaque phase et le couple développé en fonction du temps sont donnés.

Comme on peut voir tous les 12 bobines de la machine sont opérationnels et contribuent à la génération du couple. Le couple moyen dans ce cas est de 5.6747 N.m. Les ondulations du couple sont d'environ 1,8 N.m, (environ 30% du couple moyen). Il faut mentionner que les ondulations du couple peuvent être réduites au moyen de plusieurs méthodes [Hus 02].

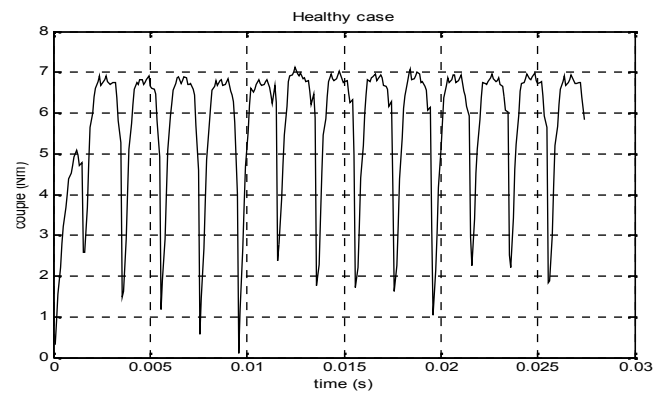
Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF



(a)



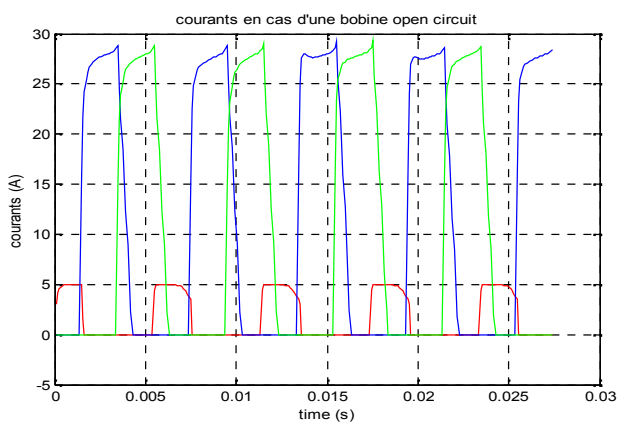
(b)



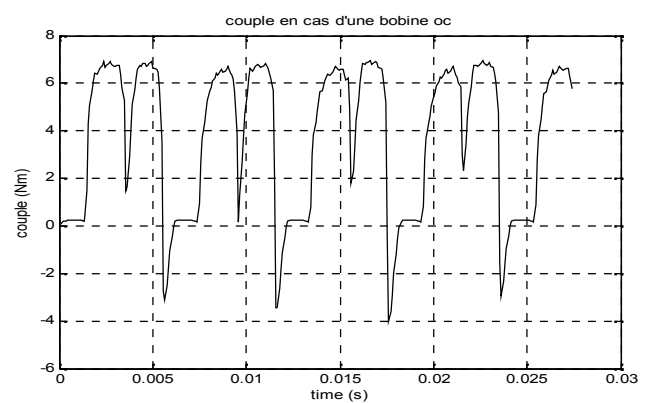
(c)

Figure. III.5 -le cas sain : (a) la vitesse (b) les courants de phases (c) le couple

b) Conditions défectueuses avec des bobines ouvertes, des canaux et des phases



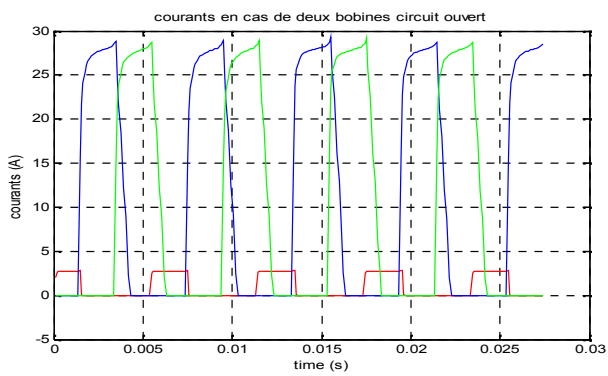
(a)



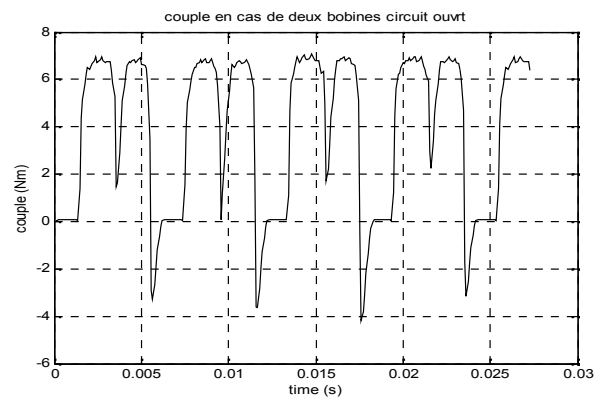
(b)

Figure .III.6 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'une bobine circuit-ouvert

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

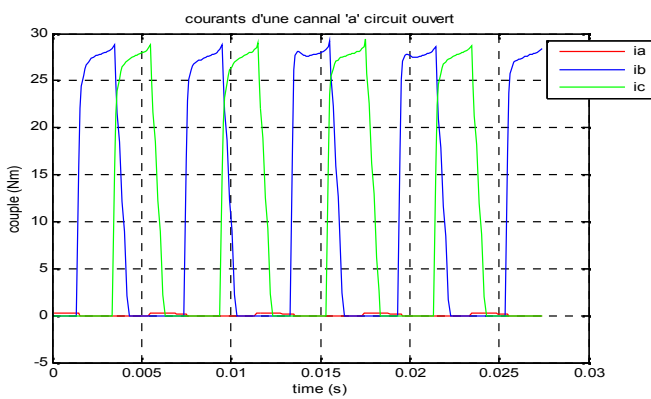


(a)

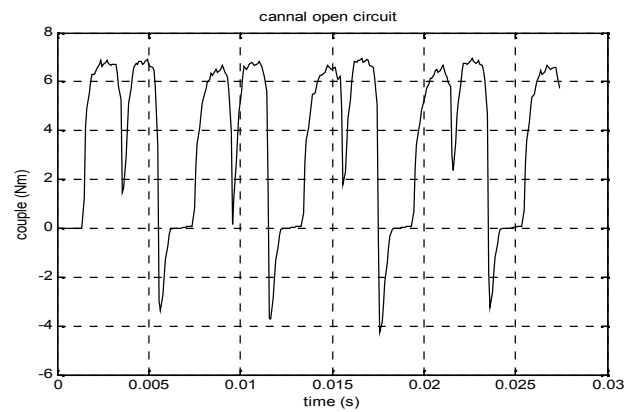


(b)

Figure .III.7 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas deux bobines circuit-ouvert

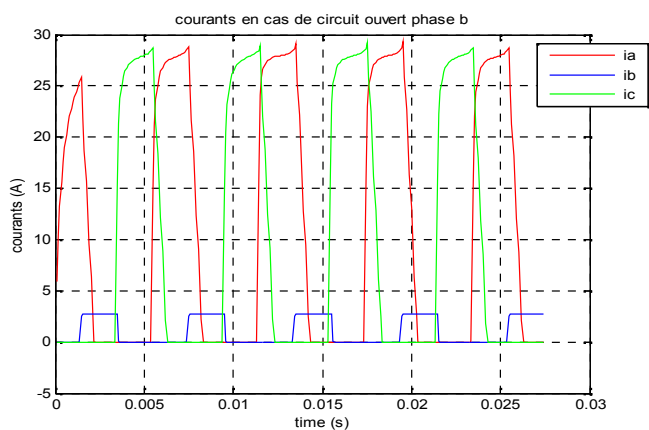


(a)

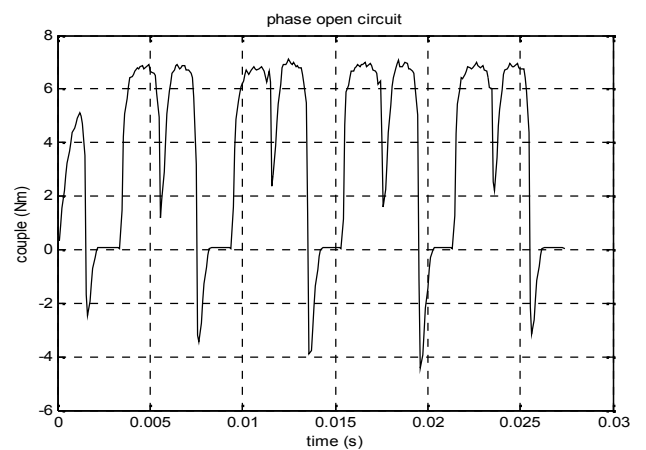


(b)

Figure .III.8 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'un canal circuit-ouvert



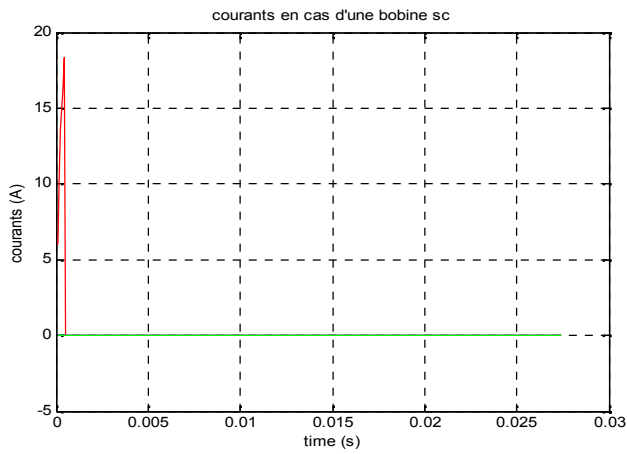
(a)



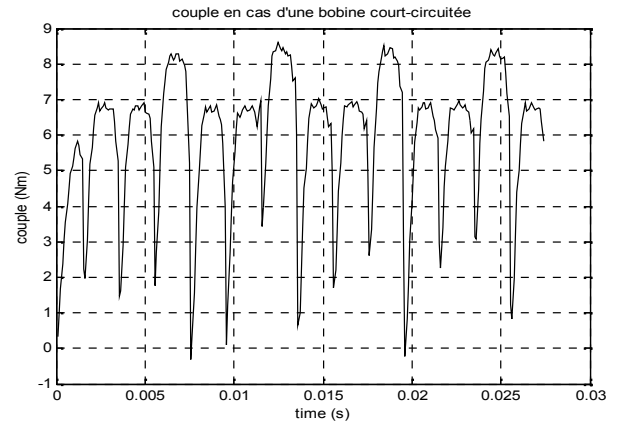
(b)

Figure .III.9 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'une phase de circuit-ouvert

c) Conditions défectueuses avec des bobines court-circuitées, des canaux et des phases

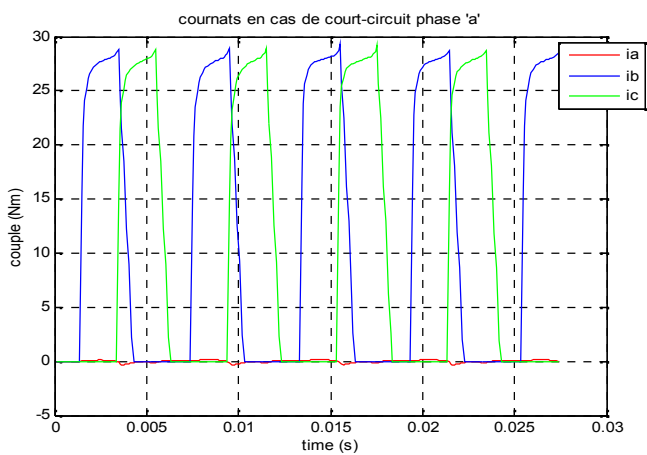


(a)

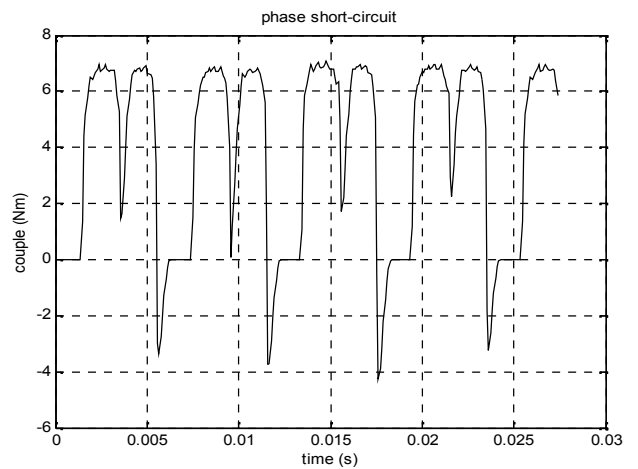


(b)

Figure .III.10 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'une bobine court-circuit



(a)



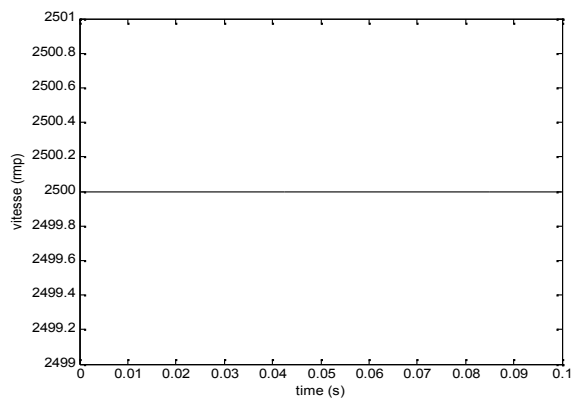
(b)

Figure .III.11 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'une phase court-circuit

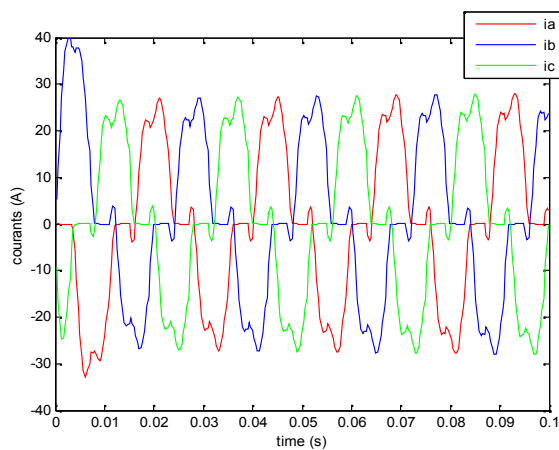
3.6.2 Les résultats de simulation de la MSR/V

Dans ce cas, toutes les bobines de la MSR/V étaient considérées en bonne condition. Les courants de phase ont été fixés à leur valeur nominale (20 A) dans la figure. III.12 le courant de chaque phase et le couple développé en fonction du temps sont donnés. Comme on peut voir tous les 36 bobines de la machine sont opérationnels et contribuent à la génération du couple.

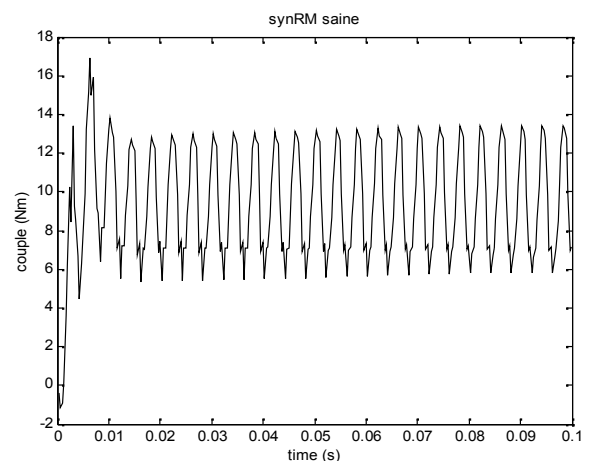
a) La MSR/V saine



(a)



(b)



(c)

Figure .III.12 -(a) la vitesse, (b) les courants de phases, (c) le couple et dans le cas sain

b) Conditions défectueuses avec des phases circuit ouvert

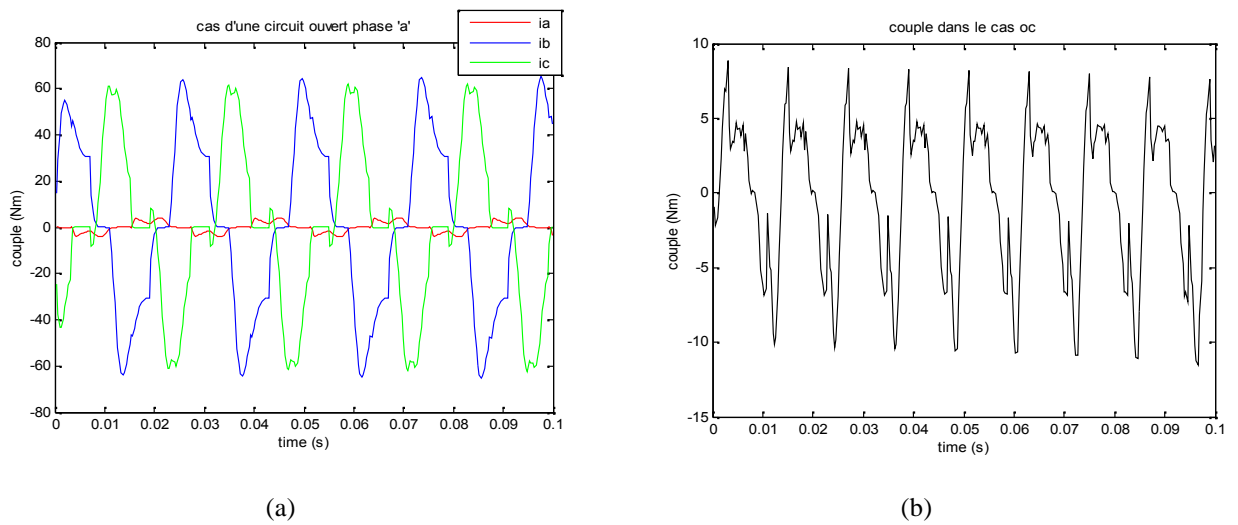


Figure .III.13 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'une phase circuit-ouvert

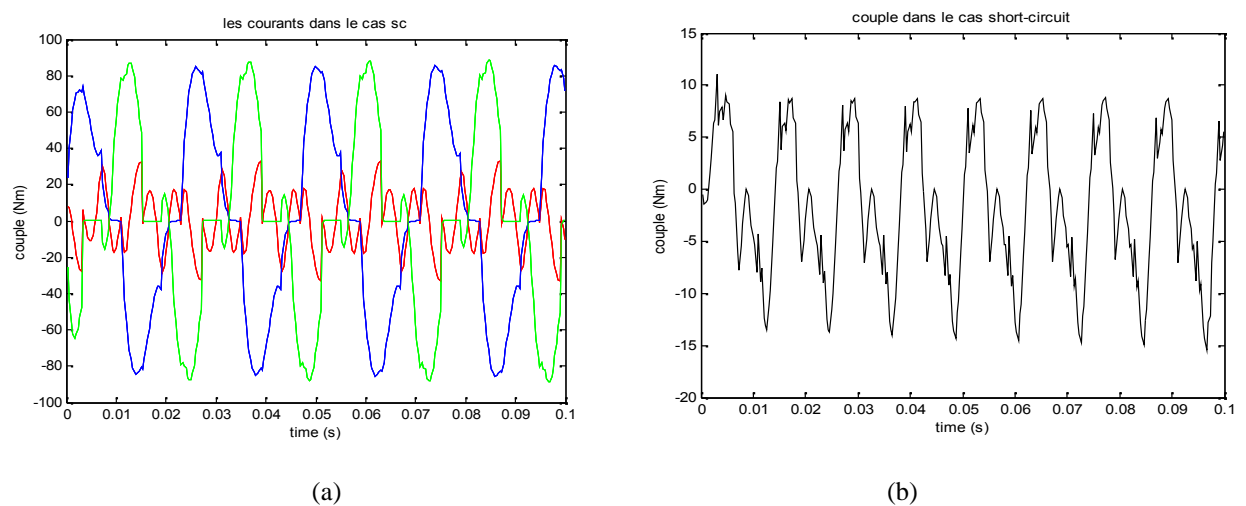


Figure .III.14 -(a) les courants et (b) le couple dans le cas d'une phase court-circuit

3.6.3 Les défauts du convertisseur de puissance tolérant aux pannes :

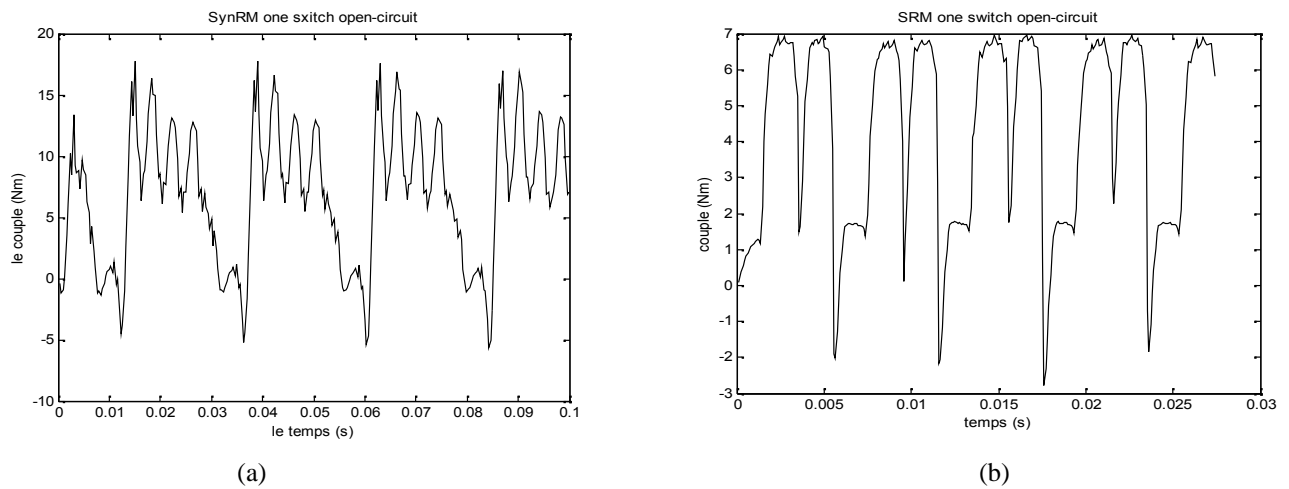


Figure .III.15- un interrupteur circuit-ouvert -(a) le couple de la MSR et (b) le couple de la MRV

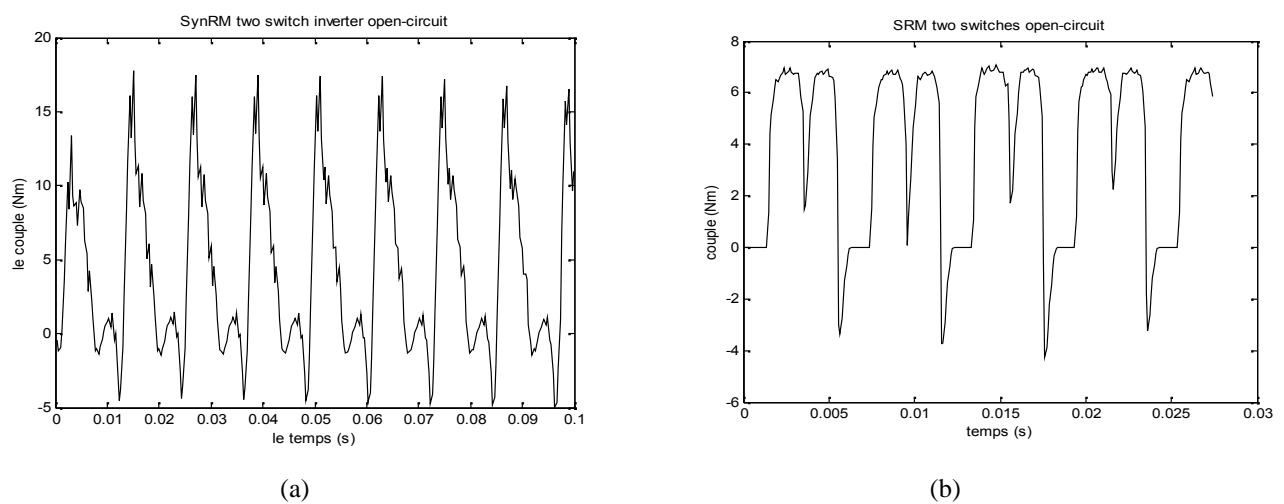


Figure .III.16- deux interrupteur circuit-ouvert -(a) le couple de la MSR et (b) le couple de la MRV

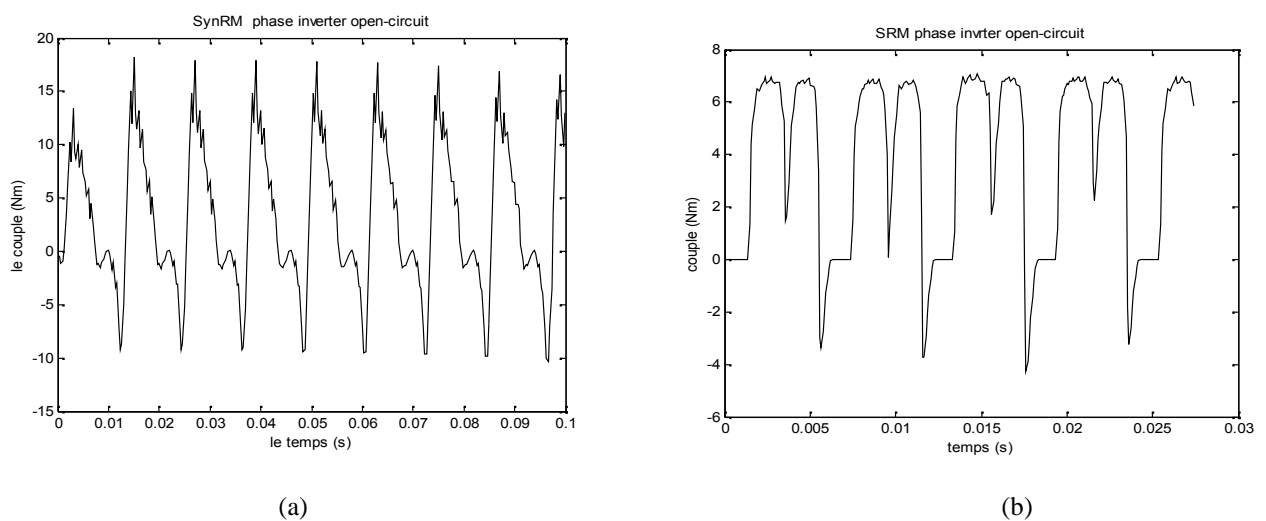


Figure .III.17- quatre interrupteurs circuit-ouvert -(a) le couple de la MSR et (b) le couple de la MRV

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

Lorsqu'une bobine est défaillante, il restera 11 bobines sur 12 qui travaillent, soit 65.35% des enroulements de la machine. Le courant manquant dans la seule bobine en défaut peut être clairement observé figure. III.6. Les 11 bobines saines de cette phase contribuent toujours à la génération de couple, mais avec des valeurs inférieures.

En raison du faible couple produit par la phase en défaut, la figure. III.9, les ondulations du couple sont supérieures à celles de la machine saine. Le couple moyen dans ce cas est de 3.5701 Nm, soit 62.91% du couple nominal.

Lorsque deux bobines sur les 12 restantes sont en circuit ouvert, 10 bobines (soit 67.64% du couple nominal) vont travailler. Comme prévu dans la figure. III.7, deux impulsions de courant sont absentes en raison des deux bobines en défaut. Dans ce cas, la valeur moyenne du couple est de 3.8389 Nm.

Quand une deux autres bobines est ouvertes (un canal circuit ouvert), comme indiqué par les courbes de la figure. III.8, le couple dans ce cas est beaucoup plus faible que celui de la figure. III.7 et sa valeur moyenne est 3.6007 Nm, soit 63.45% du couple nominal.

Quand un interrupteur ouvert, on peut le voir sur la figure III.15 le couple moyen est de 4.2545 Nm, soit environ la moitié du couple nominal. Pour l'ensemble des quatre conditions précitées, la machine fonctionnera encore si le couple de charge est inférieur à celui développé. Le défaut le plus grave qui puis survenir, c'est quand une phase complète de la machine est ouverte. Dans ce cas, soit 75% des enroulements qui contribuent au développement du couple.

Le couple et les courants de la machine en fonction du temps sont représentés figure. III.8. Tous ces résultats prouvent la bonne tolérance aux défaillances de la SRM modulaire proposée (voir le tableau 3.3).

Tab. 3.3. Le couple moyen de la machine à reluctance variable dans différents conditions

Mode	SRM	
	Tmoy (Nm)	Le couple utile en %
Healthy mode	5.6747	100%
Une bobine circuit-ouvert	3.7087	65.35%
Deux bobines circuit-ouvert	3.8389	67.64%
Un canal circuit-ouvert	3.6007	63.45%
Une phase circuit-ouvert	3.5701	62.91%
Un interrupteur circuit-ouvert	4.2545	74.79%
Deux interrupteurs circuit-ouvert	3.8225	67.36%
Quatre interrupteurs circuit-ouvert	3.8224	67.35%

3.7 L'approche signal

3.7.1 Analyse spectrale

L'analyse spectrale est utilisée depuis de nombreuses années pour détecter des défaillances dans les machines électriques, essentiellement les ruptures de barres au rotor des machines asynchrones, la dégradation des roulements, les excentricités et les court-circuits dans les bobinages. Ces cas se prêtent bien à cette approche dans la mesure où de nombreux phénomènes se traduisent par l'apparition de fréquences directement liées à la vitesse de rotation ou à des multiples de la fréquence d'alimentation.

La surveillance par analyse spectrale de la machine à réductance variable consiste donc à effectuer une transformée de Fourier des grandeurs affectées par le défaut, et à visualiser les fréquences parasites constituant la signature d'un défaut dans la machine. Les grandeurs choisies sont soit électriques (plus particulièrement les courants de ligne), soit mécaniques (couple électromagnétique). Cette technique permet une surveillance rapide et peu onéreuse car elle exige un simple capteur de courant ou de vibration.

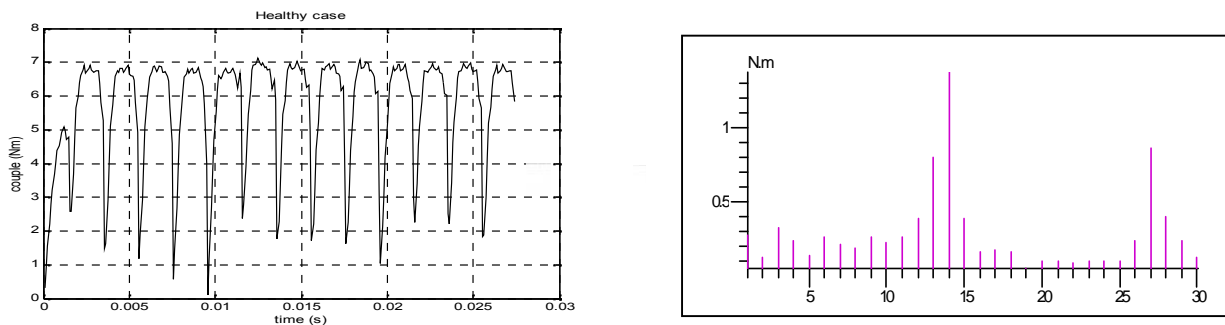


Figure. III.18- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV en cas sain

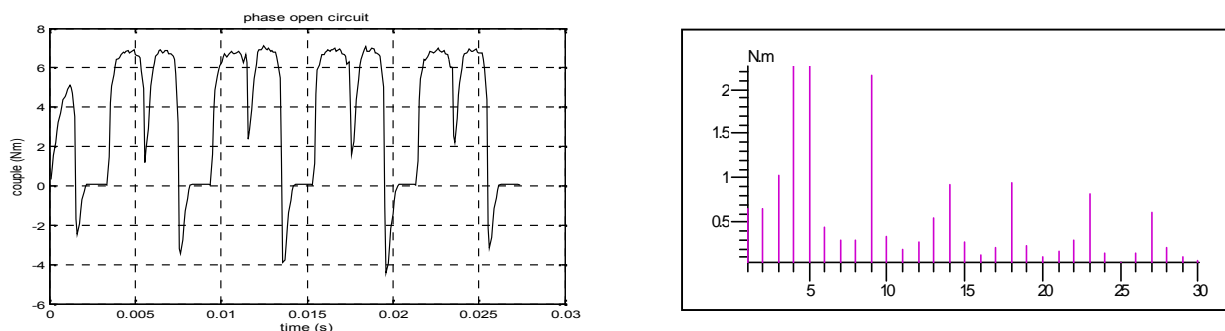


Figure. III.19- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV dans le cas d'une phase circuit-ouvert

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

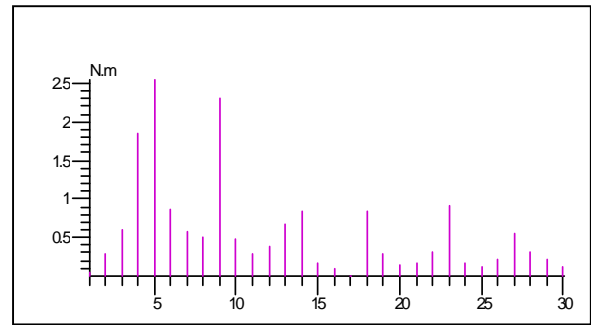
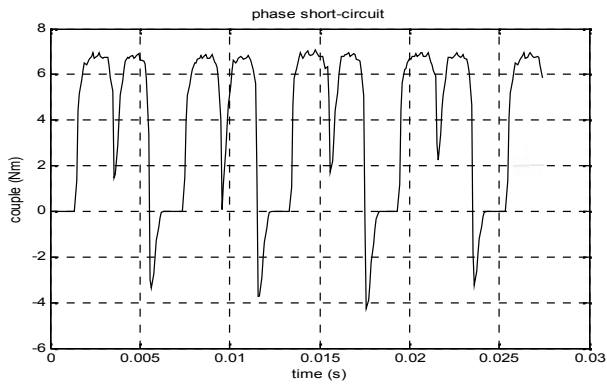


Figure. III.20- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV dans le cas d'une phase court-circuit

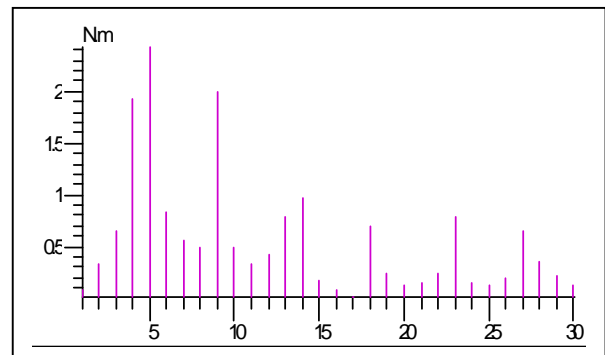
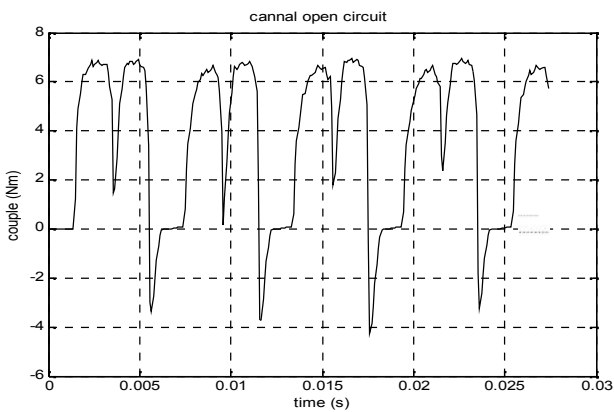


Figure. III.21- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV dans le cas d'un canal circuit-ouvert

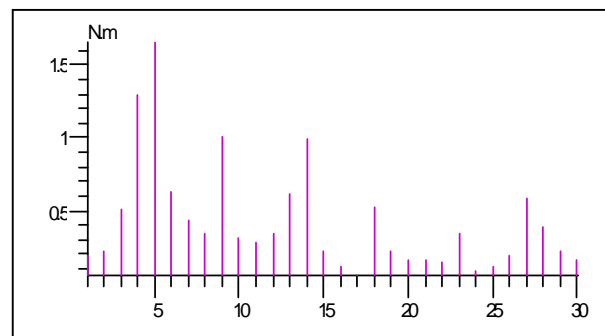
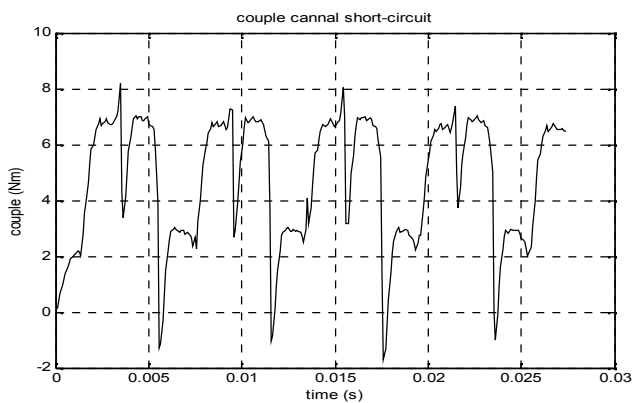


Figure. III.22- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV dans le cas d'un canal court-circuit

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

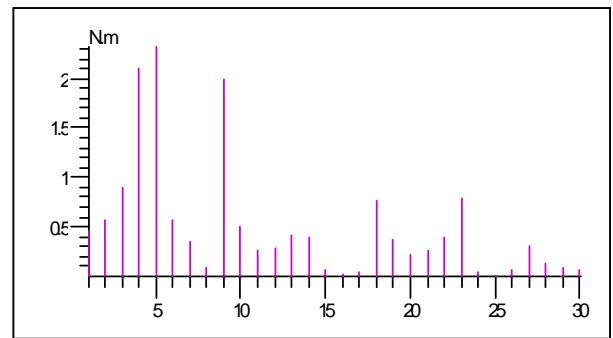
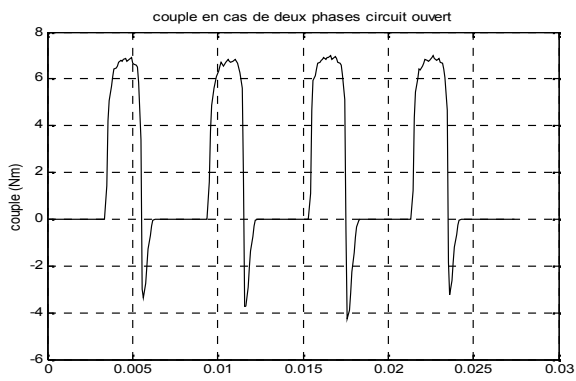


Figure. III.23- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV dans le cas de deux phases circuit-ouvert

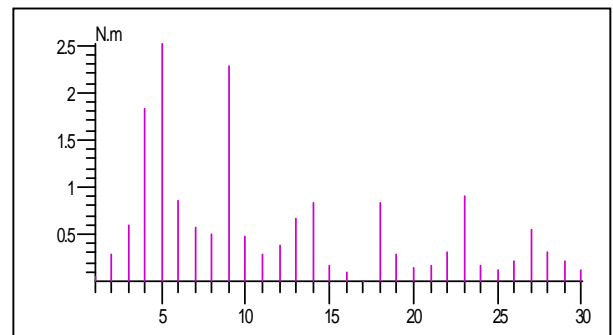
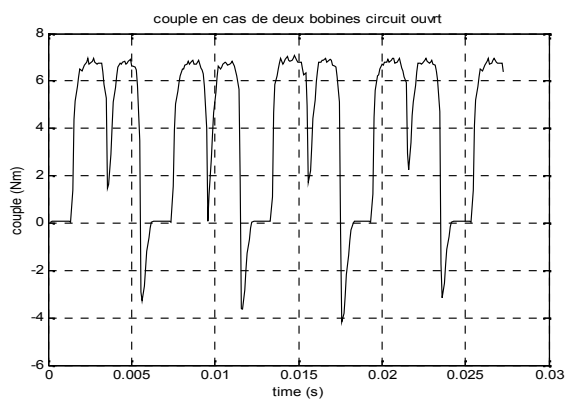


Figure. III.24- l'analyse fréquentielle du couple de la MRV dans le cas de deux bobines circuit-ouvert

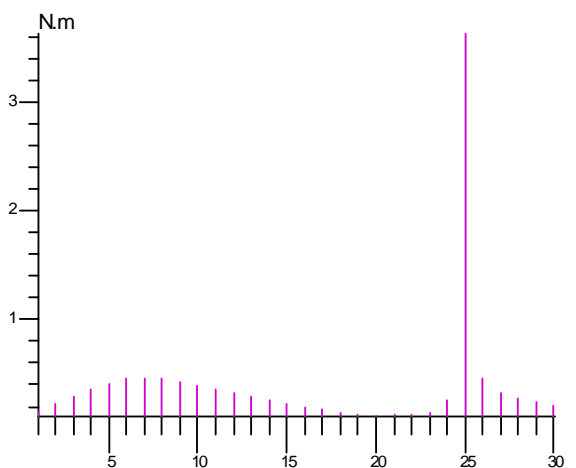
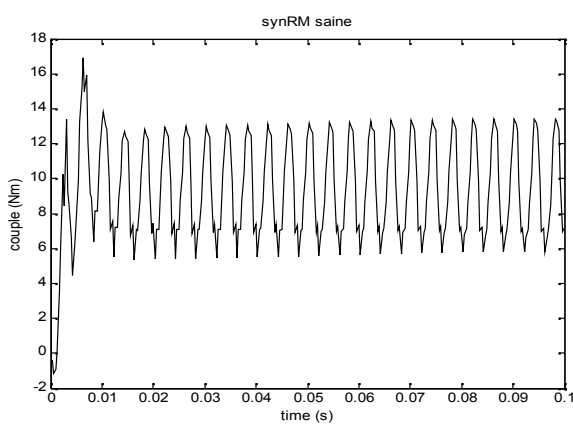


Figure. III.25- l'analyse fréquentielle du couple de la SynRM dans le ca sain

Chapitre III : Synthèse des défaillances d'un ensemble convertisseur-MRV & signatures des défaillances par EF

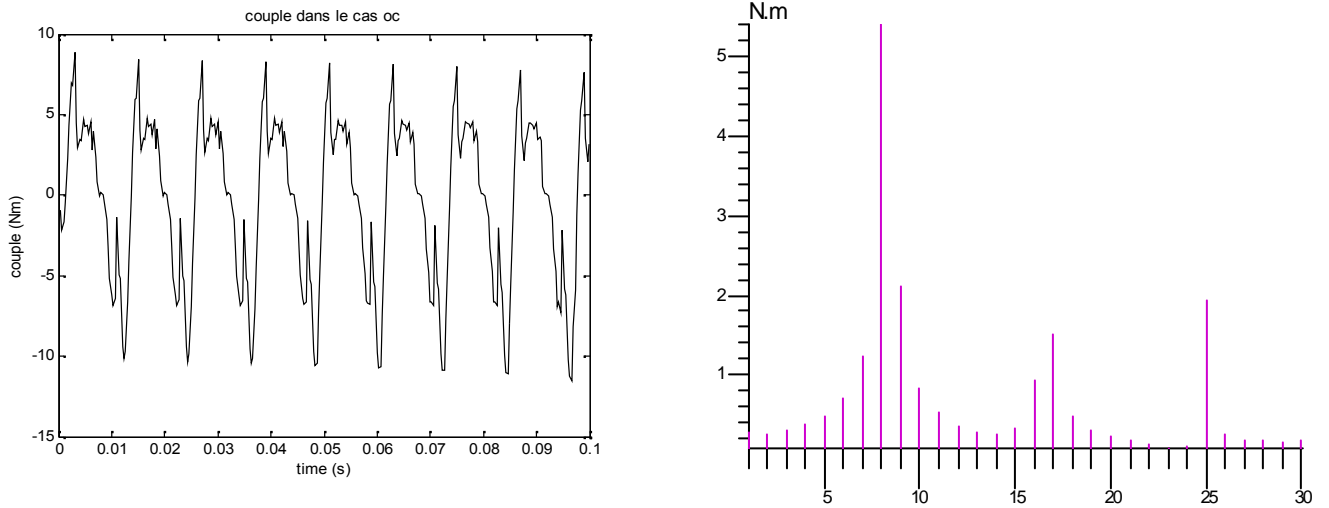


Figure. III.26- l'analyse fréquentielle du couple de la SynRM dans le cas de circuit-ouvert

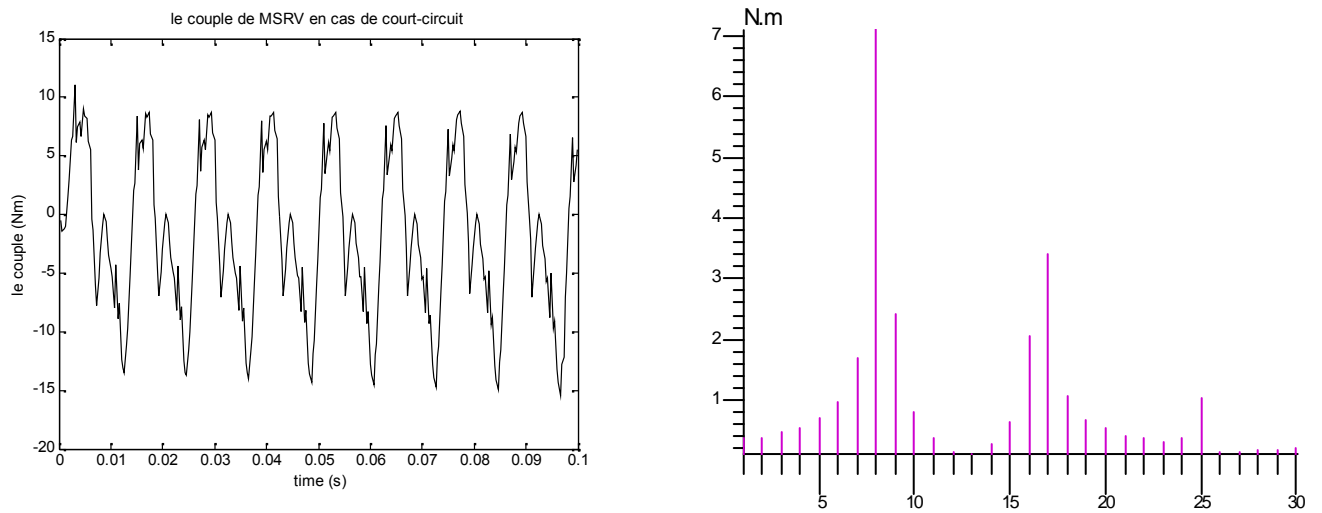


Figure. III.27- l'analyse fréquentielle du couple de la SynRM dans le cas de court-circuit

3.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la structure des machines à réluctance variable tolérante aux défauts en utilisant une modélisation par éléments finis couplée avec un modèle circuit. La résolution des équations dynamiques a été effectuée en pas à pas dans le temps. Cette approche qui nécessite un nombre réduit d'hypothèses simplificatrices est très précise et donne d'excellents résultats pour l'étude de comportement des machines tolérantes aux défauts saines ou en présence de défauts électriques. En effet, cette méthode de modélisation dont la mise en œuvre est très longue, a pu être validée par des résultats expérimentaux dans le chapitre V.

Nous traiterons le cas particulier de court-circuits et circuits-ouvert dans les machines à réluctance variable et la machine synchrone à réluctance variable. Une série de simulations a été faite pour valider le modèle dans différentes situations.

En dernière partie de ce chapitre, une étude spectrale du comportement de la MRV et la MSRVR est utilisée pour la recherche des signatures des défauts et l'analyse de fonctionnement en présence de défaut. Nous avons montré que l'apparition des harmoniques du couple de rangs multiples de trois, ainsi que la présence d'un harmonique de couple de rang 2 peuvent être utilisées comme signature d'un défaut entre spires.

CHAPITRE : 4

***VERS DES NOUVELLES
APPROCHES DE DIAGNOSTIC :
APPLICATION AU DIAGNOSTIC
DES
MACHINES À RÉLUCTANCE
VARIABLE***

4.1 Introduction

Le chapitre précédent nous a permis de présenter et d'extraire les différents signaux issus des défauts qui peuvent survenir sur un ensemble « convertisseur – machine à réluctance variable ».

Les techniques issues de l'approche système apportent au diagnostic des défauts des moteurs électriques la fiabilité, l'automatisation, la praticité et la sensibilité. Elles exploitent les signatures avec ou sans modèle, décrites précédemment, pour réaliser la supervision et le diagnostic du système. Elles possèdent, par ailleurs, de grandes facultés d'apprentissage.

Parmi ces méthodes, nous pouvons citer les systèmes experts, la logique floue, les réseaux neuronaux, la reconnaissance des formes,... Dans cette partie, nous allons présenter quelques unes de ces techniques ainsi que leur application dans le domaine du diagnostic de la machine à réluctance variable.

Ce chapitre dédié à l'application proprement dite de la méthode de diagnostic à base de modèle et de système, (ils sont détaillés au chapitre I), aux machines à reluctance variable (détaillées au chapitre II).

Nous décrivons, dans ce chapitre, les modèles de Markov caché ainsi que les moyens utilisés pour obtenir les états, les transitions et les événements associés à ces transitions. Nous montrons, également, comment ce système peut être utilisé par l'opérateur, à des fins de surveillance. Les algorithmes de sélection de paramètres du vecteur de forme utilisé par le système de décision et présentés (phase d'apprentissage), sont mis en application.

Les bases théoriques de ces méthodes et techniques sont présentées et leurs performances comparées dans les sections suivantes.

4.2 Techniques de surveillance de la situation existante

Cette recherche se concentre sur la surveillance de l'état et le diagnostic des défauts des machines électriques. Le diagnostic des défauts est une détermination d'un défaut spécifique qui s'est produite dans le système.

Une surveillance de l'état typique et le processus de diagnostic de défaut est généralement constitué de quatre phases comme le montre la figure 4.1. Surveillance de l'état a une grande importance pour les raisons suivantes :

- Pour réduire le coût de l'entretien ;
- Pour prédire la défaillance de l'équipement ;
- Pour améliorer l'équipement et la fiabilité des composants ;
- Pour optimiser les performances de l'équipement;
- Pour améliorer la précision de la prédiction de défaillance.

La surveillance de l'état des dispositifs électriques et mécaniques a été dans la pratique depuis un certain temps maintenant. Plusieurs méthodes ont évolué au fil du temps, mais les techniques les plus importants sont la surveillance thermique, contrôle des vibrations, et contrôle électrique, contrôle du bruit, le contrôle de couple et de contrôle de flux.

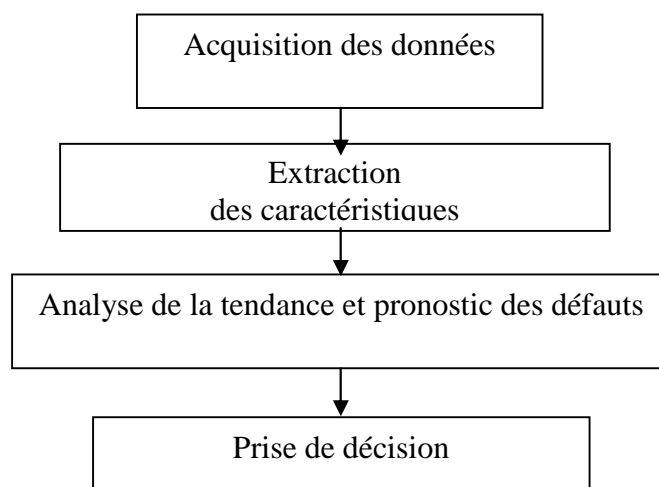


Figure 4.1-Processus de diagnostic des défauts

4.3 Description du procédé

Dans la première partie les modes de fonctionnement sont présentés. La construction du vecteur forme est également présentée dans la seconde partie.

La troisième partie est consacrée à la normalisation des données initiales par rapport à la charge. Cette technique va permettre de diminuer la dispersion causée par la charge. De ce fait, seule la variation due aux différents modes de fonctionnements (sain, défectueux) sera visible. La quatrième partie concerne le diagnostic d'une machine alimentée par un onduleur de tension.

Tout d'abord, le choix du vecteur forme est présenté ; il concerne l'ensemble des signatures possibles (au nombre de " d ") caractéristiques des défaillances du système. Une fois cette étape réalisée, la recherche des paramètres les plus pertinents, du point de vue de la discrimination des modes de fonctionnement, est effectuée, que ce soit dans le cas supervisé ou non supervisé. Une comparaison des vecteurs forme optimaux, obtenus à partir de la méthode de sélection de Fisher, est réalisée, elle permet de séparer au mieux les classes de l'ensemble d'apprentissage.

Après caractérisation de l'ensemble des classes (ou modes de fonctionnement), soit par expertise humaine, soit par coalescence, les règles de décisions (HMM, Kpp, RN) seront appliquées à la classification des nouvelles observations (en défaut ou non) du système.

Les résultats de diagnostic obtenus sont comparés.

Enfin, le suivi de l'évolution d'une défaillance est effectué en utilisant l'approche de Kalman.

Il s'agit dans cette phase d'application, de démontrer l'efficacité des méthodes de classification utilisées pour suivre l'état de la machine à réluctance variable.

4.4 Modes de fonctionnement étudiés

Les modes de fonctionnement ayant servi à valider la procédure de diagnostic sont repris dans le tableau 4.1. Chacun d'entre eux est représenté par une classe dans l'espace de décision. Les défauts ont été créés au stator de la machine à réluctance variable, et ceci pour plusieurs niveaux de charge.

Une partie de ces mesures va servir à construire l'ensemble d'apprentissage X_a ainsi que les ensembles de test. Ces ensembles vont être utilisés pour appréhender les algorithmes de classification choisis dans cette étude en déterminant la sensibilité des paramètres calculés et la définition du vecteur forme optimal.

L'évolution des défauts, tels que le nombre de bobines en circuit ouvert, est utilisée pour montrer l'efficacité de l'estimation et la prédiction réalisée par l'approche Kalman.

Tableau 4.1 Les modes de fonctionnement qui seront analysés

Mode de fonctionnement	Taux de charge	Alimentation
Machine à réluctance variable (<i>MRV</i>) saine	a vide ,0%, 25%, 50%, 75%, 100%	onduleur multiphase
1 phase court-circuit		
1 phase circuit-ouvert		
2 phases circuit-ouvert		
Machine synchrone à réluctance variable (<i>MSRV</i>) saine	a vide, 0%, 25%, 50%, 75%, 100%	onduleur multiphase
1 phase court-circuit		
1 phase circuit-ouvert		
2 phases circuit-ouvert		

4.5 Extraction du vecteur forme par la RTF

4.5.1 Un espace de représentation discriminant

Les signaux issus de la machines électrique sont très riches en information. Cette richesse est contenue dans trois composantes pertinentes à savoir l'énergie, le temps et la fréquence. L'espace de représentation qui tient en compte de ces trois composantes est un choix idéal permettant de maintenir l'intégralité de l'information contenue dans le signal. Il existe d'innombrables moyens pour construire un espace de représentation prenant en compte ces trois composantes. Prenons par exemple le couple spectre d'énergie - énergie instantanée. Energie, temps et fréquence y sont présents mais cela ne constitue pas un espace de représentation discriminant car il ne fournit pas la localisation temps-fréquence. Par exemple deux signaux à évolutions fréquentielles très différentes au cours du temps peuvent avoir la même représentation dans cet espace.

La classification des signaux requiert également que l'espace de représentation soit discriminant, c'est-à-dire dans lequel les caractéristiques communes aux signaux d'une même classe sont peu visibles, mais où les dissemblances entre signaux de classes différentes sont évidentes. Notons également que les domaines unidimensionnels (domaine temps, domaine fréquence, . . .) ne sont pas discriminants, donc inadaptés pour la classification. La grandeur physique énergie est essentielle pour discriminer les signaux entre les classes. Par conséquent nous sommes conduit à rechercher un espace conjoint temps-fréquence de représentation de l'énergie du signal.

Plusieurs formulations d'un tel espace ont été proposées. Ces solutions semblent à priori d'inspirations différentes, mais de résultats finalement proches [dav 98]. Le spectrogramme et la distribution Wigner-Ville sont deux représentations quadratiques pour le signal analysé et font partie de la classe de Cohen. Il existe d'autres distributions d'énergie, hors de cette classe. Toutefois, l'énergie d'un signal étant par essence une quantité quadratique, il est logique de se tourner vers des représentations ayant cette propriété.

4.5.2 La conception de la RTF

La conception de la RTF résulte d'une transformée de Fourier discrète en n (temps discret) appliquée à la fonction d'auto-corrélation instantanée :

$$R[n, \dagger] = x^*[n] x[(n + \dagger)_N] \quad (4.1)$$

Ainsi, la fonction d'auto ambiguïté est définie par :

$$A[y, \dagger] = F_n^{-1} \{ R[n, \dagger] \} = \sum_{n=0}^{N-1} R[n, \dagger] e^{-j\frac{2f}{N}ny} \quad (4.2)$$

et sont respectivement Doppler et retard discrets. La RTF correspondante qui est une version discrète de la RTF du Rihaczek est donnée par :

$$\begin{aligned} R[n, k] &= F_y^{-1} \{ F_{\dagger}^{-1} \{ A[y, \dagger] \} \} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{\dagger=0}^{N-1} A[y, \dagger] e^{-j(2f/N)k\dagger} e^{j(2f/N)yn} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Où k est la fréquence discrète. La fonction caractéristique de la RTF discrète du Rihaczek est simplement $A[y, \dagger]$.

Il existe un noyau $w[y, \dagger]$ qui opère par la multiplication bidimensionnelle sur la fonction d'auto-ambiguïté [Cla 80]. La RTF correspondante est donnée par :

$$G[n, k] = F_y^{-1} \{ F_{\dagger}^{-k} \{ w[y, \dagger] A[y, \dagger] \} \} \\ = \frac{1}{N} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{\dagger=0}^{N-1} w[y, \dagger] A[y, \dagger] e^{-j(2f/N)\dagger k} e^{j(2f/N)y n} \quad (4.4)$$

La fonction caractéristique de $G[n, k]$ est $w[y, \dagger] A[y, \dagger]$. Tout élément non nul du noyau $w[y, \dagger]$ en termes de y et/ou \dagger peut effectuer un lissage sur la RTF originale (4.3) de Rihaczek, $R[n, k]$, en temps et/ou en fréquence respectivement. $G[n, k]$ est une version lissée de $R[n, k]$. L'avantage du noyau est que toutes les RTF peuvent être obtenues à partir de $R[n, k]$ par l'application d'un noyau approprié. Ainsi $G[n, k]$ peut être considéré comme RTF généralisée [Coh 95].

Le plan d'ambiguïté a des propriétés très appropriées pour la classification. Une seule position (y_i, \dagger_i) dans ce plan offre des informations "globales" sur la structure temps-fréquence du signal. Si $w[y, \dagger] = 0$ pour toutes les valeurs exceptées celles sur l'axe $y = 0$, alors toute l'information temporelle est lissée, et seulement l'information de la fréquence stationnaire est maintenue dans $G[n, k]$ (RTF résultante lissée). Si $w[y, \dagger] = 0$ pour toutes les valeurs exceptées celles sur l'axe $\dagger = 0$, alors toute l'information spectrale est lissée et seulement l'information temporelle est retenue. Les points qui ne sont pas sur l'un ou l'autre axe correspondent à une structure temps-fréquence non stationnaire.

Quand le noyau $w[y, \dagger]$ est conçu dans le but de la classification, nous nous référons à lui en tant que noyau dépendant de la classe du signal (DCS). Ce noyau est décrit par $w_{DCS}[y, \dagger]$. En outre, nous nous référons à la RTF correspondante, $RTF_{DCS}[n, k]$ comme la RTF dépendante de la classe du signal; elle est décrite par :

$$RTF_{DCS}[n, k] = F_y^{-1} \{ F_{\dagger}^{-k} \{ w_{DCS}[y, \dagger] A[y, \dagger] \} \} \quad (4.5)$$

Il est possible de visualiser la RTF dépendante de la classe du signal et d'observer la structure de temps-fréquence exploitée par un classifieur

Le choix d'une RTF et d'un algorithme de projection doivent être conjointement optimisé ; ceci étant prohibitif en termes de temps de calcul, il vaudrait mieux utiliser une RTF optimale [Dav 01] qui puisse être directement classifiée. Nous nous sommes intéressés dans cette étude à la conception des RTF optimisées pour la classification des défauts de la machine à réluctance variable et à synchrone à réluctance variable. Nous proposons une méthode pour concevoir des noyaux optimisés, et par conséquent des RTF optimisées pour la discrimination entre les ensembles prédéfinis de classes. Les noyaux résultants ne sont restreints à aucune fonction prédéfinie mais, plutôt, sont arbitraires dans la forme. Au lieu de faire des hypothèses à priori au sujet du type de lissage temps-fréquence, notre approche établit le lissage approprié pour réaliser la meilleure performance de la classification.

4.5.3 La conception du noyau de Fisher pour la classification

Supposant qu'il y ait N exemples d'apprentissage dans un ensemble d'apprentissage pour une classe particulière. Notons que $y_i^{(c)}$ décrit le i ème exemple d'apprentissage de la c th classe. Le but est de concevoir un classifieur pour déterminer l'appartenance de classe d'un vecteur x . Ceci est fait en utilisant les exemples d'apprentissage, sachant que le vecteur x ne figure pas dans l'ensemble de d'apprentissage.

Nous proposons de concevoir un classifieur directement dans le plan d'auto ambiguïté. Puisque toutes les RTF peuvent être dérivées du plan d'auto-ambiguïté, aucune hypothèse à priori n'est faite concernant le lissage exigé pour la classification.

L'approche de la conception du noyau et de la classification est une généralisation de la méthode « dépendante de la classe du signal » (DCS) décrite dans [Atl 97], [McL 97]. Dans ce qui suit nous proposons la conception du noyau discriminant de Fisher.

Le noyau discriminant de Fisher une méthode appropriée pour les cas réels où le nombre d'exemples d'apprentissage est limité. Cette méthode sépare deux étapes principales; la conception du noyau et la classification. Dans ce cas de figure, les valeurs du noyau sont contraintes telles que :

$$w_{DCS}[y, \dagger] \in \{0, K^{-1/2}\} \quad (4.6)$$

où K est le nombre de points non nuls du noyau w_{DCS} . Ceci assure que la contrainte de l'énergie unitaire est satisfaite. Le noyau w_{DCS} choisit des "motifs" à partir de l'ensemble de points qui composent la fonction d'auto-ambiguïté.

Les points de motif peuvent être extraits, directement, à partir de $w_i[y, \tau] A[y, \tau]$. Dans cette application, le noyau $w_i[y, \tau]$, est défini comme une matrice binaire où chaque élément

$$\text{est soit 1 ou 0 : } w_i[y, \tau] A[y, \tau] = \begin{cases} A[y, \tau], & \text{si } w_i[y, \tau] = 1 \\ 0, & \text{si } w_i[y, \tau] = 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

Les points de motif sont les points du plan d'ambiguïté de position (y_i, τ_i) quand $w[y, \tau] = 1$.

En multipliant la forme binaire de la fonction de Fisher avec le plan d'ambiguïté d'un certain signal, nous trouverons N points de motif pour ce signal qui sont présentés par un ordre décroissant dans un vecteur motif.

Ces "motifs" peuvent être utilisés pour estimer la classe de l'exemple inconnu en utilisant n'importe quelle architecture de classifieur. Pour approximer étroitement le noyau discriminant linéaire, nous cherchons les points dans le noyau qui maximisent le rapport discriminant de Fisher (RDF) donnés par :

$$FDR_i(y, \tau) = \frac{(m_i[y, \tau] - m_{i\text{-reste}}[y, \tau])^2}{V_i^2[y, \tau] - V_{i\text{-reste}}^2[y, \tau]} \quad (4.8)$$

où $m_i[,]$ et $m_{i\text{-reste}}[,]$ représentent les moyennes de la classe i et le reste des classes dans le plan Doppler- retard $(,)$

$$m_i[y, \tau] = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} A_{ij}[y, \tau] \quad (4.9)$$

$$m_{i\text{-reste}}[y, \tau] = \frac{\sum_{k=i+1}^3 \sum_{j=1}^{N_k} A_{kj}[y, \tau]}{\sum_{k=i+1}^3 N_k} \quad (4.10)$$

$$V_i^2[y, \tau] = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (A_{ij}[y, \tau] - m_i[y, \tau])^2 \quad (4.11)$$

$$V_{i\text{-reste}}^2[y, \tau] = \frac{\sum_{k=i+1}^3 \sum_{j=1}^{N_k} (A_{kj}[y, \tau] - m_{i\text{-reste}}[y, \tau])^2}{\sum_{k=i+1}^3 N_k} \quad (4.12)$$

Le RDF offre les positions des points au noyau pour la classification. Le RDF est maximisé quand la séparation entre les moyennes des classes est grande et la variance

interclasse est petite. Le nombre optimal de points non nuls est déterminé par l'évaluation des performances du classifieur en utilisant les K meilleurs points du noyau (c.-à-d. les K points avec le plus grand RDF). Pour beaucoup de signaux, des corrélations existent dans le plan d'auto-ambiguïté. Le RDF range les motifs en une seule dimension, malgré qu'il n'explique pas cette corrélation. La corrélation améliore souvent les performances globales de la classification et devrait, ainsi, être expliquée.

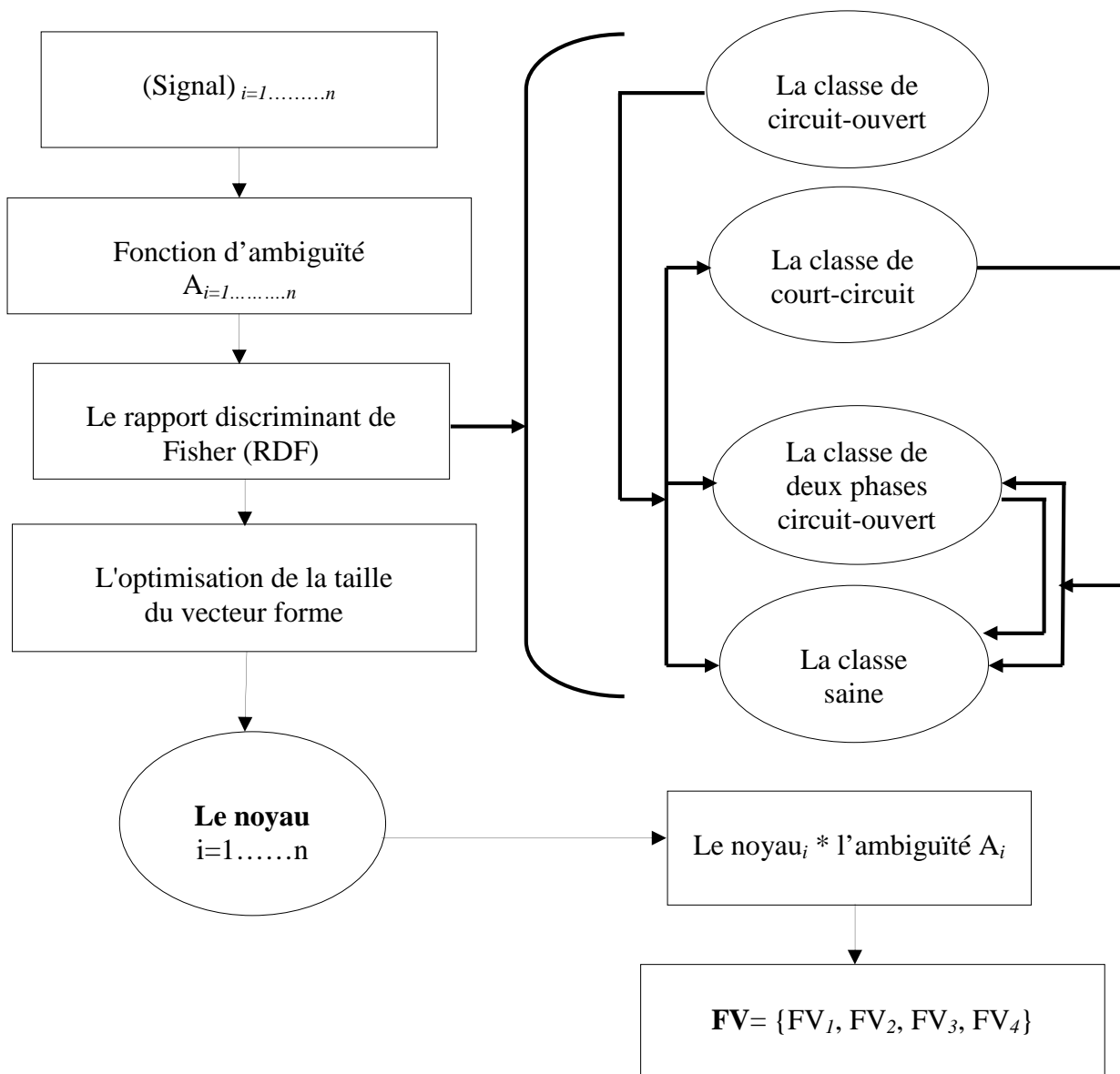


Figure 4.2- Algorithme de conception de noyau de classification et d'extraction de FV

4.6 Détermination d'une méthode de décision

4.6.1 Modèles de Markov cachés (MMC)

Nous rappelons que la tâche principale de l'analyse de séquences temporelles, dans notre application étant de prédire les nouvelles observations à partir de toutes les observations réalisées.

Dans les modèles probabilistes, tels que les DMC (Discrete Markov Chains : chaînes de Markov Discrètes), ou les HMM (Hidden Markov Models : Modèles de Markov cachés) l'objectif est non pas de déterminer directement la nature exacte de la classe, mais plutôt sa meilleure conjecture. Il s'agit donc de déterminer le degré de confiance attribué à l'appartenance de cette observation à une classe prédéterminée. La mesure de ce degré se traduit formellement par le calcul d'une probabilité conditionnelle $P(x_{t+h}|x_{1:n})$ [Hec 95], avec : $x_{1:n}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$

h : horizon sur lequel nous voulons faire la prédiction $h > n$

Les modèles probabilistes intégrant cette forme de connaissance par le calcul de la probabilité $P(x_{t+h} | x_{1:n}, u_{1:t+h})$, avec : $U = \{u_{1:t+h}\}$ l'ensemble d'entrées à considérer, de l'instant t jusqu'à l'instant $t+h$. Le calcul de ces probabilités est assuré par inférence des causes et des connaissances a priori sur le séquençement des données.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons le concept théorique de l'approche probabiliste les plus fréquemment utilisés pour l'analyse de séquences temporelles: les modèles Markoviens CCM: les modèles Markoviens et de son utilisation en apprentissage [Beng 99].

4.6.1.1 Modèles de Markov caché discrète

Les Chaînes de Markov Discrètes (communément notées DMC pour Discrete Markov Chains) sont à la base de tous les modèles Markoviens pour l'analyse de séquences temporelles. Le principe des DMC est de calculer, à chaque pas de temps, une distribution de probabilités selon les classes d'événements (ou changements d'états).

Les Modèles de Markov Discrets sont basés sur une suite (ou boucle) d'états dans lesquels on navigue par des probabilités de transition et suivant des observations.

Une chaîne de Markov discrète correspond à un simple graphe d'états (Figure. 4.3), doté d'une fonction de transition probabiliste. L'état courant du système stochastique est représenté par une variable pouvant prendre plusieurs valeurs dans l'ensemble $=\{x_1, x_2, \dots\}$

où les x_i sont les états possibles du système. A chaque pas de temps, le modèle franchit une transition qui va potentiellement modifier son état, permettant au système d'évoluer selon une loi de transition probabiliste. La dynamique du système est ainsi entièrement caractérisée par les probabilités de transition d'un état à l'autre.

4.6.1.2 Modèles de Markov caché

Les modèles de Markov cachés (Hidden Markov Models ou HMMs) ont été introduits par Baum et al. à la fin des années 60. Ce modèle est fortement apparenté aux automates probabilistes, définis par une structure composée d'états et de transitions, et par un ensemble de distributions de probabilité sur les transitions. A chaque transition est associé un symbole d'un alphabet fini. Ce symbole est généré à chaque fois que la transition est empruntée. Un HMM se définit également par une structure composée d'états et de transitions et par un ensemble de distributions de probabilité sur les transitions. La différence essentielle avec les automates probabilistes est que la génération de symboles s'effectue sur les états, et non sur les transitions. De plus, on associe à chaque état non pas un symbole, mais une distribution de probabilité sur les symboles de l'alphabet.

Les modèles de Markov cachés sont utilisés pour modéliser des séquences d'observations. Ces observations peuvent être de nature discrète (par exemples les caractères d'un alphabet fini) ou continue (fréquence d'un signal, température). Sans prétendre à une présentation exhaustive des modèles de Markov cachés.

La procédure de génération d'une séquence $o_1...o_T$ de symboles à l'aide d'un HMM consiste à partir d'un état s en suivant la distribution λ , de se déplacer d'état en état suivant les probabilités de transition, et générer un symbole sur chaque état rencontré en utilisant la distribution de probabilité de génération associée à l'état. Lorsqu'un symbole a été généré, on choisit une transition sortante suivant la distribution de probabilité de transition associée à l'état courant, et la procédure est réitérée jusqu'à la $T^{\text{ème}}$ génération de symbole. Les HMMs définissent donc un processus stochastique non déterministe, ce qui explique le nom donné à ce modèle.

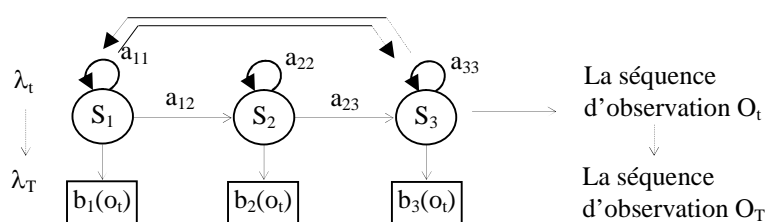


Figure. 4.3–Le modèle génération de Markov caché avec 3 états (étiqueté S_1 à S_3)

Un HMM est défini par un quintuplet (S, Σ, T, G, π) , ou :

- S est un ensemble de N états,
- Σ est un alphabet de M symboles,
- $T = S \times S \rightarrow [0, 1]$ est la matrice de transition, indiquant les probabilités de transition d'un état à l'autre ; on note $P(s \rightarrow s')$ la probabilité de transition de l'état s vers l'état s' ,
- $G = S \times \Sigma \rightarrow [0, 1]$ est la matrice de génération, indiquant les probabilités de génération associées aux états ; on note $P(o | s)$ la probabilité de générer le symbole $o \in \Sigma$ à partir de l'état $s \in S$.
- $\pi : S \rightarrow [0, 1]$ est un vecteur de probabilités initiales de visite.

On peut classer les principales applications des HMMs en deux catégories. La première traite des problèmes de reconnaissance ou de classification, la seconde a trait aux problèmes de segmentation de séquences, c'est-à-dire au découpage d'une séquence en sous-séquences de différents types.

Trois problèmes de bases sont soulevés par l'utilisation des HMM, qui vont être abordés dans les parties suivantes :

1. étant donné une séquence d'observations $O = o_1 \dots o_T$ et un HMM H , comment évaluer efficacement $P(O|H)$, la probabilité d'observation de O étant donné H ?
2. étant donné une séquence d'observation $O = o_1 \dots o_T$ et un HMM H , comment choisir une séquence d'états $s_1 \dots s_T$ optimale dans un certain sens (i.e. expliquant au mieux O) ?
3. comment ajuster les paramètres d'un HMM H pour maximiser $P(O|H)$?

Le premier problème est un problème d'évaluation, qui peut également être vu comme un problème d'estimation de la capacité d'un modèle donné à reconnaître une séquence d'observations donnée. Le second problème se ramène à l'idée de dévoiler les états cachés S , sans y avoir accès directement. Dans la plupart des cas, le critère d'optimalité retenu influencera la séquence d'états calculée. Enfin, le troisième problème se ramène à l'entraînement d'un HMM par des séquences d'observations, en vue d'en optimiser les paramètres pour un problème spécifique donné.

4.6.1.3 Classification par MMC

a) phase d'entraînement

Le vecteur forme est utilisé pour définir la séquence d'observation afin d'entraîner un MMC. Celui-ci peut être formé, également, en utilisant de multiples vecteurs formes. Par exemple, si nous avons plusieurs niveaux de charge pour le défaut statorique, nous pouvons former un MMC simple en utilisant des données pour les divers niveaux de charge.

Étant donné la matrice des vecteurs motifs, nous pouvons entraîner un modèle MMC

$\lambda = \{\Sigma, \Omega, \Pi, A, B\}$ représentant un défaut spécifique. Les paramètres du modèle sont ajustés et calculés par l'algorithme Baum-Welch (c.6).

Les modèles MMCs $\lambda_m, m \in \{1, 2, \dots, M\}$ sont entraînés afin de représenter les défauts : le défaut de circuit-ouvert, le défaut de court-circuit et le défaut de deux phases circuit-couvert pour les divers niveaux de charge.

b) Détection des défauts par MMC

Après avoir entraîné les modèles MMC pour les différents types de défaut d'enroulements. Chaque type de défaut est caractérisé par un modèle $\lambda_m, i = 1, 2, 3$ (i définit le défaut). La seconde phase consiste à identifier une nouvelle séquence d'observation ou un nouveau vecteur forme correspond à un signal non classé dans la phase d'apprentissage. Cette phase correspond à résoudre le premier problème de MMC par l'algorithme Forward-Backward (c.3). La procédure de détection par MMC est illustrée par la figure. 4.4.

- La première étape est l'extraction du vecteur de forme $\{(c, \dagger)_1, (c, \dagger)_2, \dots, (c, \dagger)_i\}$ à partir d'un signal prétraité par la représentation temps-fréquence.
- Étant donné les modèles d'apprentissages $\lambda = \{\Sigma, \Omega, \Pi, A, B\}$ élaborés précédemment. La seconde étape consiste à calculer la probabilité du vecteur forme c'est à dire la séquence d'observation $O = (\xi, \tau)_1, (\xi, \tau)_2, \dots, (\xi, \tau)$ de chaque modèle entraîné $P_m(O|\lambda_m)$ et de déterminer la probabilité maximale. Dans cette seconde phase on retrouve la première formulation des problèmes des MMC. Le calcul de la probabilité est effectué par l'algorithme Forward-Backward. En fin de compte, le MMC pour lequel la probabilité est maximum $P_m(O|\lambda_m)$, détermine le type du défaut selon : $i = \arg \max(P_0, P_1, \dots, P_n)$.

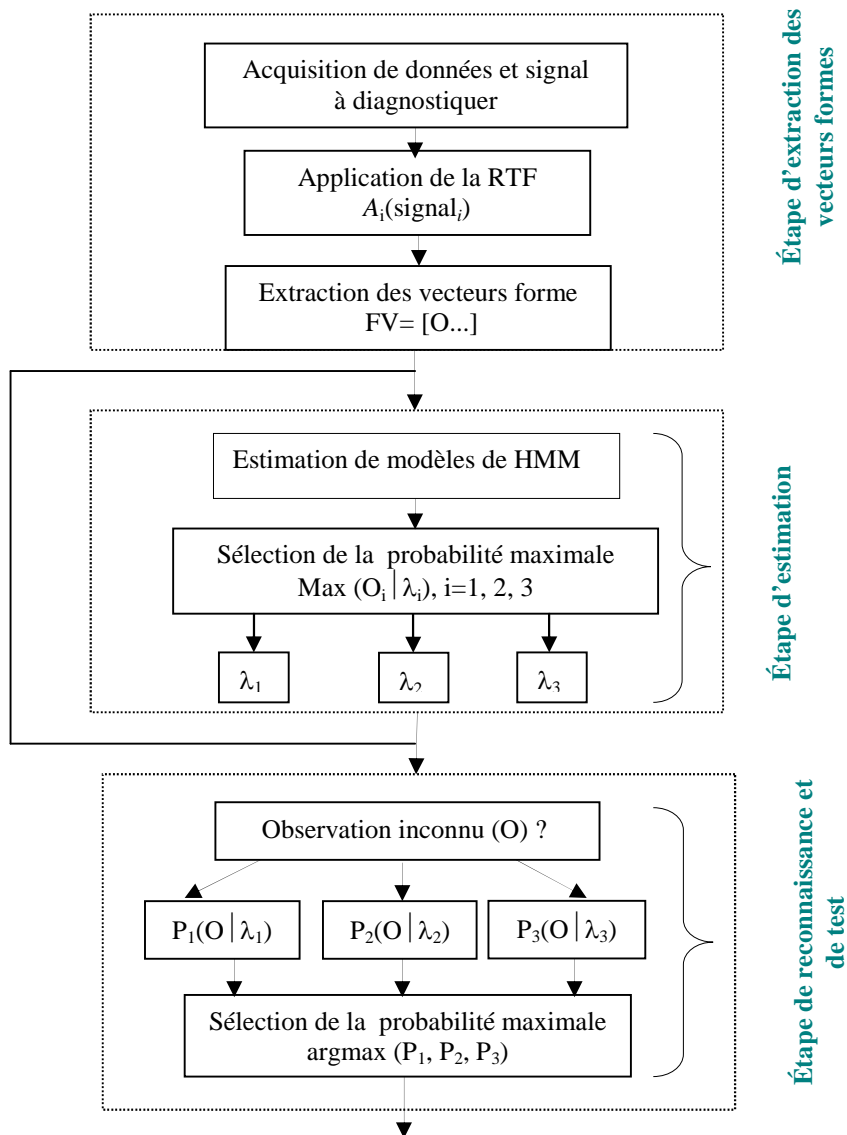


Figure. 4.4–Algorithme de diagnostic de défaut par TFR-MMC

4.6.2 Les Réseaux de Neurones (RN)

Le développement de la technique des réseaux de neurones artificiels découle d'une imitation de certains mécanismes du cerveau humain. Un réseau de neurone est un ensemble d'unités interconnectées qui disposent d'une grande capacité d'apprentissage et de traitement de l'information. Il s'agit en fait d'un algorithme mathématique qui permet de traiter parfaitement les connaissances relatives à la relation entre les valeurs d'entrées et de sorties, afin de classer correctement les situations.

Dans les années 1940, les neurologues Warren Sturgis McCulloch et Walter Pitts menèrent les premiers travaux sur les réseaux de neurones. Ils constituèrent un modèle

simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques complexes.

4.6.2.2 Architecture des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est généralement formé d'une couche d'entrée représentant les neurones d'entrées (variables d'input), d'une couche de sortie représentant le vecteur des variables d'outputs permettant de transférer les informations en dehors du réseau, et d'une ou de plusieurs couches cachées présentant l'ensemble des nœuds cachés ayant des connexions entrantes qui proviennent des neurones d'entrée.

Ces unités n'ont pas d'interaction directe avec l'environnement. Elles permettent au réseau d'apprendre des tâches complexes en exploitant, progressivement, les caractéristiques les plus significatives des neurones d'entrées. Un poids est attribué à chaque connexion du réseau, et l'ensemble correspond au schéma de pondérations suivant:

La Figure 4.5 montre une architecture typique de MLP se composant de trois couches ; de M, N et O pour l'entrée, cachée et la couche de sortie, respectivement. Le vecteur d'entrée, $X = [x_1 x_2 \dots x_o]^T$, est transformé à un vecteur par utilisation de intermédiaire des variables cachées U par utilisation de fonction d'activation f_i la sortie u_j du $j^{\text{ème}}$ de neurones de la couche cachée est obtenue comme suit :

$$u_j = f_1 \sum_i^M w_{i,j}^1 x_i + b_j^1 \quad (4.13)$$

Où b_j^1 et $w_{i,j}^1$ représenter respectivement le biais et le poids, entre le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche cachée et $i^{\text{ème}}$ le neurone de la couche d'entrée. L'indice supérieur 1 représente le raccordement (premier) entre les neurones des couches entrée/cachée.

Le vecteur de sortie désirée $y = [y_1 y_2 \dots y_o]^T$ du réseau est obtenu à partir du vecteur des variables intermédiaires U par une fonction d'activation f_2 de la couche de sortie. Par exemple, la sortie du neurone k exprimé comme suit :

$$y_k = f_2 \left(\sum_{l=1}^N w_{l,k}^2 u_l + b_k^2 \right) \quad (4.14)$$

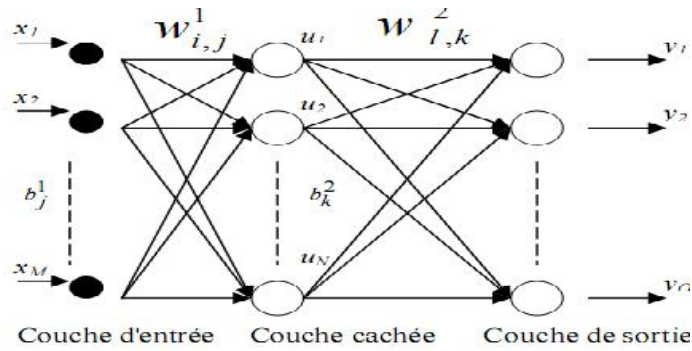


Figure. 4.5–Modèle de réseau de neurone artificiel

Où l'indice supérieur 2 dénote le raccordement (secondaire) entre les neurones des couches cachée/sortie. Il y a plusieurs formes des fonctions d'activation f_1 et f_2 , tels que la fonction 1 sigmoïde, la tangente hyperbolique et la fonction linéaire, données par les équations. (4.15) (4.16) (4.17), respectivement:

$$f(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (4.15)$$

$$f(v) = \frac{1 - e^{-2v}}{1 + e^{-2v}} = \frac{2}{1 + e^{-2v}} - 1 \quad (4.16)$$

$$f(v) = v \quad (4.17)$$

a) Perceptrons multicouches

Les perceptrons multicouches sont les réseaux les plus employés et les plus étudiés. Deux abréviations anglaises sont utilisées dans la littérature pour les nommer : MLP pour Multi Layer Perceptrons et ANN, Artificiel Neural Networks. Un perceptron multicouche est composé de plusieurs couches de neurones et de connexions. Ce nombre est au moins égal à deux, signifiant ainsi que le réseau possède deux couches de poids, une couche de sortie et une couche cachée. Le nombre de couches cachées détermine la complexité des frontières des différents sous-espaces que le réseau pourra représenter. La complexité de l'approximation est également déterminée par le nombre de neurones de chaque couche puisque ce nombre détermine le nombre maximal d'informations que le réseau peut extraire du signal traité. La couche d'entrée, correspondant le plus souvent à un vecteur de données issu d'une phase de prétraitement, n'est pas véritablement considérée comme appartenant au réseau.

b) Modèle à auto-organisation ou de Kohonen

Les modèles à auto-organisation ne suivent pas les mêmes principes que les perceptrons multicouches. L'auto-organisation permet d'obtenir un réseau qui répond aux stimuli qui lui sont présentes en entrée suivant une classification qui n'est pas donnée a priori par le concepteur. Ainsi, à l'inverse des perceptrons, la répartition des activations en fonction de l'entrée ne peut pas être connue avant la fin de l'apprentissage. La répartition des stimuli sur la couche de sortie, qui est généralement une carte, un espace a deux dimensions, permet d'obtenir une répartition des formes par proximité de leurs caractéristiques. Tous les stimuli sont donc organisés suivant une sorte de continuum perceptif, deux formes voisines sur la carte auto-organisée pouvant être considérées comme proches dans l'espace des paramètres d'entrée suivant la distance qui a été utilisée lors du processus d'apprentissage.

Le réseau est constitué de trois parties : la couche d'entrée, qui reçoit les valeurs issues de la phase de prétraitement, la couche des connexions, qui permettra de calculer la distance entre une forme d'entrée et un jeu de poids considéré, et la couche de sortie, qui permet de faire ressortir l'unité vainqueur de la plaque. Le principal défaut des modèles auto-organisés comme la carte de Kohonen est, justement, la non supervision de la phase d'apprentissage. La répartition des formes sur la plaque de sortie se fait selon un processus non-supervisé qui ne tient absolument pas compte des différentes classes existantes et donc de la symbolique associée au signal d'entrée. La prise en compte de la variabilité du signal en fonction de la classe associée peut donc rapidement devenir un problème. La phase postérieure à l'apprentissage est la détermination de la symbolique associée à chaque unité de la couche de sortie. Mais l'apprentissage d'une classification de visemes très proches fournit parfois des résultats presque inexploitable. Il n'y a alors plus d'autre choix que de réaliser un nouvel apprentissage en espérant obtenir une meilleure qualité.

4.6.2.3 Apprentissage des réseaux de neurones

La phase d'apprentissage consiste à modifier les poids jusqu'à obtention d'une stabilisation du réseau. C'est-à-dire, jusqu'à ce que le poids ne se modifie que d'une façon minimale. L'apprentissage mathématique, basé sur ce concept, sert à minimiser une fonction de coûts formulée autour de l'erreur de sortie. Alors l'adaptation commence par les neurones de la couche de sortie, forcés de la bonne valeur. Puis, on fait varier légèrement les poids des neurones des couches précédentes.

Il existe deux grandes catégories d'apprentissage de réseaux :

- les réseaux à *apprentissage supervisé* dans lesquels le système apprend reconnaître des formes à partir d'un échantillon d'apprentissage qui associe les modalités portées par des variables censées caractériser une forme, et la forme elle-même. Sur cet échantillon les résultats correspondant aux divers ensembles d'informations données au système sont connus. C'est à partir de là que le système se paramètre ; Lors d'un apprentissage supervise, les résultats corrects (c'est-à-dire les valeurs désirées en sortie) sont fournis au réseau, si bien que celui-ci peut ajuster ses poids de connexions pour les obtenir. Après l'apprentissage, le réseau est teste en lui donnant seulement les valeurs d'entrée mais pas les sorties désirées, et en regardant si le résultat obtenu est proche du résultat désiré.

- les réseaux à *apprentissage non supervisé*, qui sont utilisés lorsque l'utilisateur du réseau n'est pas en mesure de présenter au système un échantillon mettant en regard une somme d'informations et la forme qu'elle est censée représenter. Le réseau s'auto-organise de façon à découvrir des formes récurrentes dans les informations qu'il reçoit, mais il le fait sans aide extérieure, contrairement aux réseaux à apprentissage supervisé. Le plus connu de cette catégorie de réseaux est celui de Kohonen (1984). Lors d'un apprentissage non supervise, on ne fournit pas au réseau les sorties que l'on désiré obtenir. On le laisse évoluer librement jusqu'a ce qu'il se stabilise.

4.6.2.4 Limites

Les RNN ont été utilisés avec succès dans plusieurs domaines pour les problèmes de prédiction [Aus 95] se caractérisant par des phénomènes temporels. Toutefois, les RN admettent quelques inconvénients et notamment:

- La structure d'un NN, c'est-à-dire le nombre de couches cachées et des nœuds dans chaque couche, ainsi que les fonctions d'activation et de combinaison utilisées, ont un impact très important sur la performance d'un NN. Cependant, la structure d'un NN est déterminée de façon relativement empirique puis qu'il n'existe pas une procédure systématique définissant ces paramètres.

- Les modèles ne sont pas interprétables. En effet et, durant l'apprentissage d'un NN, l'ajustement des paramètres du modèle consiste à optimiser les sorties du réseau selon une fonction de critères objectif [Li 00]. Par conséquent, il est très difficile d'interpréter physiquement les nœuds, et/ou les relations entres les nœuds.

Issus de la recherche en neurophysiologie et en informatique, l'approche des RN fait l'objet de recherches dans beaucoup de domaines tels que la compréhension et la synthétisation de la langue naturelle, la classification, le diagnostic, etc. Cette technologie comporte des caractéristiques très intéressantes comme la faculté d'apprentissage et d'auto-organisation. Elle présente des perspectives d'applications particulièrement intéressantes pour l'aide au diagnostic avec signatures externes. En effet, le calcul neuromimétique possède des propriétés similaires à celles de la reconnaissance des formes pour la classification automatique de signatures.

Pour identifier des défauts dans un système, le diagnostic réalisé par réseaux de neurones doit disposer d'un nombre suffisant d'exemples de bon fonctionnement et de défauts pour pouvoir les apprendre. Pendant la phase d'apprentissage, les exemples sont présentés au réseau en entrée avec les diagnostics correspondants à la sortie. Le réseau s'auto-organise, apprenant à relier les exemples montrés aux diagnostics. Après l'apprentissage, le réseau ne reconnaît pas seulement les exemples appris mais également des paradigmes leur ressemblant, ce qui correspond à une certaine robustesse par rapport aux déformations de signaux par le bruit. Pour un traitement par réseau de neurones, les exemples doivent être mis en forme pour être entrés dans le réseau. Ce sont des grandeurs caractéristiques des défauts à diagnostiquer, filtrées et prétraitées (transformée de Fourier).

Cependant, l'inconvénient majeur est d'arriver à déterminer une méthodologie pour maîtriser les problèmes inhérents, qui sont principalement le choix de la structure, de la taille du réseau et des algorithmes d'apprentissage pour un problème précis. Par contre, la principale raison de leur intérêt en diagnostic industriel est leur faculté d'apprentissage et la mémorisation d'un grand volume d'information.

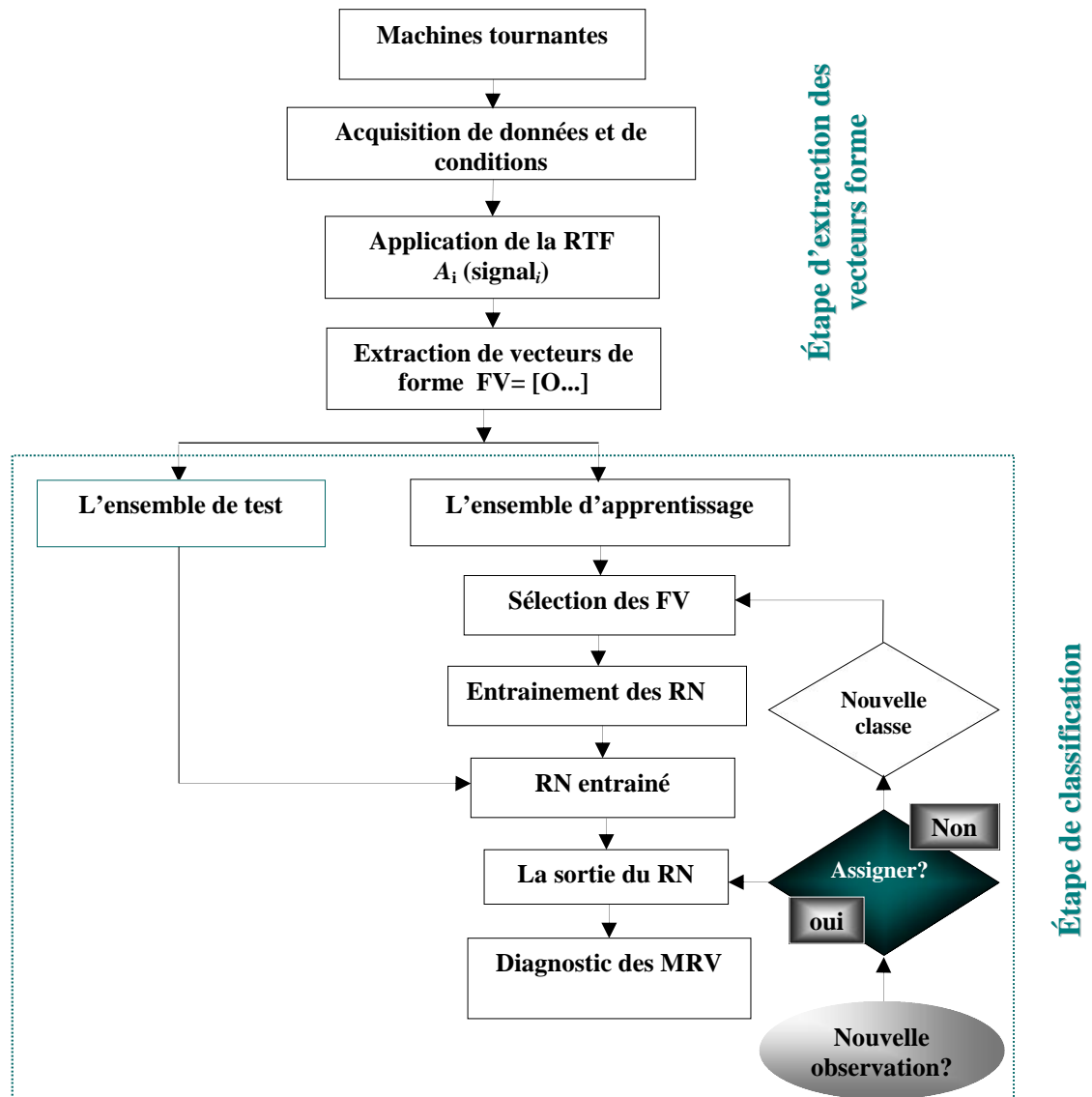


Figure.4.6 -Schéma général de la procédure de diagnostic de la MRV par la méthode RTF optimale-ANN

4.6.3 Les k – plus proches voisins (k - ppv)

Il a été vu précédemment que les méthodes paramétriques étaient basées sur l'existence des lois de probabilités régissant les observations et les classes. Toutefois si cette connaissance est incomplète, il est préférable d'orienter la procédure de décision vers l'estimation de la loi de probabilité ou de celle des probabilités a posteriori. Parmi les estimateurs usuels, on distingue l'estimateur de Parzen et l'estimateur des k – plus proches voisins (k - ppv).

Kpp est une approche très simple et directe, une méthode d'apprentissage supervisé. Elle ne nécessite pas d'apprentissage mais simplement le stockage des données d'apprentissage. Son principe est le suivant. Une donnée de classe inconnue est comparée à toutes les données stockées. On choisit pour la nouvelle donnée la classe majoritaire parmi ses k plus proches voisins (Elle peut donc être lourde pour des grandes bases de données) au sens d'une distance choisie.

4.6.3.1 Règle des k – plus proches voisins (k - ppv)

Le principe de la règle des k – ppv est d'affecter X_u à la classe majoritairement représentée parmi ses k - plus proches une nouvelle observation voisins.

En réalité, La manière la plus simple d'élaborer cette règle, est de mesurer la distance entre la nouvelle observation et chacun des vecteurs de l'ensemble d'apprentissage. La nouvelle observation sera alors affectée à la classe majoritairement représentée parmi ses k – ppv. La définition de la notion de plus proche voisin est liée au choix d'une distance.

Algorithme des K -plus proches voisins :

```

Début
  pour chaque (exemple  $(x, c)$  L) faire
    Calculer la distance  $D(x, x)$ 
  Fin pour
  pour chaque  $\{x \quad kppv(x)\}$  faire
    Compter le nombre d'occurrences de chaque classe
  Fin pour
  Attribuer  $x$  à la classe la plus fréquente;
Fin
```

4.6.3.2 Choix de la distance dans la règle des k - ppv

Afin de trouver les k plus proches d'une donnée à classer, différentes distances peuvent être utilisées, définies par la formulation générale :

$$d^2(\underline{X}, \underline{Y}) = (\underline{X} - \underline{Y})^t A(\underline{X} - \underline{Y}) \quad (4.18)$$

Plusieurs cas particuliers peuvent être tirés de cette formulation

- La distance euclidienne où A est une matrice identité :

$$d_E^2(\underline{X}, \underline{Y}) = (\underline{X} - \underline{Y})^t A (\underline{X} - \underline{Y}) \quad (4.19)$$

- La distance de Mahalanobis où A est l'inverse de la matrice variance-covariance totale :

$$d_M^2(\underline{X}, \underline{Y}) = (\underline{X} - \underline{Y})^t \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{Y}) \quad (4.20)$$

L'introduction de la matrice de variance-covariance dans l'expression (4.20) signifie que cette mesure prend en compte la dispersion de l'ensemble d'apprentissage, dans chaque dimension.

4.6.3.3 Choix du nombre de plus proches voisins k

Le choix de k est un choix délicat souvent effectué un peu au hasard. Deux compromis sont à satisfaire cependant : prendre k grand pour obtenir une estimation « fiable », et être certain que les k voisins sont proches de la nouvelle observation pour s'assurer de ne pas effectuer un diagnostic erroné. Le choix reste souvent arbitraire, k est pris relativement faible par rapport à la taille de l'ensemble d'apprentissage N . k est toujours ramené à un nombre impair, pour éviter l'ambiguïté d'indécision. k égal à N réalise un bon compromis [Dub 90].

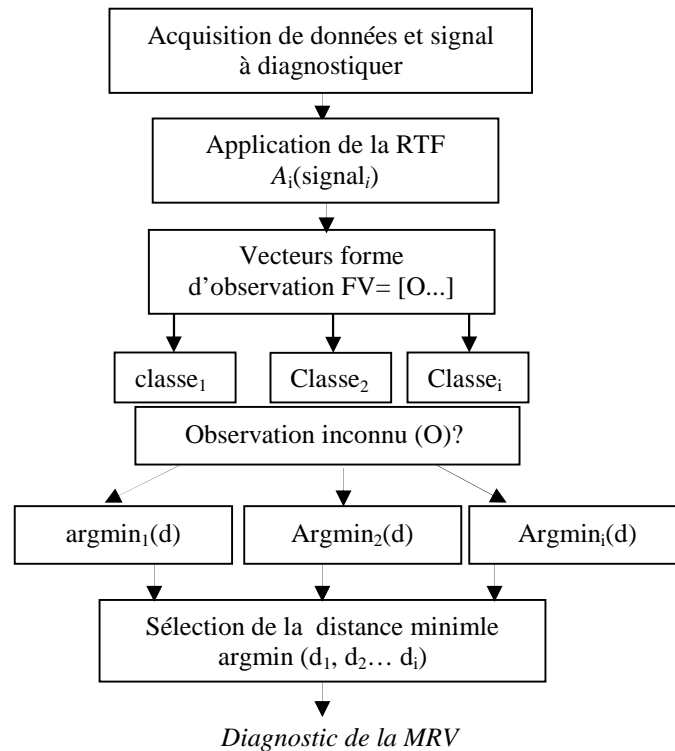


Figure.4.7 -Schéma général de la procédure de diagnostic de la MRV par la méthode RTF optimale-KPP

4.7 Evolution des modes de fonctionnement

Un des inconvénients de la règle des $k - ppv$ est qu'une nouvelle observation localisée entre deux classes peut être rejetée alors que celle-ci appartient au même mode de fonctionnement défini par ses classes. En général, à cause d'un faible retour d'expérience, l'ensemble d'apprentissage initial ne couvre pas exhaustivement tous les modes de fonctionnement du système. Ainsi, dans notre application, il est impossible d'avoir des mesures pour n'importe quel niveau de charge et pour n'importe quel degré de sévérité pour un type de défaut donné.

Il est donc nécessaire, pour obtenir un diagnostic sans erreur, de prendre en compte l'évolution des modes de fonctionnement par rapport au niveau de charge du moteur mais aussi l'évolution due à la sévérité des défauts.

4.7.1 Approche par filtre de Kalman

Le modèle de Kalman permet de décrire, dans l'espace de représentation, l'évolution de chaque composante du vecteur forme, est défini comme suit [ond 08]

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F_k x_k + G_k u_k \\ y_k &= C_k x_k \end{aligned} \quad (4.21)$$

x_k : Vecteur de dimension n ;

u_k : Vecteur de commande ou d'entrée de dimension p ;

y_k : Vecteur de mesure de dimension m ;

$F_k(n.n)$, $G_k(n.p)$, $C_k(m.n)$: Matrices ;

n : Ordre du system ;

F_k et G_k sont des matrices variant avec la variable d'évolution k et peuvent être également fonction de x_k et u_k .

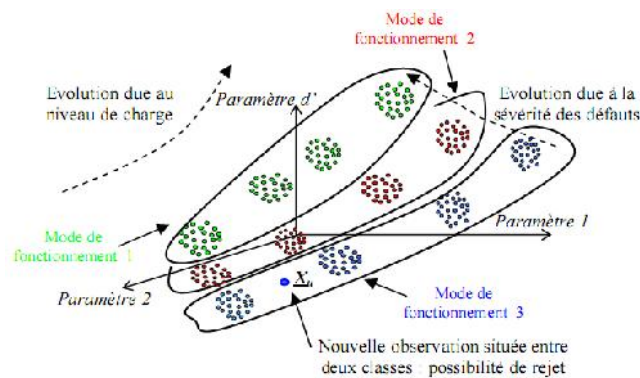


Figure. 4.8- Représentation de modes de fonctionnement composés de plusieurs classes [Ond 06]

Le problème est qu'aucune information n'est disponible et donc, plusieurs cas peuvent être envisagés.

Le cas retenu :

La matrice F_k est considérée comme une matrice diagonale, ce qui suppose qu'il n'y a pas de contribution entre les composantes du vecteur forme.

$$F_k = \begin{bmatrix} f_{11k} & 0 \dots & 0 \\ 0 & & 0 \\ 0 & & f_{nnk} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Cette hypothèse débouche sur la définition d'une représentation d'état modal de l'évolution x sont les d composantes du vecteur forme. Au final, nous supposons que l'évolution de chaque composante du vecteur forme est représentée par un modèle du premier ordre non linéaire tel que :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F_k x_k + G_k u_k + w_k \\ y_k &= C_k x_k + v_k \end{aligned} \quad (4.23)$$

Où

- k est l'instant d'observation ($k \geq 0$)
- x_k (1×1) est le vecteur d'état du processus pour la valeur k (vecteur forme en RdF),
- u_k (1×1) est le vecteur d'entrée,
- y_k est la mesure,
- Le bruit d'état (w_k) et le bruit de mesure et le bruit (v_k) sont des bruits stationnaires non corrélés de valeur moyenne nulle avec pour valeurs :

$$E[w_k w_i^T] = Q_w \quad E[v_k v_i^T] = R \quad \forall k = i, \text{ et égal à zéro } \forall k \neq i, \quad (4.24)$$

- F_k est la matrice (1×1) de transition d'état (matrice d'évolution),
- G_k est la matrice (1×1) de commande (matrice de poids du niveau de charge),
- C_k est la matrice (1×1) de sortie.

Ainsi, on peut dire que l'étape d'estimation est utilisée pour déterminer les paramètres du modèle et, par la suite, l'étape de prédiction est utilisée pour réaliser la prédiction de l'évolution du vecteur forme.

Afin de déterminer les valeurs de paramètres du modèle $\forall k$, il est nécessaire de définir :

$$\} _k = \left[F_k^{1,1} F_k^{1,2} \dots F_k^{d', d'-1} F_k^{d', d'} \right] \quad (4.25)$$

$$x_k = \left[G_k^1 G_k^{1,2} \dots G_k^{d'-1} G_k^{d'} \right] \quad (4.26)$$

$F_k^{l,c}$, G_k^l sont les valeurs sur la ligne l et la colonne c de F_k and G_k respectivement.

Un processus de Wiener a été retenu pour décrire l'évolution des deux précédents paramètres x et $\}$. Une nouvelle équation est donc définie comme suit

$$\} _{k+1} = \} _k + u_k \quad (4.27)$$

$$x_{k+1} = x_k + v_k \quad (4.28)$$

u_k et v_k sont des bruits stationnaires non corrélés de valeur moyenne nulle.

$$E[u_k u_i^T] = Q_w \quad E[v_k v_i^T] = Q_v \quad \forall k = i, \text{ et égal à zéro } \forall k \neq i, \quad (4.29)$$

Maintenant, nous pouvons définir les nouveaux éléments associés à (4.36 et 4.37)

$$\Psi_k = \begin{bmatrix} \} _k \\ x_k \end{bmatrix}, \quad (4.30)$$

$$\bar{F} = \bar{G} = I, \quad (4.31)$$

$$w_k = \begin{bmatrix} \sim_k & v_k \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

$$\bar{C}_k = \begin{bmatrix} x_k^T & 0 \dots & 0 & \sim_k \\ 0 & x_k^T & \dots & \cdot \\ \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \dots & x_k^T & \sim_k \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

Dès lors, une nouvelle représentation de (4.32) est introduite :

$$\Psi_{k+1} = \bar{F} \Psi_k + \bar{G} \check{S}_k \quad (4.34)$$

$$y_k = \bar{C}_{k-1} \Psi_{k-1} + w_{k-1} + v_k \quad (4.35)$$

\check{S}_k est aussi un bruit stationnaire non corrélé de valeur moyenne nulle

$$Q_S = E[\check{S}_k \check{S}_i^T] = \begin{bmatrix} Q_- & 0 \\ 0 & Q_v \end{bmatrix} \quad \forall k = i, \text{ et égal à zéro } \forall k \neq i, \quad (4.36)$$

L'estimateur récursif déterminé de Kalman est utilisé pour l'évolution de F_k et G_k , nécessaire à la réalisation de la prédiction. Pour cela, il faut procéder à quatre étapes :

1 – Initialization

$$\hat{\Psi}_{0/0} \quad P_{0/0} \quad (4.37)$$

2 – Estimation a priori

$$\hat{\Psi}_{k/k-1} = \bar{F} \hat{\Psi}_{k-1/k-1} \quad (4.38)$$

$$\bar{y}_{k/k-1} = \bar{C}_{k-1} \hat{\Psi}_{k/k-1} \quad (4.39)$$

$$P_{k/k-1} = \bar{C} P_{k-1/k-1} \bar{F}^T + \bar{G} Q_w \bar{G} \quad (4.40)$$

3 - Innovation

$$\tilde{y}_{k/k-1} = y_k - \hat{y}_{k/k-1} \quad (4.41)$$

$$\Gamma_{k/k-1} = \bar{C}_{k-1} P_{k/k-1} \bar{C}_k^T + R + Q_s \quad (4.42)$$

4 – Estimation a posteriori

$$K_k = P_{k/k-1} \bar{C}_k^T \Gamma_{k/k-1}^{-1} \quad (4.43)$$

$$\hat{\Psi}_{k/k-1} = \hat{\Psi}_{k/k-1} + K_k \tilde{y}_{k/k-1} \quad (4.44)$$

$$P_{k/k} = (I - K_k \bar{C}_k) P_{k/k-1} \quad (4.45)$$

4.7.2 Vers la prédiction

Pour réaliser la prédiction, le prédicteur à n pas suivant [Bro 92a], [ond 08] est utilisé :

$$\hat{x}_{k+n/k} = \hat{F}_k^n \hat{x}_{k/k} + \hat{G}_k u_{k+n-1} + \sum_{j=k}^{k+n-1} \hat{F}_k^{k+n-1-j} \hat{G}_k u_j \quad (4.46)$$

La matrice de covariance est prédite :

$$P_{k+n/k} = (\hat{F}_k^n)^T P_{k/k} (\hat{F}_k^n) + \sum_{j=k}^{k+n-1} \left((\hat{F}_k^{k+n-1-j}) Q_w (\hat{F}_k^{k+n-1-j}) \right)^T \quad (4.47)$$

4.8. Application au diagnostic de la machine à réluctance variable

Les acquisitions effectuées à vide et pour différents niveaux de charge sur le moteur à réluctance variable sain, avec un défaut de court-circuit, un défaut de circuit-ouvert et un défaut de deux phases circuit-ouvert ont permis de valider les algorithmes de décision. Cette base de connaissance est scindée en deux ensembles : un ensemble d'apprentissage, un ensemble de test.

L'ensemble d'apprentissage X_a est constitué de 10 observations parmi 15 recueillies sur :

- la machine saine avec des niveaux de charge de 0 % et 100%
- machine avec défaut, avec des niveaux de charge de 0 % et 100%

L'ensemble de test est constitué des 5 mesures non utilisées pour l'apprentissage de :

- la machine saine avec des niveaux de charge de 25 %, 50%, et 75%
- machine avec défaut, avec des niveaux de charge de 25 %, 50%, et 75%

L'ensemble de test est donc constitué de 45 observations.

Après chaque sélection des éléments de l'ensemble d'apprentissage X_a et de l'ensemble de test X_t le nombre d'échantillons mal classés est calculé. Cela permet d'avoir une estimation des taux moyens de mauvaise classification :

$$T_B = \frac{N_B}{N} \times 100 \quad (4.48)$$

Avec : N_B la moyenne du nombre de mal classés et N le nombre d'échantillons de test.

4.8.1 Simulation et résultats de classification avec MMC

Trois états de MMC gauche-droite ont été utilisés pour modéliser les caractéristiques de défaut. Trois distributions gaussiennes ont été utilisées à la sortie de chaque état. Nous avons testé les signaux qui n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage: défaut de court-circuit, défaut de circuit ouvert et défaut de circuit-ouvert de deux phases avec des niveaux de charge de 25%, 50% et 75%. Le vecteur forme est fixé. Pour chaque mode de fonctionnement 10 premiers échantillons sont tirés et les 5 restants vont dans l'ensemble de test. Le calcul des logs probabilités avec HMM pour les signaux qui n'appartiennent pas dans l'ensemble d'apprentissage des trois défauts sont montrés à la figure. 4.9. Les probabilités de vecteur d'apprentissage sont clairement séparables des vecteurs forme de test pour les dix premiers points. Par conséquent, les signaux testés soient identifiés avec précision.

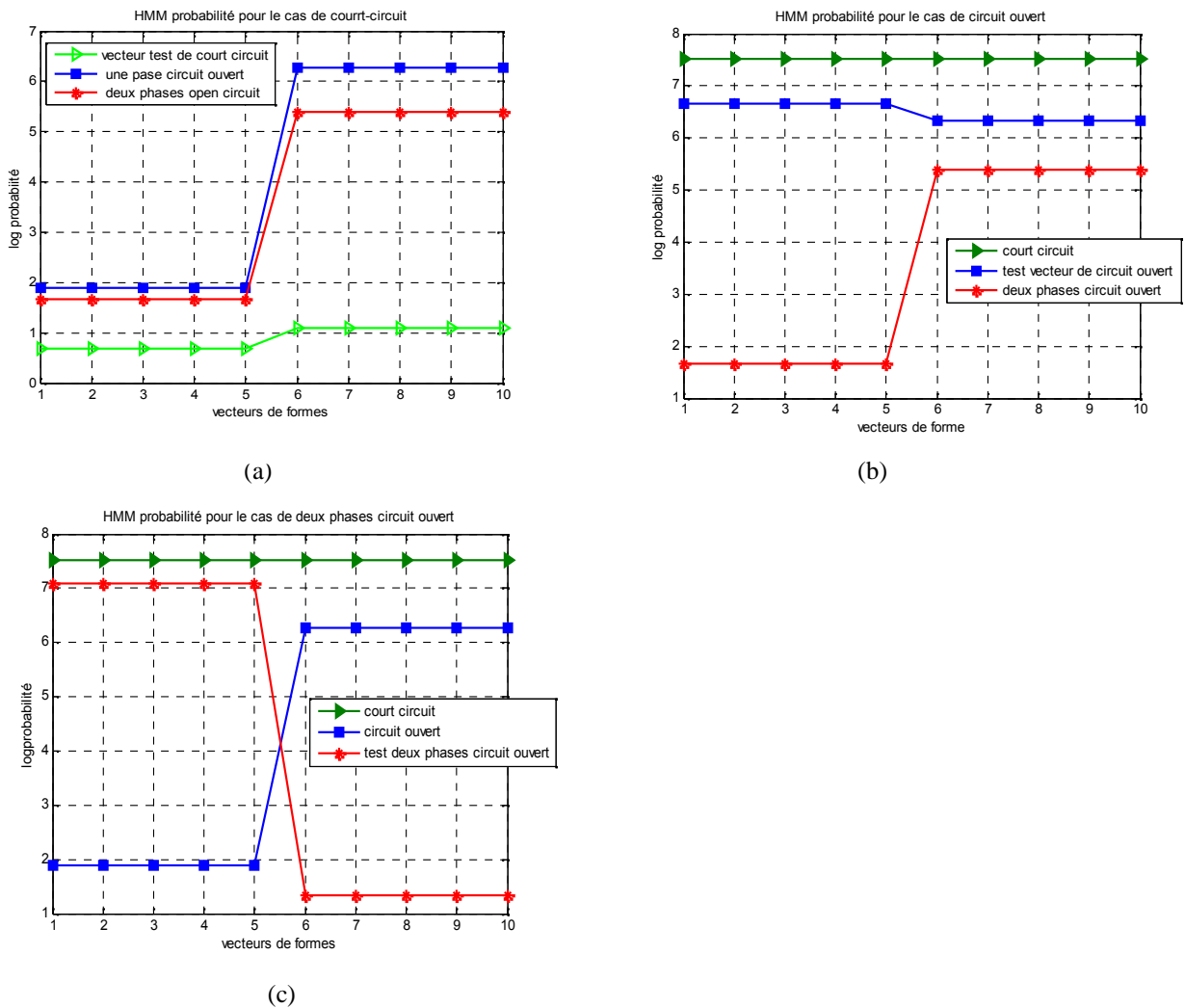


Figure. 4.9–les probabilités de défauts de la MRV par MMC

4.8.2 Simulations et résultats de classification avec *RN*

Diverses tentatives de classification ont été menées pour la détermination des structures optimisées des réseaux de neurones. Les classifieur (FFNN) utilisée pour la discrimination du défaut d'enroulements pour les 3 types de défauts possèdent une structure est 1-5-1 une entrée, une couche cachée (avec 5 neurones) et une couche de sortie.

Contrairement à l'approche statistique, des expériences approfondies de classification ont été menées afin de déterminer les structures de réseaux neuronaux optimisés dans lesquels la taille du réseau doit être maintenue aussi faible que possible. Ceci est imposé par les capacités de généralisation que le réseau doit posséder.

Les fonctions de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent: la fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique comme la fonction de transfert de la couche cachée, la fonction de transfert linéaire selon la fonction de transfert de la couche de sortie, la rétro-propagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement du réseau, l'algorithme de la descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. Les vecteurs d'entrées des réseaux utilisés sont normalisés et la sortie de l'ANN est faite de décision binaire. La convergence de l'erreur quadratique moyenne pour un défaut de court-circuit étalé sur 70 itérations donnée à la figure. 4.10.

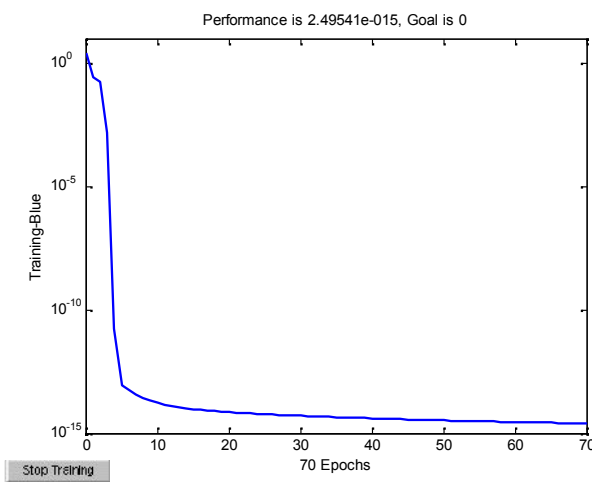


Figure. 4.10– La courbe d'apprentissage

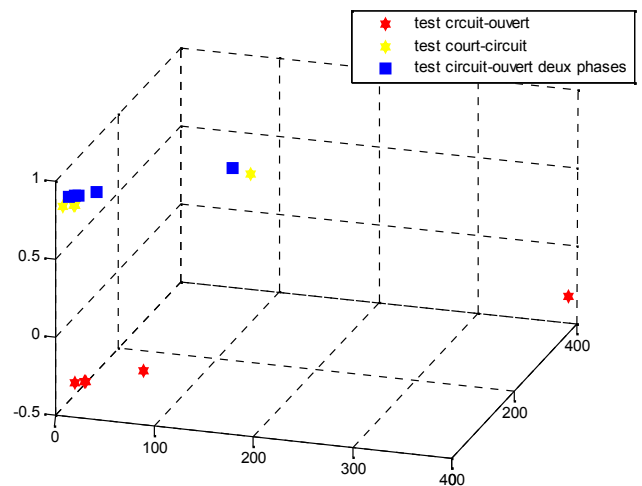


Figure. 4.11– Classification par les réseaux de neurones des vecteurs tests

Les observations	Erreur de classification / nombre total des vecteurs tests
C1 un court-circuit	1/15
C2 un circuit-ouvert	2/15
C3 un circuit-ouvert deux phases	2/15

4.8.3 Résultats de classification avec K_{pp}

Pour la règle des k – ppv, il faut calculer les distances entre les vecteurs tests et tous les vecteurs de l'ensemble d'apprentissage. Cette règle permet un gain important en temps de calcul.

C1 : classe cas sain ;

C2 : classe circuit-ouvert ;

C3 : classe court-circuit ;

C4 : classe deux phases circuit-ouvert.

Le vecteur test est le cas sain:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	<i>0</i>	660.6724	697.5837	666.5591
	<i>Fvtest 2</i>	<i>0</i>	660.6724	697.5837	666.5591
	<i>Fvtest 3</i>	<i>0</i>	660.6724	697.5837	666.5591
	<i>Fvtest 4</i>	<i>0</i>	660.6724	697.5837	666.5591
	<i>Fvtest 5</i>	<i>0</i>	660.6724	697.5837	666.5591

Le vecteur test est le cas circuit-ouvert:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	660.6724	<i>0</i>	37.4299	9.5394
	<i>Fvtest 2</i>	660.6724	<i>0</i>	37.4299	9.5394
	<i>Fvtest 3</i>	660.6724	<i>0</i>	37.4299	9.5394
	<i>Fvtest 4</i>	660.6724	<i>0</i>	37.4299	9.5394
	<i>Fvtest 5</i>	660.6724	<i>0</i>	37.4299	9.5394

Le vecteur test est le cas de court-circuit:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	697.5837	37.4299	<i>0</i>	31.8748
	<i>Fvtest 2</i>	697.5837	37.4299	<i>0</i>	31.8748
	<i>Fvtest 3</i>	697.5837	37.4299	<i>0</i>	31.8748
	<i>Fvtest 4</i>	697.5837	37.4299	<i>0</i>	31.8748
	<i>Fvtest 5</i>	697.5837	37.4299	<i>0</i>	31.8748

Le vecteur test est le cas de deux phases circuit-ouvert:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	666.5591	9.5394	31.8748	0
	<i>Fvtest 2</i>	666.5591	9.5394	31.8748	0
	<i>Fvtest 3</i>	666.5591	9.5394	31.8748	0
	<i>Fvtest 4</i>	666.5591	9.5394	31.8748	0
	<i>Fvtest 5</i>	666.5591	9.5394	31.8748	0

L'erreur de classification est présentée dans le tableau ci-dessous.

Les observations	Erreur de classification / nombre total des vecteurs tests
C1 un court-circuit	0/15
C2 un circuit-ouvert	0/15
C3 un circuit-ouvert deux phases	0/15

4.8.4 Evolution des modes de fonctionnement [Bou 13b]

A présent, grâce à la normalisation, la seule évolution possible entre les classes est due aux différents types de défauts possibles et à l'évolution de leur gravité (sévérité). Ainsi, l'approche présentée dans au §. 4.7 peut être utilisée, non plus pour suivre et prédire l'évolution des différents fonctionnements en fonction du niveau de charge, mais pour suivre et faire un pronostic sur l'évolution de la sévérité des défaillances.

Dans ce paragraphe nous allons appliquer le suivi de l'évolution et la prédiction vers des zones inconnues de l'espace en utilisant l'approche Kalman décrites au paragraphe 4.7. Pour cela, l'ensemble d'apprentissage suivant X_a est utilisé : Cet ensemble est composé de quatre classes, correspondant à deux modes de fonctionnement (sain et défaillance d'enroulement du stator). Il regroupe le fonctionnement d'une machine saine, l'apparition d'une défaillance et l'évolution de celle-ci (degré de sévérité). 5 acquisitions ont été réalisées par niveau de charge, et chaque classe est caractérisée par 5 niveaux de charge, ce qui fait qu'au final, une classe est constituée de 25 échantillons.

Tableau. 4. 2. Ensemble d'apprentissage X_a pour le suivi d'évolution de la MRV

Classes	Mode de fonctionnement	Niveau de charge	Nbr d'échantillons
1	Machine saine	0 %, 25%, 50%, 75%, 100%	5
2	Une bobine circuit-ouvert	0 %, 25%, 50%, 75%, 100%	5
3	Une phase circuit-ouvert	0 %, 25%, 50%, 75%, 100%	5
4	Deux phases circuit-ouvert	0 %, 25%, 50%, 75%, 100%	5

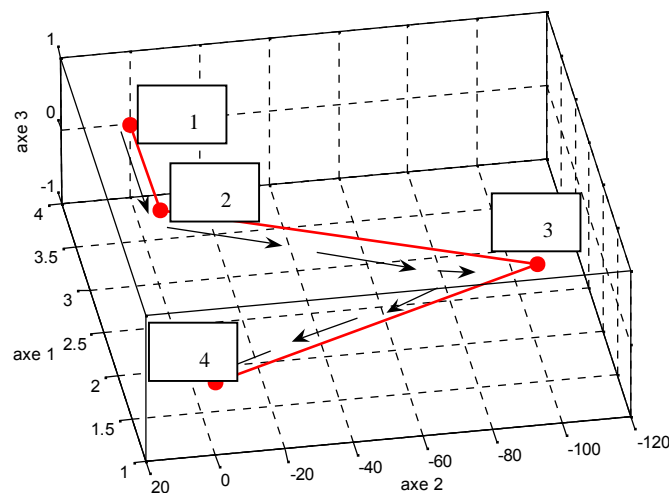


Figure. 4.12– l'évolution de la défaillance 'défaut d'enroulement' de la MRV

4.9 Application au diagnostic de la machine synchrone à réluctance variable

En poursuivant la même démarche de la machine à réluctance variable sur la machine synchrone à réluctance variable cette étude a pour but de justifier la possibilité et l'efficacité d'appliquer ces méthodes de décision au diagnostic des machines à réluctance variable. Nous allons donc tester ces règles de décisions pour la MSR.V.

Les acquisitions effectuées à vide et pour différents niveaux de charge sur le moteur à synchrone à réluctance variable sain, avec un défaut de court-circuit, un défaut de circuit-ouvert et un défaut de deux phases circuit-ouvert ont permis de valider les algorithmes de décision. Cette base de connaissance est scindée en deux ensembles : un ensemble d'apprentissage, un ensemble de test.

L'ensemble d'apprentissage X_a est constitué de 10 observations parmi 15 recueillies sur :

- la machine saine avec des niveaux de charge de 0 % et 100%
- machine avec défaut, avec des niveaux de charge de 0 % et 100%

L'ensemble de test est constitué des 5 mesures non utilisées pour l'apprentissage de :

- la machine saine avec des niveaux de charge de 25 %, 50%, et 75%
- machine avec défaut, avec des niveaux de charge de 25 %, 50%, et 75%

L'ensemble de test est donc constitué de 45 observations.

Après chaque sélection des éléments de l'ensemble d'apprentissage X_a et de l'ensemble de test X_t le nombre d'échantillons mal classés est calculé. Cela permet d'avoir une estimation des taux moyens de mauvaise classification :

$$T_B = \frac{N_B}{N} \times 100 \quad (4.49)$$

Avec : N_B la moyenne du nombre de mal classés et N le nombre d'échantillons de test.

4.9.1 Simulation et résultats de classification

4.9.1.1 Simulation et résultats de classification avec MMC

Trois états de MMC gauche-droite ont été utilisés pour modéliser les caractéristiques de défaut. Trois distributions gaussiennes ont été utilisées à la sortie de chaque état. Nous avons testé les signaux qui n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage: défaut de court-circuit, défaut de circuit ouvert et défaut de circuit-ouvert de deux phases. Le vecteur forme est fixé. Pour chaque mode de fonctionnement 10 premiers échantillons sont tirés et les 5 restants vont dans l'ensemble de test. Le calcul des logs probabilités avec HMM pour les

signaux qui n'appartiennent pas dans l'ensemble d'apprentissage des trois défauts sont montrés à la figure. 4.13. Les probabilités de vecteur d'apprentissage sont clairement séparables des vecteurs forme de test pour les cinq premiers points. Par conséquent, les signaux testés soient identifiés avec précision.

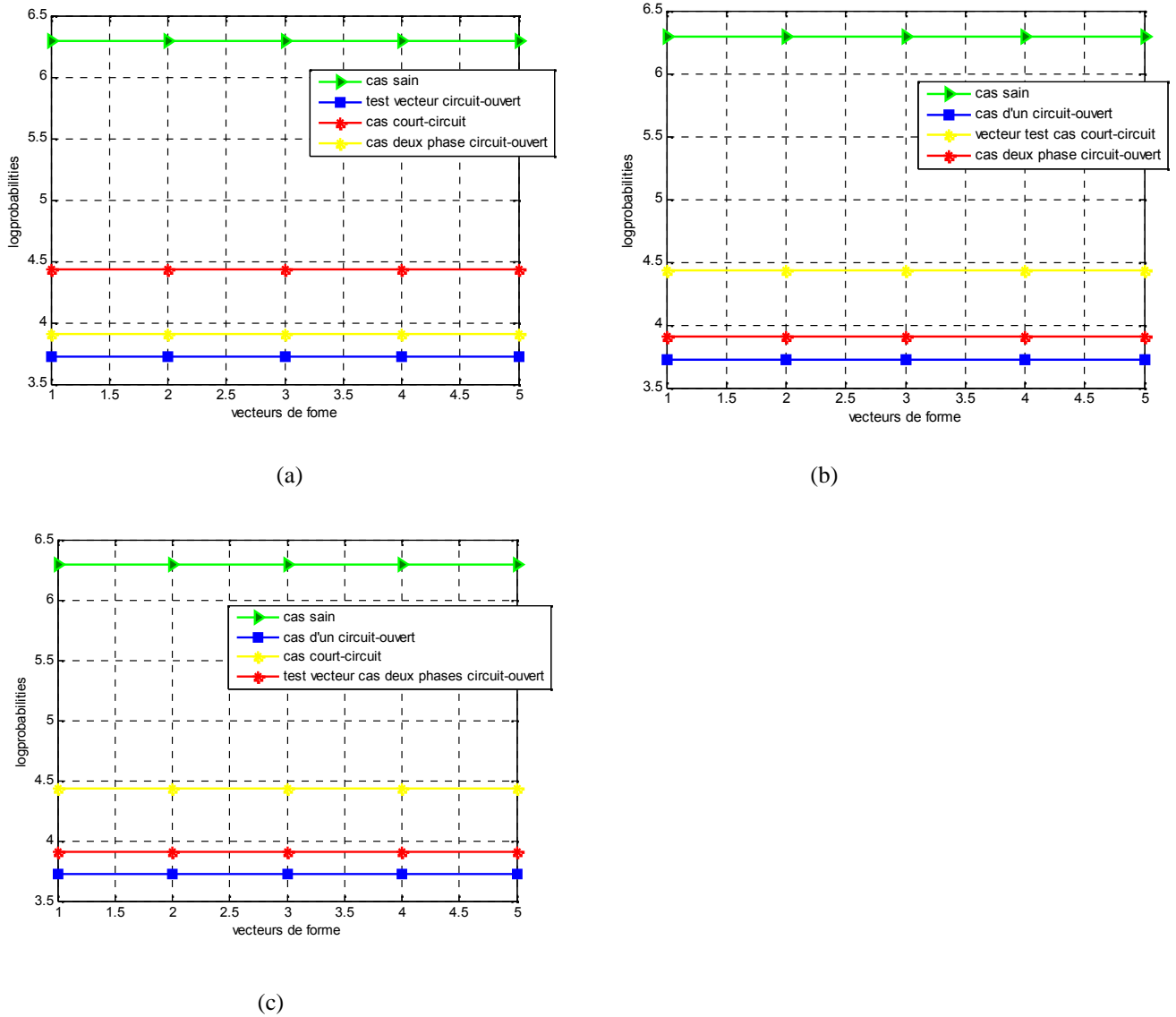


Figure. 4.13- les probabilités défauts de la MSRV par MMC

La figure 4.13 montre les résultats de classification pour les individus de test. Toutes les observations sont correctement identifiées. Ce résultat montre que les classes sont linéairement séparables. Nous ne retrouvons pas les erreurs commises lors de l'application de la règle des CMM pour les modes de fonctionnement à vide.

4.9.1.2 Simulations et résultats de classification avec RN [Bou 13c]

Les classifieur (FFNN) utilisée pour la discrimination du défaut d'enroulements pour les 3 types de défauts de la MSRVR possèdent une structure est 1-5-1 une entrée, une couche cachée (avec 5 neurones) et une couche de sortie. Les fonctions de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent: la fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique comme la fonction de transfert de la couche cachée, la fonction de transfert linéaire selon la fonction de transfert de la couche de sortie, la rétro-propagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement du réseau, l'algorithme de la descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. La convergence de l'erreur quadratique moyenne pour un défaut de court-circuit étalé sur 100 itérations donnée à la figure. 4.14.

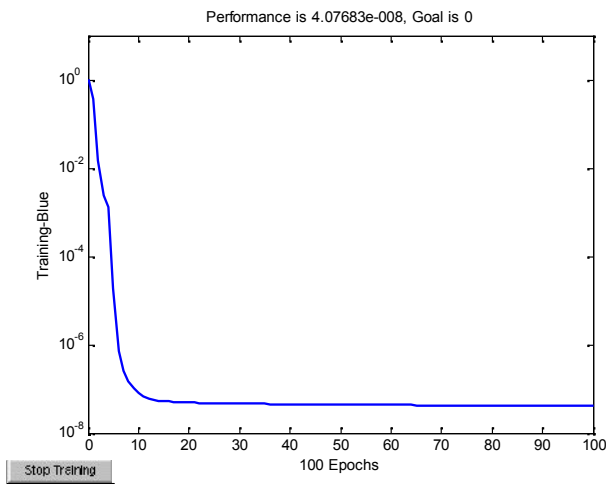


Figure. 4.14– La courbe d'apprentissage

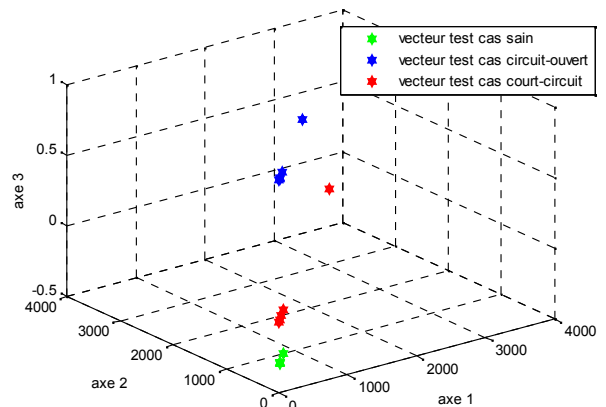


Figure. 4.15– Classification par les réseaux de neurones de 3 vecteurs tests de la MSRVR

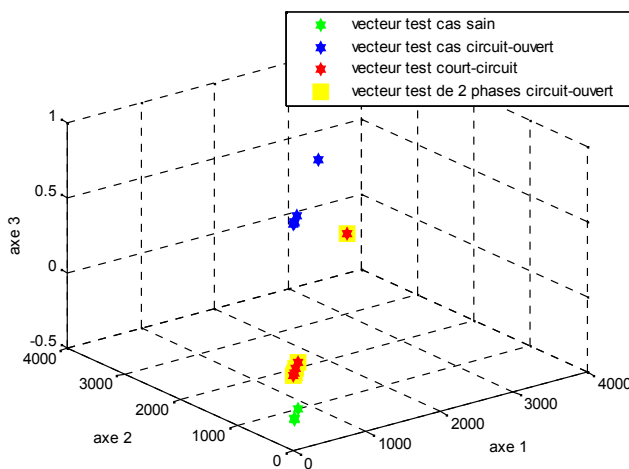


Figure. 4.16– Classification par les réseaux de neurones de 4 vecteurs tests de la MSRVR

Les figures 4.15 et 4.16 montre les résultats de classification pour les individus de test. Les observations des circuit-ouvert deux phases (figures 4.16) ne sont pas correctement identifiées. Nous retrouvons des erreurs commises lors de l'application de la règle des RN pour les modes de fonctionnement à vide.

4.9.1.3 Résultats de classification avec K_{pp}

C1 : classe cas sain ;

C2 : classe circuit-ouvert ;

C3 : classe court-circuit ;

C4 : classe deux phases circuit-ouvert.

Le vecteur test est le cas sain:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	<i>0</i>	<i>1.8260</i>	<i>1.8388</i>	<i>1.8341</i>
	<i>Fvtest 2</i>	<i>0</i>	<i>1.8260</i>	<i>1.8388</i>	<i>1.8341</i>
	<i>Fvtest 3</i>	<i>0</i>	<i>1.8260</i>	<i>1.8388</i>	<i>1.8341</i>
	<i>Fvtest 4</i>	<i>0</i>	<i>1.8260</i>	<i>1.8388</i>	<i>1.8341</i>
	<i>Fvtest 5</i>	<i>0</i>	<i>1.8260</i>	<i>1.8388</i>	<i>1.8341</i>

Le vecteur test est le cas circuit-ouvert:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	<i>1.8260</i>	<i>0</i>	<i>0.0185</i>	<i>0.0148</i>
	<i>Fvtest 2</i>	<i>1.8260</i>	<i>0</i>	<i>0.0185</i>	<i>0.0148</i>
	<i>Fvtest 3</i>	<i>1.8260</i>	<i>0</i>	<i>0.0185</i>	<i>0.0148</i>
	<i>Fvtest 4</i>	<i>1.8260</i>	<i>0</i>	<i>0.0185</i>	<i>0.0148</i>
	<i>Fvtest 5</i>	<i>1.8260</i>	<i>0</i>	<i>0.0185</i>	<i>0.0148</i>

Le vecteur test est le cas court-circuit:

L'ensemble test		C1	C2	C3	C4
Règle de décision associée à la distance euclidienne	Fvtest 1	1.8388	0.0185	0	0.0089
	Fvtest 2	1.8388	0.0185	0	0.0089
	Fvtest 3	1.8388	0.0185	0	0.0089
	Fvtest 4	1.8388	0.0185	0	0.0089
	Fvtest 5	1.8388	0.0185	0	0.0089

Le vecteur test est le cas de deux phases circuit-ouvert:

L'ensemble test		C1	C2	C3	C4
Règle de décision associée à la distance euclidienne	Fvtest 1	1.8341	0.0148	0.0089	0
	Fvtest 2	1.8341	0.0148	0.0089	0
	Fvtest 3	1.8341	0.0148	0.0089	0
	Fvtest 4	1.8341	0.0148	0.0089	0
	Fvtest 5	1.8341	0.0148	0.0089	0

L'affectation des observations C4 (défaut 3 un circuit-ouvert de deux phases à 0% de charge) à l'ensemble d'apprentissage est un échec du diagnostic. Cela confirme la difficulté d'identifier des modes de fonctionnement pour des faibles niveaux de charge. Toutes les autres observations sont bien affectées à la classe correspondant à leur mode de fonctionnement.

4.9.1.4 L'évolution des modes de fonctionnement

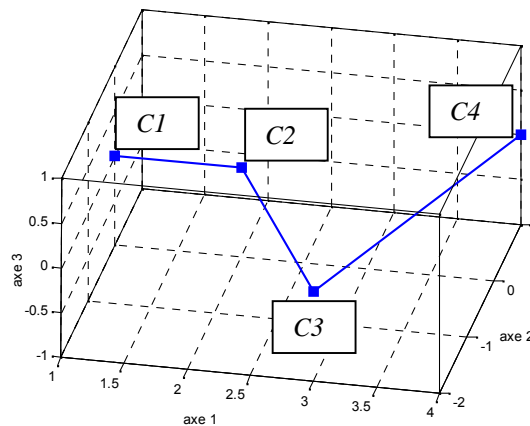


Figure. 4.17– l'évolution de la défaillance 'défaut d'enroulement' de la MSR

4.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit les différentes étapes d'élaboration d'un système de diagnostic à partir de l'approche modèle et système. Ce système de diagnostic est appliqué à la détection des défaillances sur un ensemble 'convertisseur - machines à réluctance variable'.

Ces approches consistent à confronter les données recueillies sur la machine aux informations sur les modes de fonctionnement disponibles dans la base d'apprentissage.

Pour notre système *de décision*, nous avons retenu trois algorithmes à savoir le modèle de markov caché *HMM*, les réseaux de neurones *RN* et les *k – plus proches voisins*. Une comparaison des différents algorithmes élaborés est présentée par le calcul de l'erreur de classification.

Pour notre système *de décision*, nous avons retenu la règle des marcové caché *HMM* des réseaux de neurones *RN* et des *k – plus proches voisins*. Une comparaison de différentes méthodes élaborées est présentée par le calcul de l'erreur de classification.

Le suivi d'évolution, réalisé à partir d'une approche par interpolation linéaire associée à une approche par filtre de *Kalman*, sert d'une part, à estimer les états manquants de l'ensemble d'apprentissage initial et, de ce fait, à réduire le nombre d'acquisitions nécessaire à la constitution de cet ensemble. D'autre part, il permet de prédire l'évolution des modes de fonctionnement aussi bien en fonction de la charge qu'en fonction de la sévérité des défauts.

Dans le chapitre suivant, permet de valider notre approche de diagnostic expérimentalement.

CHAPITRE : 5

RÉSULTATS
EXPÉRIMENTAUX
DU
DIAGNOSTIC
AUTOMATIQUE

5.1 Introduction

La nécessité pour la détection de défauts de stator à un stade précoce, de sorte que la maintenance puisse être planifiée à l'avance, a permis le développement de méthodes de surveillance avec augmentation de la sensibilité et de l'immunité au bruit.

L'objectif de ce chapitre est de vérifier expérimentalement l'efficacité de notre système de diagnostic. La classification des nouvelles observations avec la mise en œuvre des méthodes proposées, en combinant les données expérimentales de la machine asynchrone et de la machine à réluctance variable, va prouver l'efficacité de ces méthodes de classification indépendamment du type de défaut et du type de machine.

L'étude menée dans les chapitres précédents a permis d'analyser et de comprendre les phénomènes qui apparaissent au niveau des grandeurs temporelles de la machine à réluctance variable telles que le courant statorique ou encore le couple électromagnétique lorsque la machine fonctionne en mode sain ou en mode défaillant. La validation expérimentale est, dans notre domaine, indispensable car il peut exister une importante différence entre les résultats issus de la simulation et ceux issus de l'expérimentation. L'origine de cette différence est due en partie aux hypothèses faites lors de la modélisation de la machine asynchrone.

Ce chapitre est destiné au développement et à la mise en œuvre expérimentale d'une méthode de diagnostic permettant la classification d'un défaut au niveau du stator. Deux niveaux de défaillance sont étudiés : le défaut de court-circuit et le de circuit ouvert de la machine à réluctance variable. Nous présentons dans un premier temps les différentes étapes théoriques qui nous ont permis d'aboutir à la méthodologie finale puis, dans un second temps, nous appliquerons la méthode proposée sur des essais expérimentaux pour permettre de valider sa robustesse et son efficacité lors de l'apparition d'une telle défaillance.

5.2 Etude expérimentale et Acquisition des données

Afin de diagnostiquer les défauts des moteurs à induction et à réluctance variable avec une grande précision, un banc d'essai assez moderne (Figure. 5.1, Figure. 5.5, Figure. 5.9) a été réalisé au sein du laboratoire de machines électriques de l'Université Cluj-Napoca en Roumanie où je viens d'effectuer un stage de deux mois, sous la direction du Prof. Lorand Szabo. Il se compose d'un moteur à induction triphasé couplé à un frein dynamométrique, une machine à réluctance variable et machine synchrone à réluctance variable, d'un transformateur, d'une carte dSPACE 1104 utilisé pour contrôler le système, une source d'alimentation en courant continu (Hameg HM7044), un couple mètre numérique (Leroy Somer ModMeca 3), d'un pupitre d'acquisition de données type ELVIS et d'un ordinateur Pentium-IV avec logiciel LabVIEW 8.2.

L'instrument virtuel (VI) a été construit afin d'obtenir le spectre de puissance avec l'aide d'une programmation dans LabVIEW. Plusieurs mesures ont été réalisées, durant lesquelles la forme d'onde du courant statorique a été acquise pour un nombre donné de bobines en court-circuit et en circuit-ouvert. Les mesures ont été effectuées pour un enroulement sain du stator puis pour un nombre différent de bobines raccourcies dans la même phase. Les données ont été transmises à un PC via une carte d'acquisition (ELVIS) de NI. Toutes les acquisitions ont été réalisées en régime permanent sur une durée de 20 secondes, avec une fréquence d'échantillonnage de 5 kHz. Soit 100.000 points pour chacun des signaux mesurés. Pour chaque mode de fonctionnement, 15 enregistrements ont été réalisés. Les signaux enregistrés par le système d'acquisition sont :

- les trois courants d'alimentation de la machine
- les trois tensions d'alimentation de la machine

Après avoir lu le signal, il est décomposé par un algorithme de densité spectrale de puissance. Tout le traitement du signal s'effectue à l'aide du module « traitement de signal préalable » de LabVIEW pour générer le spectre de puissance. Le premier moteur a été testé en l'absence de défauts (cas sain). Par la suite, plusieurs expériences ont été effectuées sur le moteur à vide et à pleine charge.

5.3 La classification des défauts d'enroulement de la machine asynchrone

Le moteur asynchrone est caractérisé par :

Type : 3 phases à cage d'écureuil MV 1046-385

La tension nominale entre phase : 220 V

La fréquence d'alimentation : 50 Hz

La vitesse nominale : 1496.4 tr/min

La puissance utile nominale : 0.55 kW

Le facteur de puissance : $\cos \phi = 0.73$

Le courant nominal : 2,9 A

Le nombre de paires de pôles = 4 pôles

$R_{\text{phase}}=14.4 \text{ Ohm}$

Le nombre d'encoches au stator $N_s = 24$

Nombre de bobines par phase = 4

La photo du banc d'essai de la MAS est donnée à la figure. 5.1.

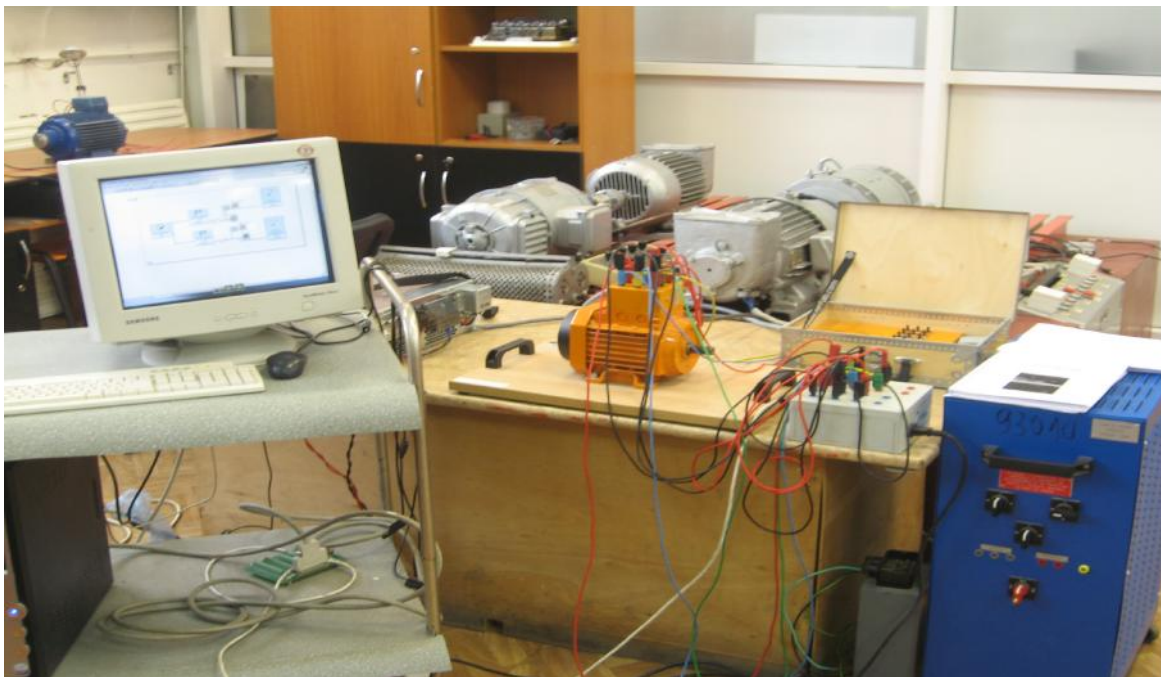


Figure.5.1- le banc d'essai de la machine asynchrone

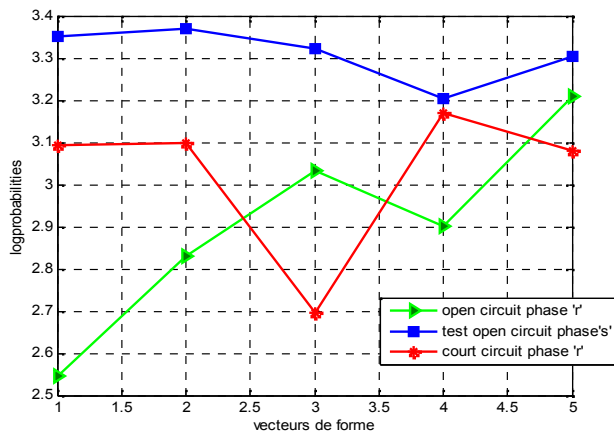
Les modes de fonctionnement ayant servis à valider la procédure de diagnostic sont repris dans le tableau (5.1). Chacun d'entre eux sera représenté par une classe dans l'espace de décision.

Tableau 5.1: Conditions expérimentales pour la classification des défauts d'enroulement de la machine asynchrone

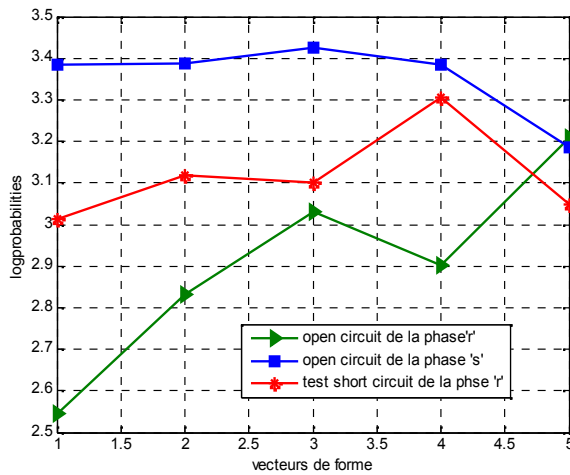
Test N°	Sévérité des défauts des enroulements	Etat de la charge
1	un court circuit entre la phase 'r' et la terre	A vide
2	une interruption de la phase 'r'	A vide
3	une interruption de la phase 's'	A vide
4	coupure de courant dans la phase 'a'	A vide
5	une partie de la phase 't' court-circuitée	A vide
6	une partie de la phase 'r' court-circuitée	A vide
7	une interruption de la phase 't'	A vide
8	coupure de courant dans la phase 's'	A vide
9	une partie de la phase 's' court-circuitée	A vide
10	coupure de courant dans la phase 't'	A vide

5.3.1 Simulations et résultats de classification avec MMC

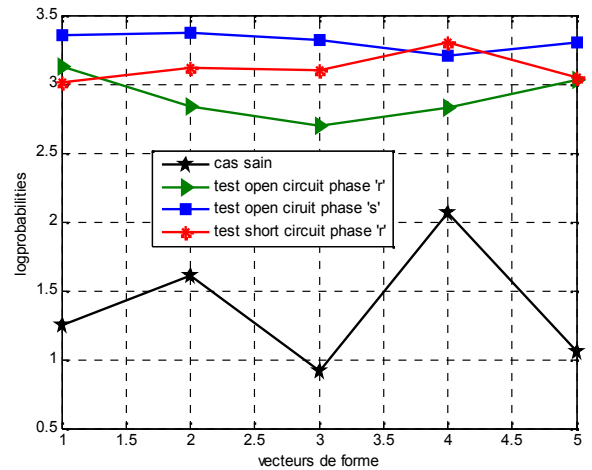
Trois états de MMC gauche-droite ont été utilisés pour modéliser les caractéristiques de défaut. Trois distributions gaussiennes ont été utilisées à la sortie de chaque état. Nous avons testé les signaux qui n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage: défaut de circuit-ouvert phase 'r', défaut de circuit-ouvert phase 's' et défaut de court-circuit phase 'r'. Le vecteur forme est fixé. Pour chaque mode de fonctionnement 5 premiers échantillons sont tirés et les 5 restants vont dans l'ensemble de test. Le calcul des logs probabilités avec HMM pour les signaux qui n'appartiennent pas dans l'ensemble d'apprentissage des trois défauts sont montrés à la figure.5.2. Les probabilités de vecteurs d'apprentissage sont clairement séparables des vecteurs forme de test pour les 5 premiers points. Par conséquent, les signaux testés soient identifiés avec précision.



(a)



(b)



(c)

Figure. 5.2- Les HMM logprobabilités pour les vecteurs tests de la MAS

5.3.2 Simulation et résultats de classification avec les RN

Diverses tentatives de classification ont été menées pour la détermination des structures optimisées des réseaux de neurones pour la MAS. Les classifieur (FFNN) utilisée pour la discrimination du défaut d'enroulements pour les 3 types de défauts possèdent une structure est 1-5-1 une entrée, une couche cachée (avec 5 neurones) et une couche de sortie.

Contrairement à l'approche statistique, des expériences approfondies de classification ont été menées afin de déterminer les structures de réseaux neuronaux optimisés dans lesquels la taille du réseau doit être maintenue aussi faible que possible. Ceci est imposé par les capacités de généralisation que le réseau doit posséder.

Les fonctions de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent: la fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique comme la fonction de transfert de la

couche cachée, la fonction de transfert linéaire selon la fonction de transfert de la couche de sortie, la rétro-propagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement du réseau, l'algorithme de la descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. Les vecteurs d'entrées des réseaux utilisés sont normalisés et la sortie de l'ANN est faite de décision binaire. La convergence de l'erreur quadratique moyenne pour un défaut de court-circuit étalé sur 100 itérations donnée à la figure. 5.3. La classification par RN des vecteurs tests est bien montrée à la figure. 5.4 les classes sont parfaitement distinctes.

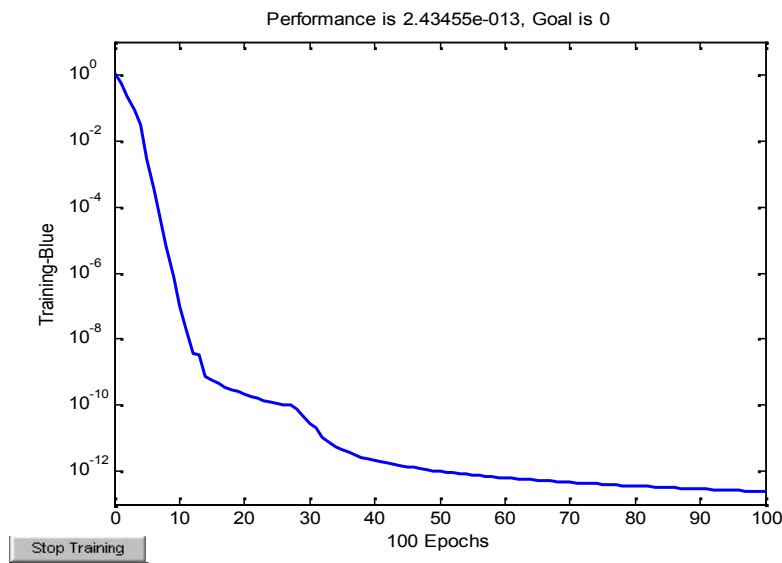


Figure. 5.3- Performance du réseau de neurone

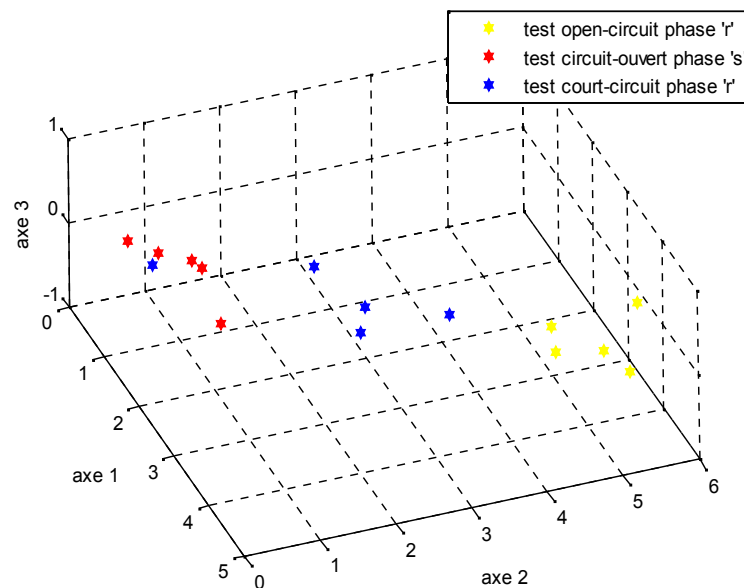


Figure. 5.4- Classification par les réseaux de neurones des vecteurs tests

5.3.3 Simulations et résultats de classification avec Kpp

$C1$: classe cas sain ;

$C2$: classe cas phase 'r' circuit-ouvert ;

$C3$: classe cas phase 's' circuit-ouvert ;

$C4$: classe cas phase 'r' court-circuit.

Tableau 5.2: Le vecteur test est le cas sain :

L'ensemble test		$C1$	$C2$	$C3$	$C4$
Règle de décision associée à la distance euclidienne	$Fvtest 1$	5.4772	26.3439	52.6688	35.0143
	$Fvtest 2$	2.6458	24.9600	53.7680	35.7911
	$Fvtest 3$	2.6458	24.9600	53.7680	35.7911
	$Fvtest 4$	2.0000	25.6905	56.0535	38.0263
	$Fvtest 5$	3.3166	27.7308	57.3498	39.4081

Tableau 5.3: Le vecteur test est le cas d'un circuit ouvert phase 'r':

L'ensemble test		$C1$	$C2$	$C3$	$C4$
Règle de décision associée à la distance euclidienne	$Fvtest 1$	42.2256	15.1658	14.6629	8.6603
	$Fvtest 2$	28.1957	3.4641	27.6586	10.7238
	$Fvtest 3$	23.8956	5.0990	31.8904	14.3178
	$Fvtest 4$	30.0000	8.0623	27.6767	12.8841
	$Fvtest 5$	36.5240	14.1067	24.5357	11.2250

Tableau 5.4: Le vecteur test est le cas d'un circuit ouvert phase 's':

L'ensemble test		$C1$	$C2$	$C3$	$C4$
Règle de décision associée à la distance euclidienne	$Fvtest 1$	52.2015	25.3377	10.1489	17.8045
	$Fvtest 2$	51.8266	24.1454	4.6904	14.4914
	$Fvtest 3$	58.3695	31.0161	7.2801	22.5610
	$Fvtest 4$	42.1782	14.5602	13.4536	5.1962
	$Fvtest 5$	46.0217	18.7350	10.8628	9.4868

Tableau 5.5: Le vecteur test est le cas d'un court circuit phase 'r':

L'ensemble test		C1	C2	C3	C4
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	33.7935	6.2450	21.7715	3.7417
	<i>Fvtest 2</i>	39.9750	12.6886	16.1864	3.4641
	<i>Fvtest 3</i>	37.4433	9.7468	18.0555	2.4495
	<i>Fvtest 4</i>	49.4469	21.9545	7.8102	12.2882
	<i>Fvtest 5</i>	36.1386	8.5440	19.3391	2.8284

Le taux d'erreur obtenu avec la méthode des HMM est meilleur que celui obtenu avec la méthode des RN (Tableau 5.6).

Tableau 5.6: L'erreur de classification

Les observations	Erreur de classification / nombre total des vecteurs tests		
	HMM	RN	KPP
C1 : le cas sain	0/5	0/5	0/5
C2 :un circuit-ouvert phase 'r'	0/5	0/5	2/5
C3 :un circuit-ouvert phase 's'	0/5	0/5	2/5
C4 :un court-circuit phase 'r'	0/5	1/5	1/5

5.4 La classification des défauts d'enroulement de la machine à réluctance variable

Le banc d'essai utilisé est caractérisé par :

- le modèle expérimental de la SRM modulaire en quatre phases portant sur son axe un codeur Siemens 1XP8001-1 (1024);
- un convertisseur de puissance à quatre phases;
- une carte dSPACE 1104 utilisée pour contrôler le système ;
- un PC avec Matlab/Simulink et logiciels pour compiler le programme dSPACE;
- un système de quatre capteurs de courant reliés à dSPACE, utilisé pour l'acquisition des données ;
- une source d'alimentation en courant continu du codeur (*Hameg HM7044*);
- un couplemètre avec un afficheur numérique (*Leroy Somer ModMeca 3*);
- un stroboscope;
- une machine à induction alimentée par un auto-transformateur.

La photo du banc d'essai est donnée à la figure. 5.5.

Les modes de fonctionnement ayant servis à valider la procédure de diagnostic sont repris dans le tableau (5.7). Chacun d'entre eux sera représenté par une classe dans l'espace de décision.



Fig.5.5-le banc d'essai de la machine à réluctance variable

Tableau 5.7: Conditions expérimentales pour la classification des défauts d'enroulement de la machine à réductance variable

Test N°	Sévérité de défauts des enroulements	Etat de la charge
1	Une bobine circuit-ouvert	A vide
2	deux bobines circuit-ouvert	A vide
3	Trois bobines circuit-ouvert	A vide
4	Quatre bobines circuit-ouvert	A vide
5	Une phase circuit-ouvert	A vide

5.4.1 Simulations et résultats de classification avec HMM

Trois états de MMC gauche-droite ont été utilisés pour modéliser les caractéristiques de défaut. Trois distributions gaussiennes ont été utilisées à la sortie de chaque état. Nous avons testé les signaux qui n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage: défaut de une bobine circuit-ouvert, quatre bobines circuit-ouvert et défaut d'une phase circuit ouvert. Les paramètres de chaque HMM de chaque observation sont calculés et donnés au Tableau 5.8.

Tableau 5.8: MMC paramètres pour chaque classe de la MRV

MMC Paramètres	A	B	Pi
HMM/sain	[0.6697 0.0590 0.2713 ; 0 0.1782 0.8218 ; 0 0 1.0000]	[0.1504 0.2852 0.2843 0.0015 0.2785 ; 0.1618 0.2792 0.2787 0.0061 0.2743 ; 0.1705 0.2757 0.2742 0.0117 0.2680]	[0.9332 0.0140 0.0528]
HMM/une bobine circuit ouvert	[0.6780 0.1621 0.1599; 0 0.2721 0.7279; 0 0 1.0000]	[0.1944 0.3465 0.2694 0.0001 0.1896; 0.0749 0.3472 0.3166 0.0000 0.2613; 0.7588 0.1284 0.0675 0.0133 0.0321]	[0.9379 0.0076 0.0545]
HMM/quatre bobines circuit ouvert	[0.4474 0.0550 0.4976; 0 0.0587 0.9413; 0 0 1.0000]	[0.7323 0.0646 0.0651 0.0641 0.0738; 0.1160 0.2737 0.3015 0.0000 0.3088; 0.0000 0.0002 0.0002 0.9995 0.0002]	[0.9981 0.0013 0.0006]
HMM/une phase circuit ouvert	[0.0163 0.1456 0.8381; 0 0.1467 0.8533; 0 0 1.0000]	[0.1537 0.2576 0.2675 0.0420 0.2792; 0.1864 0.2704 0.2660 0.0025 0.2747; 0.1803 0.2712 0.2736 0.0020 0.2729]	[0.0020 0.0559 0.9420]

Le vecteur forme est fixé. Pour chaque mode de fonctionnement 5 premiers échantillons sont tirés et les 5 restants vont dans l'ensemble de test. Le calcul des logs probabilités avec HMM pour les signaux qui n'appartiennent pas dans l'ensemble d'apprentissage des trois défauts sont montrés à la figure. 5.6.

Les probabilités de vecteur d'apprentissage sont clairement séparables des vecteurs forme de test pour les 5 premiers points. Par conséquent, les signaux testés sont identifiés avec précision.

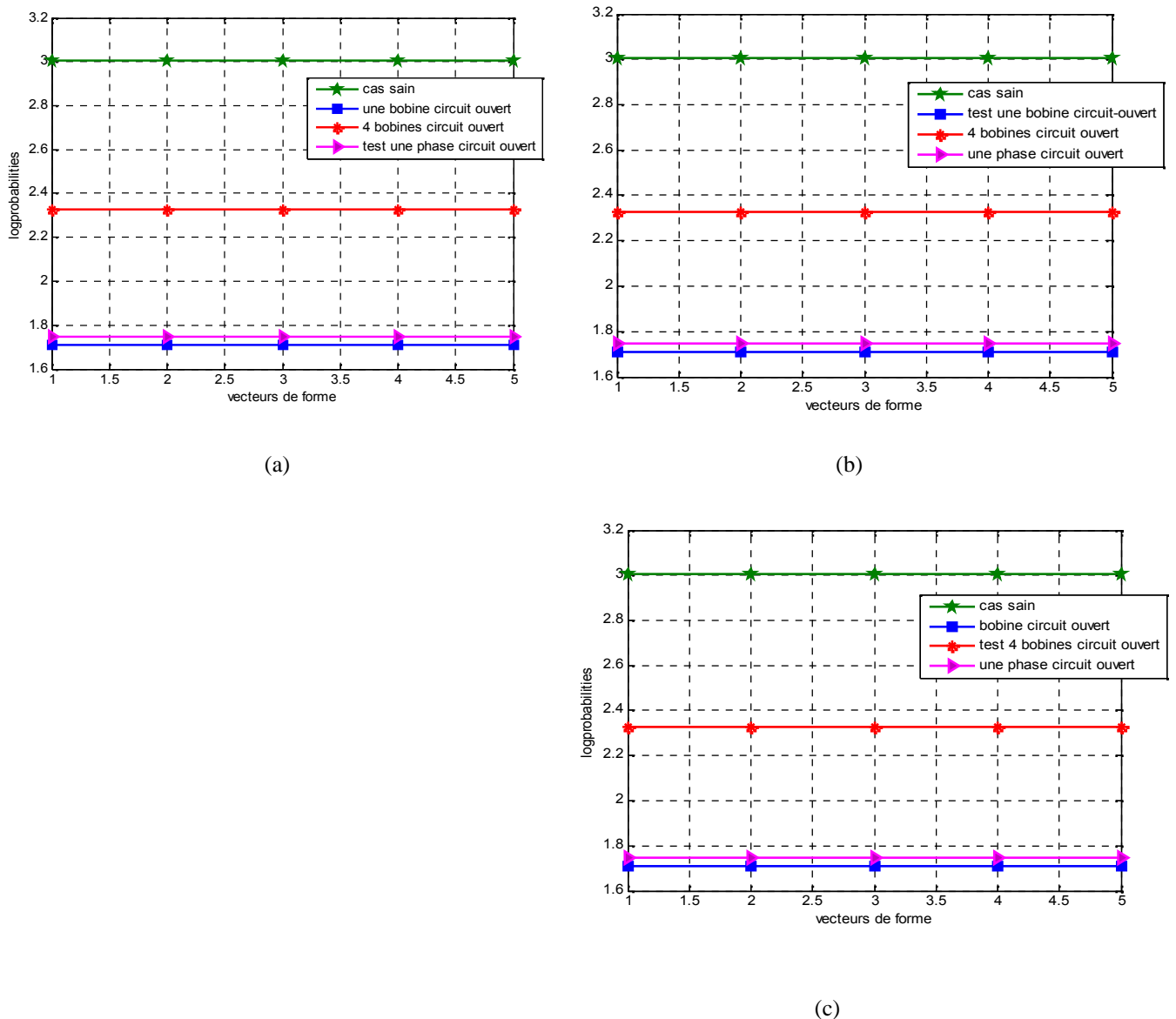


Fig.5.6- Les HMM logprobabilités pour les vecteurs tests de la MRV

5.4.2 Simulations et résultats de classification avec les RN

Diverses tentatives de classification ont été menées pour la détermination des structures optimisées des réseaux de neurones pour la MRV. Les classifieur (FFNN) utilisée pour la discrimination du défaut d'enroulements pour les 3 types de défauts possèdent une structure est 1-5-1 une entrée, une couche cachée (avec 5 neurones) et une couche de sortie.

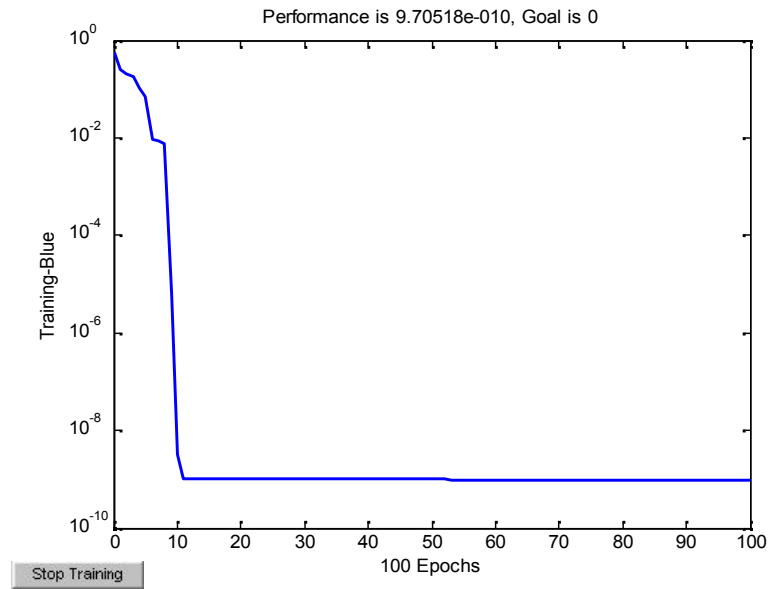


Fig.5.7- Performance du réseau de neurone

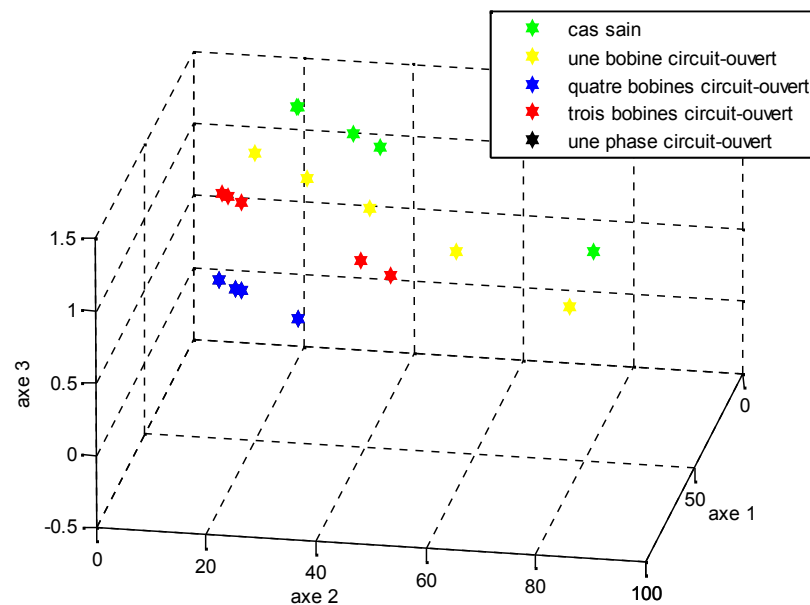


Fig.5.8- Classification par les réseaux de neurones des vecteurs tests

Contrairement à l'approche statistique, des expériences approfondies de classification ont été menées afin de déterminer les structures de réseaux neuronaux optimisés dans lesquels la taille du réseau doit être maintenue aussi faible que possible. Ceci est imposé par les capacités de généralisation que le réseau doit posséder.

Les fonctions de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent: la fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique comme la fonction de transfert de la couche cachée, la fonction de transfert linéaire selon la fonction de transfert de la couche de sortie, la rétro-propagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement du réseau, l'algorithme de la descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. Les vecteurs d'entrées des réseaux utilisés sont normalisés et la sortie de l'ANN est faite de décision binaire. La convergence de l'erreur quadratique moyenne pour un défaut de court-circuit étalé sur 100 itérations donnée à la figure. 5.7.

5.4.3 Simulations et résultats de classification avec Kpp

C1 : classe de cas sain ;

C2 : classe de bobine circuit ouvert ;

C3 : classe de quatre bobines circuit ouvert ;

C4 : classe d'une phase circuit ouvert.

Tableau 5.9: Le vecteur test est le cas sain:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	<i>0</i>	83.7437	82.0061	83.7437
	<i>Fvtest 2</i>	<i>0</i>	83.7437	82.0061	83.7437
	<i>Fvtest 3</i>	<i>0</i>	83.7437	82.0061	83.7437
	<i>Fvtest 4</i>	<i>0</i>	83.7437	82.0061	83.7437
	<i>Fvtest 5</i>	<i>0</i>	83.7437	82.0061	83.7437

Tableau 5.10: Le vecteur test est le cas d'une bobine circuit ouvert:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 2</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 3</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 4</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 5</i>	83.7437	0	2.0000	0

Tableau 5.11: Le vecteur test est le cas de quatre bobines circuit ouvert:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	82.0061	2.0000	0	2.0000
	<i>Fvtest 2</i>	82.0061	2.0000	0	2.0000
	<i>Fvtest 3</i>	82.0061	2.0000	0	2.0000
	<i>Fvtest 4</i>	82.0061	2.0000	0	2.0000
	<i>Fvtest 5</i>	82.0061	2.0000	0	2.0000

Tableau 5.12: Le vecteur test est le cas d'une phase circuit ouvert:

L'ensemble test		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
Règle de décision associée à la distance euclidienne	<i>Fvtest 1</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 2</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 3</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 4</i>	83.7437	0	2.0000	0
	<i>Fvtest 5</i>	83.7437	0	2.0000	0

Tableau 5.13: Le calcul de l'erreur de classification

Les observations	Erreur de classification / nombre total des vecteurs tests		
	HMM	RN	KPP
C1 : le cas sain	0/5	0/5	0/5
C2 : une bobine circuit ouvert	0/5	0/5	5/5
C3 : quatre bobines circuit ouvert	0/5	0/5	0/5
C4 : une phase circuit ouvert	0/5	0/5	5/5

Le taux d'erreur obtenu avec la méthode des HMM et la méthode des RN est meilleur que celui obtenu avec KPP (Tableau 5.13).

Sur le tableau 5.13, Les deux erreurs de classification entre les classes C2 (*une bobine circuit ouvert*) et C4 (*une phase circuit ouvert*) montrent toute la difficulté de distinguer le défaut pour faibles niveaux de charge. Les deux erreurs commises peuvent être considérées comme étant des erreurs de diagnostic. Ce problème est corrigé par un champ d'apprentissage élargi pour choisir les points les plus pertinents dans chaque classe.

5.5 La classification des défauts d'enroulement de la machine synchrone à réluctance variable

Le moteur synchrone à réluctance variable est caractérisé par :

Type : 3 phases 3MA100L-28-4 série 998

La tension nominale entre phase : 230/400 V

La fréquence d'alimentation : 50 Hz

La vitesse nominale : 1500 tr/min

La puissance utile nominale : 2.2 kW

Le facteur de puissance : $\cos \phi = 0.78$

Le courant nominal : 5,10 A

Le nombre de paires de pôles = 4 pôles

$R_{\text{phase}}=2.33 \text{ Ohm}$

La photo du banc d'essai de la MSRVR est donnée à la figure. 5.9.

Les modes de fonctionnement ayant servis à valider la procédure de diagnostic sont repris dans le tableau (5.14). Chacun d'entre eux sera représenté par une classe dans l'espace de décision.



Figure.5.9- Le banc d'essai de la machine synchrone à réluctance variable

Tableau 5.14: Conditions expérimentales pour la classification des défauts d'enroulement de la machine synchrone à réluctance variable

Test N°	Sévérité de défauts des enroulements	Etat de la charge	Les mesures
1	cas sain	sans charge	P=352 W U=304 volt I=3.6 A Vit=747 rmp
2	cas sain	avec charge 50%	P=352 W U=440 volt I=3.9 A Vit=731 rmp
3	une phase court-circuitée (insertion d'un rhéostat en parallèle avec une phase)	sans charge	P=180 W U=304 volt I1=4 A I2=4 A I3=3.2 A I rhéostat=2.4 A Vit=739 rmp
4	une phase court-circuitée (insertion d'un rhéostat en parallèle avec une phase)	avec charge 50%	P=760 W U=304 volt I=4.2 A I=4.2 A I=3.3 A I rhéostat=2.4 A Vit=731 rmp
5	une phase circuit ouvert (insertion d'un rhéostat en série avec une phase)	sans charge	Rhéostat=40 U=304 volt I=2.6 A I=2.6 A I=3.9 A Vit=730 rmp P=460 W
6	une phase circuit ouvert (insertion d'un rhéostat en série avec une phase)	avec charge 50%	P=600 W U=304 volt I=2.75 A I=2.75 A I=4.2 A Vit=725 rmp
7	interruption d'une phase une phase	sans charge	P=200 W U=304 volt I=2.8 A Vit=700 rmp
8	interruption d'une phase une phase	avec charge 50%	avec charge, la machine s'arrête !

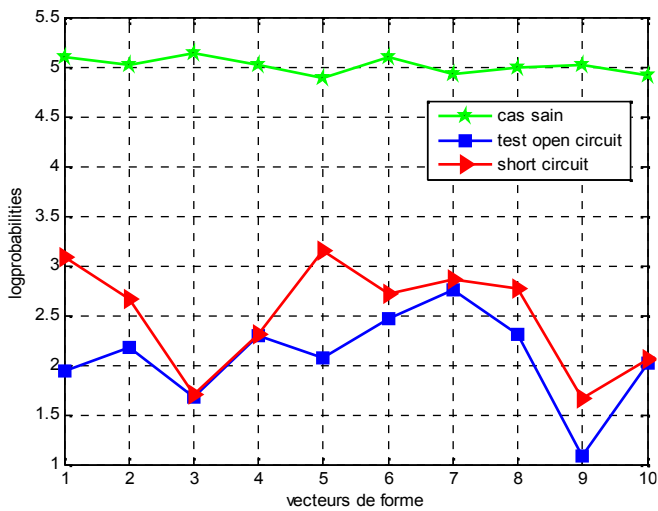
5.5.1 Simulations et résultats de classification avec HMM

Trois états de MMC gauche-droite ont été utilisés pour modéliser les caractéristiques de défaut. Trois distributions gaussiennes ont été utilisées à la sortie de chaque état. Nous avons testé les signaux qui n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage: défaut d'une phase circuit ouvert, défaut d'une phase court-circuit et interruption d'une phase.

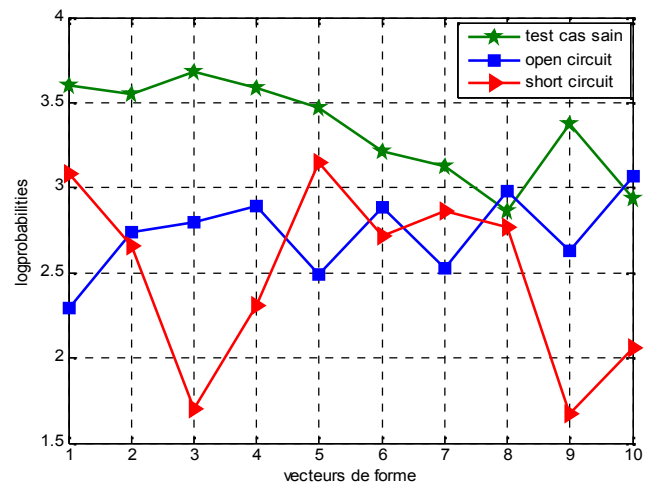
Tableau 5.15: MMC paramètres pour chaque classe de la MSRV

Paramètres HMM	A	B	Pi
HMM/sain	[0.7341 0.2117 0.0542; 0 0.0323 0.9677; 0 0 1.0000]	[0.3728 0.0252 0.3771 0.0000 0.0022 0.0041 0.0031 0.0000 0.0990 0.1166; 0.0748 0.7202 0.0250 0.0012 0.0016 0.0993 0.0161 0.0000 0.0475 0.0142; 0.1221 0.2901 0.0574 0.0000 0.0845 0.3250 0.0643 0.0000 0.0462 0.0104]	[0.9991 0.0007 0.0002]
HMM/une phase circuit ouvert	[0.6711 0.1356 0.1934; 0 0.1580 0.8420; 0 0 1.0000]	[0.0058 0.0001 0.0454 0.0001 0.0100 0.0007 0.0000 0.9330 0.0007 0.0043; 0.3387 0.0854 0.0000 0.0016 0.2778 0.0002 0.2621 0.0151 0.0013 0.0179; 0.0972 0.0012 0.0001 0.0000 0.8663 0.0101 0.0020 0.0191 0.0013 0.0027]	[0.0209 0.0093 0.9698]
HMM/une phase court-circuit	[0.4502 0.5498 0.0000; 0 0.9965 0.0035; 0 0 1.0000]	[0.0070 0.4404 0.1033 0.0000 0.0069 0.3840 0.0003 0.0271 0.0101 0.0209; 0.0008 0.0099 0.1676 0.0000 0.0149 0.1662 0.0270 0.1388 0.3147 0.1601; 0.0628 0.0118 0.5528 0.0002 0.0205 0.0110 0.0213 0.2841 0.0062 0.0293]	[0.6984 0.3014 0.0002]
Interruption d'une phase une phase	[0.8521 0.1458 0.0021; 0 0.4556 0.5444; 0 0 1.0000]	[0.3462 0.0071 0.0151 0.0011 0.6216 0.0008 0.0074 0.0002 0.0005 0.0000; 0.2416 0.4592 0.0234 0.0095 0.0408 0.0045 0.0037 0.1381 0.0001 0.0791; 0.0030 0.0009 0.0523 0.0000 0.0012 0.0000 0.0091 0.0011 0.9323 0.0000]	[0.9990 0.0010 0.0000]

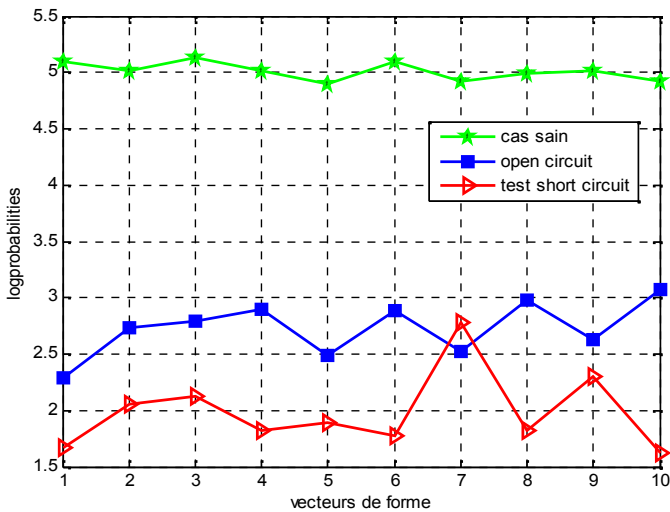
Les paramètres de chaque MMC de chaque observation sont calculés est donné au Tableau 5.15. Le vecteur forme est fixé. Pour chaque mode de fonctionnement 5 premiers échantillons sont tirés et les 5 restants vont dans l'ensemble de test. Le calcul des logs probabilités avec MMC pour les signaux qui n'appartiennent pas dans l'ensemble d'apprentissage des trois défauts sont montrés à la figure. 5.10. Les probabilités de vecteur d'apprentissage sont clairement séparables des vecteurs forme de test pour les 5 premiers points. Par conséquent, les signaux testés soient identifiés avec précision.



(a)



(b)



(c)

Fig. 5.10- Les HMM logprobabilités pour les vecteurs tests à 50% de charge et data d'apprentissage à 0%.

5.5.2 Simulations et résultats de classification avec les RN

Les classifieur (FFNN) utilisée pour la discrimination du défaut d'enroulements de la MSRVR pour les 3 types de défauts possèdent une structure est 1-5-1 une entrée, une couche cachée (avec 5 neurones) et une couche de sortie.

Contrairement à l'approche statistique, des expériences approfondies de classification ont été menées afin de déterminer les structures de réseaux neuronaux optimisés dans lesquels la taille du réseau doit être maintenue aussi faible que possible. Ceci est imposé par les capacités de généralisation que le réseau doit posséder.

Les fonctions de transfert et d'apprentissage adoptées pour la FFNN comprennent: la fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique comme la fonction de transfert de la couche cachée, la fonction de transfert linéaire selon la fonction de transfert de la couche de sortie, la rétro-propagation de Levenberg-Marquardt comme fonction d'entraînement du réseau, l'algorithme de la descente du gradient comme fonction d'apprentissage des poids, et l'erreur quadratique moyenne comme fonction de l'évaluation de la performance. Les vecteurs d'entrées des réseaux utilisés sont normalisés et la sortie de l'ANN est faite de décision binaire. La convergence de l'erreur quadratique moyenne pour un défaut de court-circuit étalé sur 100 itérations donnée à la figure. 5.11.

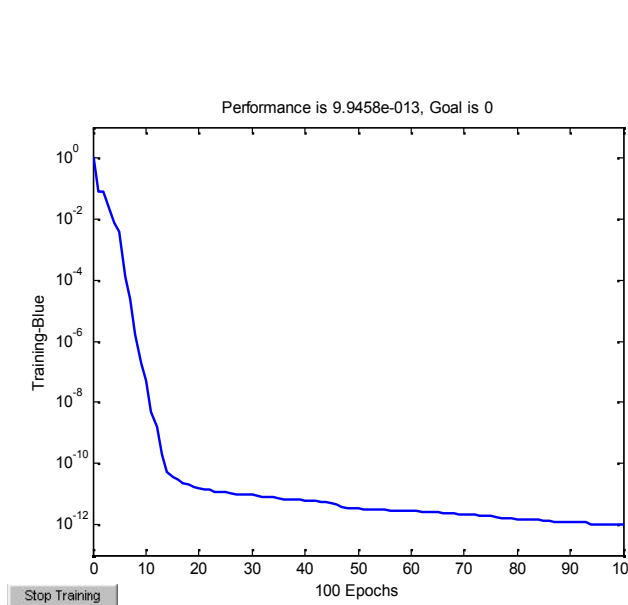


Fig. 5.11- Performance du réseau de neurone

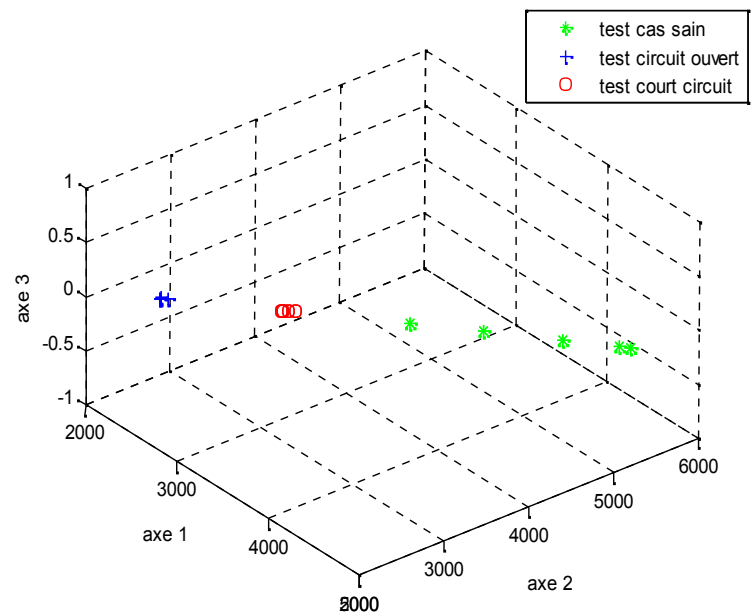


Fig. 5.12- Classification par les réseaux de neurones des vecteurs tests

5.5.3 Simulations et résultats de classification avec Kpp

Tableau 5.16: Le vecteur test c'est le cas sain :

L'ensemble test		$C1$	$C2$	$C3$
Règle de décision associée à la distance euclidienne	$Fvtest 1$	78.6003	520.7581	518.8169
	$Fvtest 2$	104.0000	485.6408	462.7926
	$Fvtest 3$	34.6266	411.2445	389.7153
	$Fvtest 4$	59.5735	573.4701	550.9755
	$Fvtest 5$	108.3236	465.7950	444.1678

Tableau 5.17: Le vecteur test c'est cas d'un circuit ouvert :

L'ensemble test		$C1$	$C2$	$C3$
Règle de décision associée à la distance euclidienne	$Fvtest 1$	556.2670	15.9060	31.7490
	$Fvtest 2$	561.1426	14.7309	24.5967
	$Fvtest 3$	550.9837	23.6220	36.8511
	$Fvtest 4$	557.6540	20.0499	36.3180
	$Fvtest 5$	558.5329	20.2237	37.0675

Tableau 5.18: Le vecteur test c'est le cas d'un court-circuit :

L'ensemble test		$C1$	$C2$	$C3$
Règle de décision associée à la distance euclidienne	$Fvtest 1$	520.4479	59.7913	57.1139
	$Fvtest 2$	535.7117	39.9625	21.5870
	$Fvtest 3$	517.4524	58.9746	41.3884
	$Fvtest 4$	518.1322	56.1249	53.8424
	$Fvtest 5$	526.5121	58.1722	43.1393

Tableau 5.19: L'erreur de classification

Les observations	Erreur de classification / nombre total des vecteurs tests		
	HMM	RN	KPP
C1 : le cas sain	0/5	0/5	0/5
C2 :une phase circuit-ouvert	0/5	0/5	0/5
C3 :une phase court-circuit	0/5	0/5	0/5

Pour évaluer les performances de la classification choisie par rapport au problème posé, il est nécessaire d'utiliser des critères de qualité. Ainsi, deux critères peuvent être retenus :

- Le taux d'observations bien classées : $T_B = \frac{N_B}{N} \times 100$
- Et le taux de mal classé $T_M = \frac{N_M}{N} \times 100 = 100 - T_B$

Ces deux quantités ont beaucoup d'importance. Si le taux d'erreur est proche de 0 %, alors le vecteur forme caractérise bien l'ensemble d'apprentissage, et la méthode de classification est adaptée. De ce fait, il est possible de réaliser une comparaison entre les méthodes de la classification employées. Le critère de qualité correspondant à ces méthodes est présenté ci-dessus.

Le taux d'erreur obtenu avec la méthode des MMC dans cette étude pour les trois machines est meilleur que celui obtenu avec la méthode des RN ou KPP. Ce taux, pour la classification est de 0 %. Suivie par la méthode de réseaux de neurones qui a montré d'excellents résultats. La distance Euclidienne ne tient pas en compte de la dispersion des classes.

Les résultats précédents ont mis en lumière les performances de diagnostic des trois algorithmes de décision. Pour les modes de fonctionnement connus, les trois algorithmes de décision offrent des résultats fiables pratiquement.

Les approches statistiques, les méthodes d'analyse discriminante peuvent parfaitement être adaptées aux problèmes de décision entre plusieurs modes de

fonctionnement de différentes machines. Le moyen le plus simple pour traiter le cas "multiclasses" est d'utiliser un *multi-classifieur*.

Les différentes méthodes précédemment citées peuvent être combinées simultanément pour rechercher la meilleure décision possible des observations des données combinées. C'est ce qui va être présenté dans la partie suivante.

5.6 Généralisation de l'analyse discriminante au problème multiclasses

Quelles que soient les approches utilisées pour la mise en place du processus de diagnostic, il est primordial de justifier la robustesse du classifieur choisi.

En effet des erreurs de diagnostic pourraient découler de mauvaises performances de la procédure de décision. De plus, les performances de la classification sont dépendantes (surtout en diagnostic) de la pertinence du vecteur – forme, autrement dit de la signature du système analysé.

Il est souhaitable d'avoir une valeur de taux d'erreur très faible de la classification lors de la phase de test afin d'avoir un minimum d'erreur de diagnostic concernant les nouvelles observations.

Toutefois, nous avons vu que le diagnostic peut se heurter à un certain nombre de difficultés liées aux erreurs de classification si nous n'avons pas pris en compte les observations rejetées. Le but dans la suite serait de diminuer les erreurs de classification. Pour cela, nous proposons l'intégration des méthodes de classification ensemble, pour obtenir ***un système de diagnostic robuste*** (malgré un coût du diagnostic !). Nous pouvons étendre le concept de l'idée si nous appliquons un ensemble d'outils de diagnostic sur différents types de machines. Le procédé est réalisé selon l'organigramme de la figure.5.13 et les résultats sont comme suit.

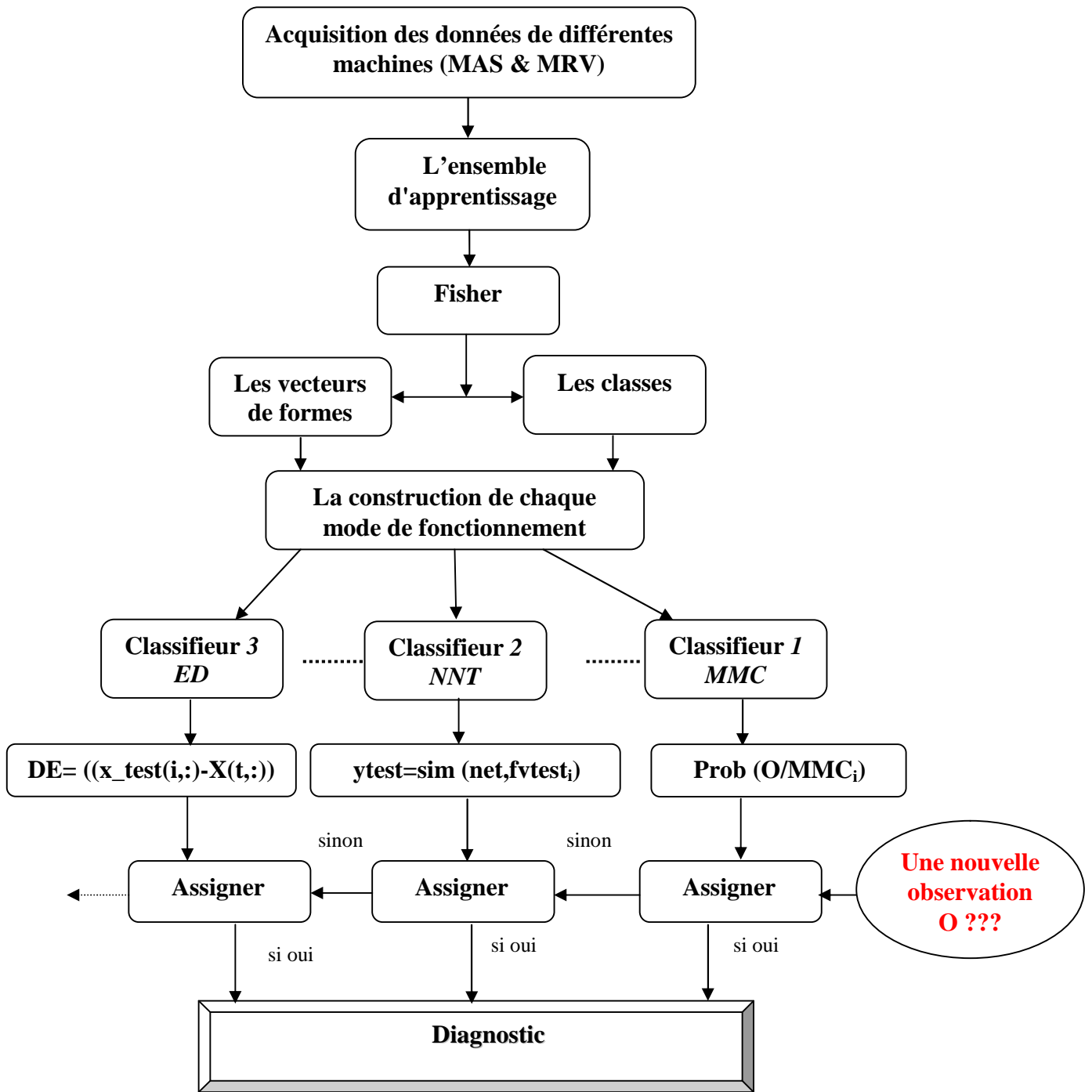


Fig.5.13-Schéma de principe de la procédure de diagnostic avec un ensemble d'outils de Diagnostic

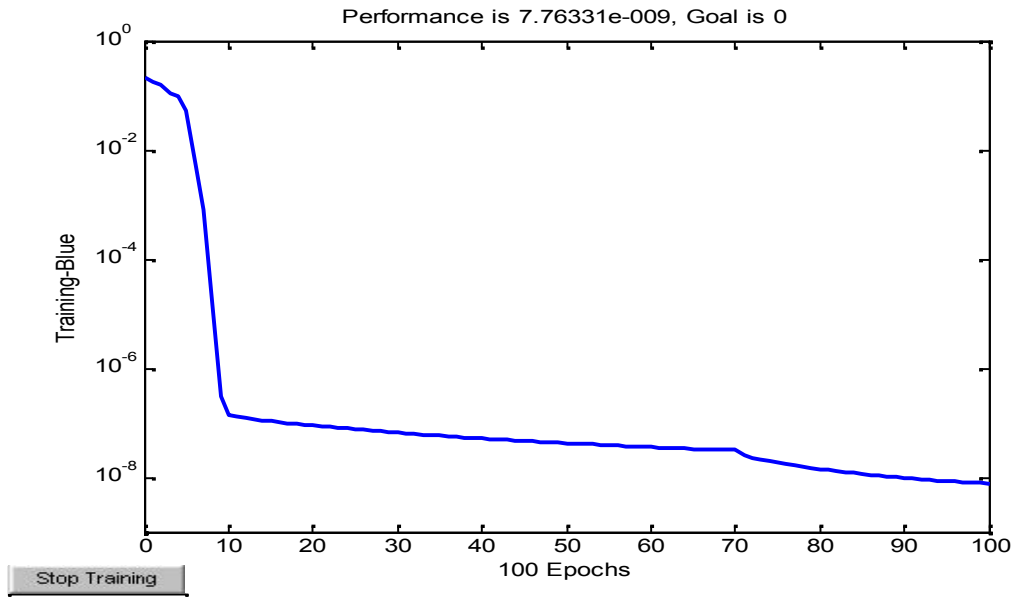


Figure.5.14- Performance du réseau de neurone

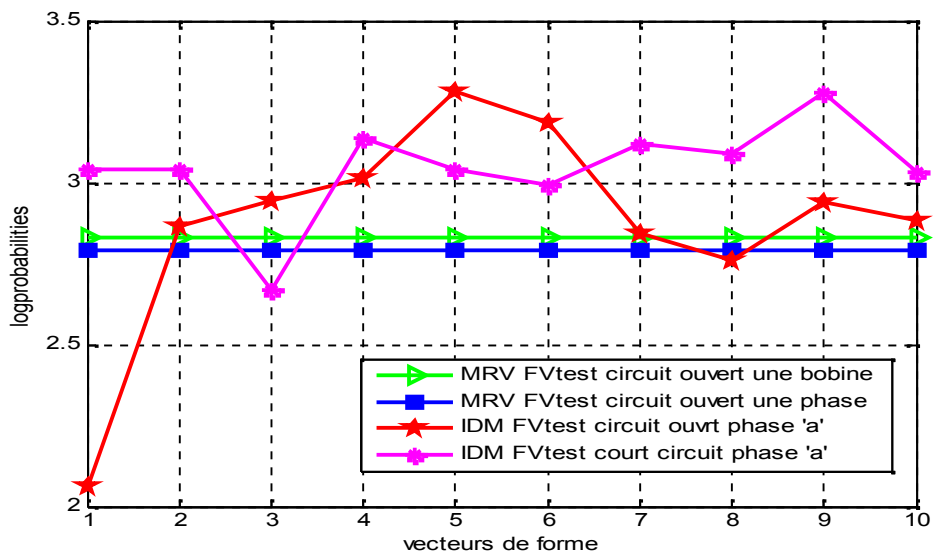


Figure.5.15- Les HMM logprobabilités pour les vecteurs tests de la MAS et la MRV

5.7 Conclusion

Les différentes possibilités de règles de décision présentées se divisent en trois groupes :

- les méthodes paramétriques, utilisables lorsque les lois de probabilité, régissant les observations et les classes, sont connues ; à titre indicatif, nous citerons la règle de Bayes ;
- les méthodes non paramétriques qui constituent une estimation des lois de probabilité (par exemple "*k - ppv*") ;
- les méthodes dites "*approche système*" basées les réseaux de neurones.

Au même titre que les approches statistiques, les méthodes d'analyse discriminante peuvent parfaitement être adaptées aux problèmes de décision entre plusieurs modes de fonctionnement (sain ou défaillant) et pour différents types machines.

Quelles que soient les approches utilisées pour la mise en place du processus de diagnostic, il est primordial de justifier la robustesse du *classifieur* choisi. Dans cette partie on a construit un *multi-classifieur*.

Après analyse des résultats de cette étude, nous concluons qu'il est nécessaire d'élargir le champ d'apprentissage et de choisir les points les plus pertinents dans chaque classe ; par exemple, pour les points obtenus par Fisher dans la phase de sélection nous appliquons de nouveau Fisher.

Dans de nombreux cas, nous ne pouvons pas obtenir une grande base de données. Aussi, proposons-nous d'associer différentes méthodes de classification ; les points rejetés seront reclassifiés, ce qui sous-estimera les erreurs de diagnostic.

La multiplicité donne toujours un meilleur résultat !

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Le travail présenté dans cette thèse est une contribution au diagnostic des défauts de machines électriques, axé ici sur les machines à réluctance variable (MRV) vu le peu de littérature dans cet axe de recherche malgré l'essor qu'elles connaissent depuis quelques années.

En effet, les machines à réluctance variable conviennent aussi bien aux applications à forte puissance et vitesse élevée, domaine largement occupé actuellement par la machine asynchrone, mais aussi pour des applications à faible vitesse type générateur éolien à attaque directe. Grâce à de multiples atouts (simplicité de construction, robustesse, performances,...), les MRV investissent de plus en plus des créneaux d'application jusque là réservés aux machines conventionnelles type asynchrone ou synchrone.

Toutefois, pour certaines applications nécessitant une sûreté de fonctionnement avec un haut degré de fiabilité, il est nécessaire d'effectuer une détection rapide et précoce d'éventuelles défaillances. Le travail présenté dans ce mémoire expose l'apport de différentes méthodes à base de *modèle* et de *système* au diagnostic des défauts statoriques des machines à réluctance variable.

Dans cette perspective, on a commencé par exposer un *état de l'art* sur les différentes approches de diagnostic de défauts proposés dans la littérature.

Ensuite, après une vision d'ensemble de la tolérance aux défauts et de sa place au sein de la sûreté de fonctionnement, une machine tolérante aux défauts du stator est proposée et le principe de la méthode est mis en œuvre pour cette topologie de machine.

Concernant la modélisation des machines tolérantes aux défauts dans les cas *sain* ou en présence de *défauts* électriques, il est nécessaire de disposer d'un *modèle* suffisamment précis, prenant en compte les phénomènes locaux (champs et inductions électromagnétiques) ainsi que la nature et l'état des matériaux, permettant d'introduire la vraie configuration du bobinage statorique et des conducteurs rotoriques lorsqu'ils existent. En utilisant la méthode d'éléments finis couplée avec un modèle circuit cette approche de modélisation permet notamment de prendre en compte les modifications de la répartition du courant dans les encoches statoriques à la suite d'apparition d'un défaut électrique et plus particulièrement celui de court-circuit entre spires d'une phase. Les résultats obtenus par ce modèle "*éléments finis couplé avec circuits électriques*" concernant une MRV et une MSR, saines et en

présence de divers défauts "entre spires" de niveaux de sévérité différents, concordent parfaitement avec ceux obtenus expérimentalement sur deux bancs d'essai. En effet, les bobinages des deux machines testées (MRV et MSRV) sont conçus de manière à pouvoir introduire des défauts de différents niveaux de sévérité.

La deuxième partie du travail de la thèse consiste à introduire la procédure de mise en œuvre d'un système de décision. Le mécanisme de mise en place d'un système de diagnostic nécessite l'existence d'une bibliothèque de mesures réalisées sur le processus et totalement étiquetées. Un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test, totalement disjoints, en sont extraits. L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour effectuer le choix des paramètres pertinents par rapport aux défauts recherchés. Le critère de *Fisher* donne des indicateurs rassemblés dans un vecteur forme, appelé aussi *signature caractéristique* du processus à surveiller. Sur la base de cette signature sont alors construits un espace de représentation des échantillons mesurés sur le processus, puis un espace de décision permettant d'identifier une structure de classes caractérisant géométriquement les différents modes de fonctionnement de l'ensemble d'apprentissage. L'ajout d'une règle de décision permet de classer automatiquement une mesure ou observation, c'est à dire de décider automatiquement du mode de fonctionnement que représente cette mesure. Les algorithmes probabilistes tels que les modèles de *Markov* cachés (*MMC*), les modèles à base de système tels que les réseaux de neurones (*RN*) et les méthodes non paramétriques comme les k – plus proches voisins (k – PPV) consistent à associer une mesure à la classe appropriée.

Ces règles fournissent un diagnostic plus cohérent des nouvelles mesures non répertoriées dans l'ensemble d'apprentissage et donnent de très bons résultats de diagnostic pour les modes de fonctionnements considérés.

Les bases théoriques de ces méthodes et techniques sont présentées et leurs performances comparées.

Perspectives liées à ces travaux ?

On peut les résumer ainsi :

- proposer un système automatisé de diagnostic où nous intégrons différentes machines en vue de diminuer les coûts et temps d'immobilisation ;
- améliorer les méthodes utilisées ;
- envisager d'autres structures tolérantes aux défauts ;
- élaborer d'autres méthodes,...

BIBLIOGRAPHIE

International Communications

[01] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, Bachir Batoun and Radjem Rebbah, «On Line Diagnosis of Faults on Switched Reluctance Motor Using Coupled Circuit-FEM» EFEEA'10 International Symposium on Environment Friendly Energies in Electrical Applications, 02-04 November 2010, Ghardaïa, Algeria.

[02] **Ilhem Bouchareb**, Bachir Batoun, Amar Bentounsi and Abdesselam Lebaroud, «Study on Fault Tolerant Power Converter for Switched Reluctance Drive Using Coupled Circuit-FEM» Sixth International Conference and Exhibition on Ecological Vehicles and Renewable Energies EVER'10, March 31- April 3, 2011, Monte-Carlo (Monaco).

[03] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, Mouhamed Bouchahdane, Fares Rebbahi, Bachir Batoun, «Modeling and Detection of Eccentricity Fault in Switched Reluctance Motor» 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering IEEEIC 2011, 8-11 Mai 2011, Rome.

[04] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, «A Comparative Study of Synchronous Reluctance and Switched Reluctance Motors for High-Performance Fault-Tolerant Applications» 15th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics ISEM 2011, 7-9 September 2011, Napoli.

[05] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud and Bachir Batoun, «Dynamic Eccentricity Fault Detection In Switched Reluctance Motor Using Time-Frequency Analysis » 6th International conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunication SETIT 2012, 21-24 March 2012, Tunisia.

[06] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, « Fault Detection and Diagnosis in a Set "Inverter-Switched Reluctance Motor" Based on Pattern Recognition Using Kalman Filter Prediction» 16th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics ISEM 2013, 31 July -2 August 2013, Canada.

[07] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, «An Integrated Artificial Neural Networks/Optimal Time-Frequency Based Classification in Condition Monitoring of Synchronous Reluctance Motor Stator Fault» 9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives SDEMPED 2013, 27-30 August 2013, Spain.

Publications

[1] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, «A Comparative Study of Synchronous Reluctance and Switched Reluctance Motors for High-Performance Fault-Tolerant Applications», IJAEM, Vol. 39, No.1-4, 2012, pp. 793-799.
http://www.journaltoes.ac.uk/index.php?action=browse&subAction=subjects&publisherID=34&journalID=15356&pageb=6&userQueryID=&sort=&local_page=1&sortType=DESC&sortCol=1

[2] **Ilhem Bouchareb**, Amar Bentounsi, Abdesselam Lebaroud, «Torque Analysis of Faulty SRM using FEA-TFR Approach», Int. Journal of Computer Applications (0975-8887), Vol. 61, No.4, January 2013, pp. 28-35. <http://www.ijcaonline.org/archives/volume61>

CONTRIBUTION PERSONNELLE

A

- [Ayr 95] Ayrolles. L, Aguilar-Martin. J, Guerrin. F, «*Interprétation symbolique pour la supervision multi-résolution de processus complexes*», Supervision de processus à l'aide du Système Expert G2, Hermes, pp. 73-90, 1995.
- [Aus 95] Aussem. A, «*Théorie et Application des Réseaux de neurones récurrents et Dynamiques à la prédiction, à la modélisation et au contrôle adaptatif des processus dynamiques*», Thèse, Université René Descartes-ParisV, 1995.
- [Atl 97] Atlas. L, Droppo. J and McLaughlin. J, «*Optimizing time-frequency distributions via operator theory*», Proc. SPIE, Vol. 3162, pp. 161–171, 1997.
- [Agui 99] Aguilar-Martin. J, «*Knowledge-based supervision and diagnosis of complex process*», IEEE International Symposium on Intelligent Control, Intelligent Systems and Semiotics (ISI'99), Cambridge, USA, pp. 225-230, Septembre 1999.
- [Atk 05] Atkinson. G.J, Mecrow. B.C, Jack. A.G, Atkinson. D.J, «*The Design of Fault Tolerant Machines for Aerospace Applications*», Proceedings of the IEEE International Conference on Electric Machines and Drives, pp. 1863-1869, 2005.
- [And 06] Andre. M, Marques. A.J, «*Fault tolerant operating strategies applied to three phase induction motor drives*», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 53, No. 6, December 2006.

B

- [Bez 81] Bezdek. J.C, «*Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*», Plenum Publishing Corporation, New York, 1981.
- [Bos 86] Bose, B.K., Miller, T.J.E., Szczesny, P.M., Bicknell, W.H., «*Microcomputer Control of Switched Reluctance Motor*», IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 22, No. 4, pp. 708-715, July 1986.
- [Bro 92] Brown. R. G, Hwang. P. Y. C, «*Introduction to random signals and applied Kalman filtering*», J. Wiley & Sons Edition, 1992.
- [Bak 92] Bakshi. B, Stephanopoulos. G, «*Temporal representation of process trends for diagnosis and control*», IFAC symposium on online fault detection and supervision in the chemical process industry, Newark, USA, 1992, pp.69-74.
- [Bon 92] A. H. Bonnett, G. C. Soukup, «*Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel cage induction motors*», IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.28, No.4, pp 921-937, August 1992.
- [Bis 95] Bishop. C, «*Neural Networks for Pattern Recognition*», Oxford University Press, New York, USA, 1995.

- [Bab 98] Babuska. R, « *Fuzzy Modeling for control*, Kluwer Academic Publishers», Massachusetts, USA, 1998.
- [Ben 98a] Bentounsi. A, Nicolas. A, « *Transient and steady-state analysis of induction motors with cage faults*», IMACS, Multiconference, CESA'98, April 1-4, pp.3511-3514, Tunisia, 1998.
- [Ben 98b] Bentounsi. A, Nicolas. A, « *On line diagnosis of defaults on squirrel cage motors using FEM* », IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 34 , No. 5 , , p. 3511-3514, septembre 1998.
- [Beng 99] Bengio. Y, « *Markovian models for sequential data*», Neural Computing Surveys, 2:129–162, 1999.
- [Ber 04] Bernard. M, « *Moteur pas à pas* », Note de cours Agrégation génie électrique, ENS Cachan Antenne de Bretagne.
- [Bia 05] Bianchi. N, Dai. M, Giorgio. P, Silverio. G, « *Design considerations on fractional–slot fault–tolerant synchronous motors* », Department of Electrical Engineering, University of Padova, 2005, Internal report.
- [Boum 09] Boumahdi. M, Dron. J.P, Rechak. S et Cousinard. O, « *Utilisation de l'arbre de décision pour la détection des défauts de roulements*», Revue Internationale sur l'Ingénierie des Risques Industriels (JI-IRI), Vol 2, No. 1.
- [Bouk 09] Boukra. Tahar, Lebaroud. Abdessalem and Clerc. Guy, « *Statistical and Neural-Network Approaches for the Classification of Induction Machine Faults Using the Ambiguity Plane Representation*», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 60, pp. 4034 – 4042, 2009.
- [Bou 10] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, Batoun. B and Rebbah. R, « *On Line Diagnosis of Faults on Switched Reluctance Motor Using Coupled Circuit-FEM*», EFEEA'10, International Symposium on Environment Friendly Energies in Electrical Applications, 02-04 November 2010, Ghardaïa, Algeria.
- [Bou 11a] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, « *Study on Fault Tolerant Power Converter for Switched Reluctance Drive Using Coupled Circuit-FEM*», Sixth International Conference and Exhibition on Ecological Vehicles and Renewable Energies EVER'10, March 31- April 3, 2011, Monte-Carlo (Monaco).
- [Bou 11b] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, « *A Comparative Study of Synchronous Reluctance and Switched Reluctance Motors for High-Performance Fault-Tolerant Applications*», 15th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics ISEM 2011, 7-9 September 2011, Napoli.
- [Bou 12a] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, « *A Comparative Study of Synchronous Reluctance and Switched Reluctance Motors for High-Performance Fault-Tolerant*

- Applications*», IJAEM, Vol. 39, No.1-4, 2012, pp. 793-799.
http://www.journaltoics.ac.uk/index.php?action=browse&subAction=subjects&publisherID=34&journalID=15356&page=6&userQueryID=&sort=&local_page=1&sortType=DESC&sortCol=1
- [Bou 12b] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A and Batoun. B, «*Dynamic Eccentricity Fault Detection In Switched Reluctance Motor Using Time-Frequency Analysis*», 6th International conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunication SETIT 2012, 21-24 March 2012, Tunisia.
- [Bou 13a] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, «*Torque Analysis of Faulty SRM using FEA-TFR Approach*», Int. Journal of Computer Applications (0975-8887), Vol. 61, No.4, January 2013, pp. 28-35. <http://www.ijcaonline.org/archives/volume61>
- [Bou 13b] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, «*Fault Detection and Diagnosis in a Set “Inverter-Switched Reluctance Motor” Based on Pattern Recognition Using Kalman Filter Prediction*», 16th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics ISEM 2013, 31 July -2 August 2013, Canada.
- [Bou 13c] Bouchareb. I, Bentounsi. A, Lebaroud. A, «*An Integrated Artificial Neural Networks/Optimal Time-Frequency Based Classification in Condition Monitoring of Synchronous Reluctance Motor Stator Fault* », 9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives SDEMPED 2013, 27-30 August 2013, Spain.

C

- [Cla 80] Claasen. T. A. C. and Mecklenbräuker. W. F. G, «*The Wigner distribution—A tool for time-frequency signal analysis—Part III: Relations with other time frequency signal transformations* », Philips J. Res., Vol. 35, No. 6, pp. 372–389, 1980.
- [Che 90] Cheung. J.T, Stephanopoulos. G, «*Representation of process trends Part I. A formal representation framework* », Computers & Chemical Engineering, Vol. 14, No. 4-5, pp.495-510, May 1990.
- [Cha 93] Chatain. J. N, «*Diagnostic par systèmes experts*», Hermes, Paris, 1993.
- [Coh 95] Cohen. L, «*Time-Frequency Analysis*», Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1995.
- [Câm 98] Câmpeanu. A, «*Introducere în dinamica ma inilor electrice de current alternativ*», Editura Academiei Române, Bucure ti, ISBN: 973-27-0669-4, 1998.
- [Cat 01] Cathey. J.J, «*Electrical machines – Analysis and design applying MATLAB*», Electrical Engineering Series, McGraw Hill International, ISBN: 0-07-118970-X, Singapore, 2001.

- [Col 01] Colomer. J, Meléndez. J, «*A family of FIR differentiators based on a polynomial least squares estimation*», Proceedings of the European Control Conference, pp.2802-2807, 2001.
- [Col 02] Colomer. J, Meléndez. J, Gamero. F.I, «*Pattern recognition based on episodes and DTW. Application to diagnosis of a level control system* », 16th International Workshop on Qualitative Reasoning, QR 2002, pp. 37-43. Sitges, Barcelona, Espagne 10-12 juin 2002.
- [Cas 03] Casimir. R, «*Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes*», Thèse de doctorat de l'École Central de Lyon, 2003.
- [Cis] Cistelean. M.V, «*Ma ini electrice de curent alternativ*», Editura Electra, Bucure ti Romania, ISBN: 9787-973-7728-92-0.
- [Cos 04] Costa. F. F, et al, «*Improving the Signal Data Acquisition in Condition Monitoring of Electrical Machines*», IEEE transactions on instrumentation and measurement, Vol. 53, No. 4, august 2004.
- D**
- [Dub 90] Dubuisson. B, «*Diagnostic et reconnaissance de formes. Traité des nouvelles technologies, Série Diagnostic et Maintenance*», Hermes, Paris, 1990.
- [Dav 98] Davy. M and Doncarli. C, «*Optimal kernels of time-frequency representations for signal classification*», in Proc. IEEE-SP Int. Symp. Time-Freq. Time-Scale Anal, pp. 581–584, 1998.
- [Dav 01] Davy. M, «*Improved optimisation of time-frequency-based signal classifiers* », IEEE signal process. Lett., Vol.8, No.2, p.52-57, 2001.
- [Dag 01] Dague. P, «*Théorie logique du diagnostic à base de modèles*», Chapitre 1 dans Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes.Hermes, Paris, 2001.
- [Dud 01] Duda. R, Hart. P, Stork. D, «*Chapter 4: Nonparametric Techniques dans Pattern Classification*», Second Edition, Wiley-Interscience, 2001.
- [Dai 05] Dai. M, Keyhani. A, Sebastian. T, «*Fault Analysis of a PM Brushless DC Motor Using Finite Element Method*», IEEE Transaction On Energy Conversion, Vol.20, No.1, 2005.
- [Del 05] Delbert, T., «*Fault tolerant linear actuator*», Patent no. 0168084, 2005.

- [Dav 07] David. E, Atsuo. J, «*Fault tolerant electro-mechanical actuator having motor armatures to drive a ram and having an armature release mechanism* », Patent no. 7,190,096 B2, 2007.

E

- [Elt 98] Eltoft. T, deFigueiredo. R, «*A new neural network for cluster detection and labeling* », IEEE Transactions on neural networks, Vol. 9, No. 1, pp. 1021-1035, 1998.
- [Esc 01] Escobet. T, Travé-Massuyès. L, Tornil. S, Quevedo. J, «*Fault detection of a gas turbine fuel actuator based on qualitative causal models*», European Control Conference (ECC'01), Porto, Portugal, pp. 2741-2746, Septembre 2001.

F

- [Fod 08] Fodorean. D, Ruba. M, Szabó. L, Miraoui. A: «*Comparison of the Main Types of Fault-Tolerant Electrical Drives used in Automobile Applications*», Proc. of SPEEDAM '2008, Ischia (Italy), 2008, pp. 895-900, on CD: TD_282.pdf. ISBN: 978-1-4244-1664-6.
- [Flux] CEDRAT, Flux_2D, CAD Package for Electromagnetic and Thermal analysis using finite element, version 10.4.
- [Fis 36] Fisher. R. A, «*The use of multiple measurements in taxonomic problems*», Annals of Eugenics, Vol. 7, pp 179-188, 1936.

G

- [Gus 79] Gustafson. D.E, Kessel. W.C, «*Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix*», Proceedings of IEEE CDC, San Diego, USA, pp. 761-766, 1979.
- [Gil 99] Gillespie. B. W. and Atlas. L, «*Optimization of time and frequency resolution for radar transmitter identification*», in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 3, pp. 1341–1344,1999.

H

- [Hla 92] Hlawatsch. F and Boudreaux-Bartels. G. F, «*Linear and quadratic time-frequency signal representations* », IEEE Signal Processing Mag., Vol. 9, pp. 21–67, Apr. 1992.

- [Hla 92a] Hlawatsch. F, «*Regularity and unitarity of bilinear time-frequency signal representations* », IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 38, pp. 82–94, Jan. 1992.
- [Her 94] Hérault. J, Jutten. C, «*Perceptrons multicouches*», dans Réseau neuronal et traitement du signal, Traité des Nouvelles Technologies, série traitement du signal, Hermes, 1994.
- [Hec 95] Heckerman. D, «*A tutorial on learning with Bayesian networks*», Technical Report MSR-TR-95-06, Microsoft, 1995.
- [Hay 97] Haykin. S and Bhattacharya. T. K, «*Modular learning strategy for signal detection in a nonstationary environment* », IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 45, pp. 1619–1637, June 1997.
- [Hus 02] Husain. I, «*Minimisation of Torque Ripples in SRM Drives*», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 49, No.1, pp.28-39, 2002.

I

- [Ise 97] Isermann R., «*Supervision, Fault Detection and Fault Diagnosis Methods of An introduction*», Control Eng. Practice, Vol. 5, No 5, pp. 639-652, 1997.

J

- [Jan 91] Janusz. M, Venkatasubramanian. V, «*Automatic generation of qualitative description of process trends for fault detection and diagnosis*», Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.4, No. 5, pp.329-339, 1991.
- [Jia 98] Jiabin. W, Weiya. W, Jewell. G.W and Howe. D, «*Design of a miniature permanent-magnet generator and energy storage system*», Industrial Electronics, IEEE Transactions on, Vol. 52, No. 5, pp. 1383- 1390, October. 2005.
- [Jai 99] Jain. A.K, Murty. M.N, Flynn. P.J, «*Data clustering: A review*», ACM Computing Surveys, Vol.31, No. 3, September 1999.
- [Jok 00] Joksimovic. G. M, Penman. J, «*The detection of inter-turn short circuits in the stator windings of operating motors*», IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol.47, No.5, pp. 1078-1084, October. 2000.
- [Jam 02] James. S, Gregory. J, Abdul. B, «*Synchronous machine fault tolerant arrangement*», Patent no. 6,504,281, 2000.

K

- [Kui 86] Kuipers. B, «*Qualitative simulation*», Artificial Intelligence, Vol. 29, No 3, pp. 289-338, 1986.
- [Kau 90] Kaufman. L, Rousseeuw. P.J, «*Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*», Wiley, New York, 1990.
- [Koh 95] Kohonen. T, «*Self-organizing maps. Springer Series in Information Sciences*», Vol. 30, 1995.
- [Kog 97] Kogan. V & Nindra. B, «*Investigation of high voltage stator winding vibrations in full-scale slot model*», In Electrical Insulation Conference, pp.155-166, September.1997.
- [Kra 99] Krautstrunk. A, Mutschler. P, «*Remedial Strategy for a Permanent Magnet Synchronous Motor Drive*», Proceedings of the 8 European Conference on Power Electronics and Applications (EPE '99), Lausanne, Switzerland, 1999.
- [Kal 10] Kalyan. M. Bhavaraju, Kankar. P. K, Satish C. Sharma and Harsha. S. P, «*A Comparative Study on Bearings Faults Classification by Artificial Neural Networks and Self-Organizing Maps using Wavelets*», International Journal of Engineering Science and Technology, Vol. 2 (5), pp.1001-1008, 2010.
- [Kan 11] Kankar. P.K., Satish .C. Sharma, Harsha. S.P, «*Fault diagnosis of ball bearings using machine learning methods*», Expert Systems with Applications 38, pp.1876-1886, 2011.

L

- [Li 00] Li. C, «*A Bayesian Approach Totemporal Clustering Using The Hidden Markov Model Methodology*», Thèse, Faculty of the Graduate School of Vanderbilt University, 2000.
- [Lur 01] Lurette. C, Lalot. S, Lecoeuche. S, «*Detection and Diagnostic of Drifts by Unsupervised and Auto-adaptative Neural Network*», Proceedings of the International Conference on Engineering Applications of Neural Networks, EANN 2001, pp.239-246, Cagliari, Sardaigne, Juillet, 2001.
- [Lur 03] Lurette. C, Lecoeuche. S, «*Unsupervised and auto-adaptive neural architecture for on-line monitoring. Application to a hydraulic process*», Engineering applications of artificial intelligence, Vol. 16, pp. 441-451, Mai 2003.
- [Lee 03] Lee. S.bin, Tallam. R. M, and Habetler. T.G, «*A robust on-line turn-fault detection technique for induction machin es based on monitoring the sequence component impedance matrix*», IEEE transaction on power electronics, Vol.18, No.3, 2003.

- [Leb 08] Lebaroud. A and Clerc. G, « *Classification of Induction Machine Faults by Optimal Time–Frequency Representations*», IEEE transaction on Industrial electronics, Vol. 55, No. 12, December 2008.

M

- [Mcq 67] MacQueen. J, «*Some methods for classification and analysis of multivariate observations*», Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol. 1, University of California, Berkeley, USA, pp. 281-297, 1967.
- [Mam 77] Mamdani. E, «*Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems*», Fuzzy sets and systems, Vol. 26, pp. 1182-1191, 1977.
- [Moh 85] Mohammad. O.A, Demerdash. N.A, «*A 3-D finite element perturbation method for determining satured values of transformer winding inductances including experimental verification*», IEEE Transaction on Magnetics, Vol.21, No.5, 1985.
- [Mic 94] Michie. D, Spiegelhalter. D.J, Taylor. C.C, «*Machine Learning, Neural and Statistical Classificatio*», Ellis Horwood series in Artificial Intelligence, February, 1994.
- [Mcg 95] MacGregor. J. F, Kourti. T, «*Statistical process control of multivariate processes*», Control Engineering Practice, Vol. 3, No. 3, pp. 403-414, 1995.
- [McL 97] McLaughlin. J, Droppo. J and Atlas. L, «*Class-dependent time-frequency distributions via operator theory*», in Proc. ICASSP, Vol. 3, pp. 2045–2048, 1997.
- [Mit 97] Mitchell. T, «*Decision Tree Learning dans Mitchell T., Machine Learning*», The McGraw-Hill Companies Inc., pp. 52-78, 1997.
- [Mun 98] Muntean. N, «*Convertoare statice*», Editura "Politehnica" Timi oara, 1998, ISBN 973-9389 12-0, 271.
- [Mel 01] Meléndez. J, Colomer. J, «*Episodes representation for supervision. Application to diagnosis of a level control system* », Workshop on Principles of Diagnosis DX'01, Sansicario, Italy, 2001.
- [Mar 03] Marie-Joseph. I, «*Méthodologie de diagnostique appliquée à la maintenance préventive d'unités de production d'électricité en sites isolés*», Thèse de doctorat de l'Université des Antilles et de la Guyane, 2003.
- [Mav 07] Mavier. J, Frederic. R, Hubert. P, «*Reconfigurable voltage inverter with tolerance to failures*», Patent No. 2007/0086226 A1, 2007.

- [Moh 07] Mohammad. O.A, Z. liu, Liu. S and Abed. N. Y, «*Internal Short Circuit Fault Diagnosis for PM Machines Using FE-Based Phase Variable Model and Wavelets Analysis*», IEEE Transaction on Magnetics, Vol.33, No.4, 2007.
- [Mah 09] A. Mahyob , P. Reghem and G. Barakat, «*Permeance Network Modeling of the Stator Winding Faults in Electrical Machines*», IEEE transactions on magnetics, Vol. 45, No. 3, 2009.

N

- [Nom 94] Nomikos. P, MacGregor. J, «*Monitoring batch processes using multiway principal component analysis*», American Institute of Chemical Engineers Journal, Vol. 40, No. 8, pp.1361-1375, 1994.
- [Nau 95] Nauck. D, Kruser. R, «*Nefclass æ A neuro-fuzzy approach for the classification of data*», ACM Symposium on Applied Computing (SAC'95), Nashville, USA, Février 1995.

O

- [Orr 96] Orr. M, «*Introduction to radial basis function networks*», Rapport technique, Centre for Cognitive Science, University of Edinburgh, Écosse, 1996.
- [Ond 06] Ondel. O, «*Diagnostic par reconnaissance de formes : application a un ensemble convertisseur-machine asynchrone*», Thèse de doctorat de l'École Central de Lyon, 2006.
- [Ond 08] Ondel. O, Boutleux. E, Clerc. G, «*FDI based on pattern recognition using Kalman prediction: Application to an induction machine*», Engineering application of artificial intelligent, Vol. 21, pp. 961-973, 2008.

P

- [Per 98] Perez-Urbe. A, «*Artificial Neural Networks: Algorithms and Hardware Implementation*», dans Mange D., Tomassini M., Bio-Inspired Computing Machines. Towards novel computational architectures, presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1998.

Q

- [Qui 86] Quinlan. J.R, «*Induction of Decision Trees*», Machine Learning, Vol. 1, pp.81-106, 1986.

R

- [Rec 66] Recht. J. L., «*Failure Mode and Effect*», National Safety Council, 1966.
- [Rei 92] Reiter. R., «*A theory of diagnosis from first principles*», en Hamscher W., Console L., de Kleer J.(Eds.), *Model-Based Diagnosis*, Morgan Kaufman,1992.
- [Ric 98] Richman. M. S, Parks. T.W and Shenoy. R. G, «*Discrete-time, discrete frequency, time-frequency analysis* », IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 46, pp. 1517–1527, June 1998.
- [Rib 02] Ribes. J.C, Delaunay. J, Delvaux. J, Merle. E, Moulliet. M, «*Diagnostic par reconnaissance de formes de l'état de fonctionnement de l'accélérateur AIRIX*», Journal Européen des Systèmes Automatisés, APII-JESA, 2002.
- [Raj 04] Raj Mohan Bharadwaj and Alexander G. Parlos, «*Neural Speed Filtering for Induction Motors With Anomalies and Incipient Faults*», IEEE/ASME Transactions On Mechatronics, Vol. 9, No. 4, December 2004.
- [Rub 08a] Ruba. M, Anders. M, «*Fault Tolerant Switched Reluctance Machine Study*», *Proceedings of the International Conference on Power Electronics, Intelligent Switched Reluctance Machines*», Proceedings of the 18 International Conference on Electrical Machines (ICEM '2008), Vilamoura (Portugalia), pe CD: Full paper_comm_id01200.pdf.
- [Rub 08b] Ruba. M, Anders, M, «*Fault Tolerant Switched Reluctance Machine Study*», *Proceedings of the International Conference on Power Electronics, Intelligent Motion and Power Quality (PCIM '2008)*, Nürnberg (Germany), 2008, on CD: S2d-3.pdf.
- [Rub 10] Ruba. M, Ben ia. Ioana, Szabó. L, «*Modular Fault Tolerant Switched Reluctance Machine Design and Dynamic Simulations*», *Proceedings of the 12th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM '2010)*, Moieciu, pp. 441-446, 2010.

S

- [Spe 90] Speed. R, Wallace. A.K, «*Remedial Strategies for Brushless DC Drive Failures*», IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 26, No. 2, pp. 259-266, 1990.
- [Saw 99] Swata. T, Kajer. P.C, Cossar. C, Miller. T.J.E, «*Study on operation under faults with the single phase SR generator*», IEEE Trans. Industry Application, Vol.35, No.4, pp.774-781, 1999.

- [Sur 06] Suresh. G, Omekanda. A, «*Classification and remediation of electrical faults in the switched reluctance machine*», IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 42, No. 2, 2006.
- [Sza 07] Szabó. L, Viorel. I.A, Ruba. M, Popa. D.C, «*Comparative Study on Different Variable Reluctance Linear Machine Structures (With/Without Permanent Magnets)*», Proceedings of the Sixth International Symposium on Linear Drives for Industrial Applications (LDIA '2007), Lille (France), pe CD: 173.pdf.
- [Sza 08] Szabó. L, Ruba. M, Fodorean. D, «*Study on a Simplified Converter Topology for Fault Tolerant Motor Drives*», Proceedings of the 11th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM '2008), Bra ov, Romania, pp. 197-202, 2008.
- [Sza 09] Szabó. L, Ruba. M, «*On Fault Tolerance Increase of Switched Reluctance Machines*», Proceedings of the IEEE Region 8 EUROCON Conference (EUROCON '2009), St. Petersburg (Russia), pp. 734-739, 2009.

T

- [Tak 85] Takagi. T, Sugeno. M, «*Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control*», IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, Vol. 15, No 1, pp. 116-132, 1985.
- [Tho 89] Thomas, M, «*Fault tolerant switched reluctance machine*», Patent No. 4,896,088, 1989.
- [Tra 97a] Travé-Massuyès. L, Dague. P, Guerrin. F (dir.), «*Le raisonnement qualitatif pour les sciences de l'ingénieur*», Hermes, Paris, 1997.
- [Tra 97b] Travé-Massuyès. L, Milne. R, «*TIGERTM : gas turbines condition monitoring using qualitative model based diagnosis*», IEEE Expert. Intelligent systems their applications, Vol. 12, No 3, pp. 22-31, Mai-Juin 1997.
- [Tho 06] Thomson. J. S, Kallesoe. C. S, «*Stator fault modelling of induction motors*», SPEEDAM Conference, 2006.
- [Tan 12] Tang. S. H, Hakim. N, Khaksar. W, Sulaiman. S, Ariffin. M. K. A, and Samin. R, «*Artificial Neural Network (ANN) Approach for Predicting Friction Coefficient of Roller Burnishing AL6061*», International Journal of Machine Learning and Computing, Vol. 2, No. 6, December 2012.

V

- [Vil 88] Villemeur. A, « *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels. Fiabilité Facteurs Humains Informatisation* », Eyrolles, 1988.
- [Ven 90] Venkatasubramanian .V, Vaidyanathan. R, Yamamoto. Y, « *Process fault detection and diagnosis using neural networks I: steady state processes*», Computers and Chemical Engineering, Vol. 14, No. 7, pp. 699-712, 1990.
- [Ved 97] Vedam. H, Venkatasubramanian. V, «*A wavelet theory-based adaptive trend analysis system for process monitoring and diagnosis* », Proceedings of the American Control Conferences, Piscataway, USA, pp.309-313, 1997.
- [Vio 02] Viorel. I.A, Ciorba. R, «*Ma ini electrice în sisteme de ac ionare electric* », Editura UTPRESS, Cluj, 2002.
- [Ven 03] Venkatasubramanian. V, Rengaswamy. R, Kavuri. S, Yin. K, «*A review of process fault detection and diagnosis. Part III: Process history based methods*», Computers & Chemical Engineering, Vol. 27, No. 3, pp. 327-346, 2003.
- [Ven 03b] Venkatasubramanian. V, Rengaswamy. R, Kavuri. S, Yin. K, «*A review of process fault detection and diagnosis. Part III: Process history based methods*», Computers & Chemical Engineering, Vol. 27, No. 3, pp. 327-346, 2003.
- [Vas 07] Vaseghi. B, Nahid-Mobarakeh. B, Takorabet. N, Meibody-tabar. F, «*Modelling of non-salient PM synchronous Machines under stator winding inter-turn fault conditions: Dynamic model-Fem Model*», IEEE VPPC'07, Texas USA, 2007.
- [Vas 08a] Vaseghi. B, Takorabet. N, Nahidmobarakeh. B, Meibody-tabar. F, «*Modelling and FEM Validation of PM Synchronous Machines under Stator Winding inter-turn Fault* », IEEE ELECTRIMACS , Quebec Canada, June 2008.
- [Vas 08b] Vaseghi. B, Takorabet. N, Meibody-Tabar. F, «*Modelling of IM with Stator Winding inter-turn Fault Validated by FEM*», IEEE ICEM'2008, Proc. PD3-2, Portugal, September 2008.
- [Vas 09a] Vaseghi. B, Takorabet. N and Meibody-Tabar. F, «*Fault Analysis and Parameter Identification of PM Motors by the Finite Element Method*», IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 45, Issue 9, 2009.
- [Vas 09b] Vaseghi. B, Takorabet. N and Meibody-Tabar. F, «*Stator Turn Fault Study and Parameter Extraction of Induction Machines Using FEM*», Journal COMPEL, accepted June 2009 (may 2010).

W

[Wat 99] Watson. J. F, Paterson. N. C and Dorrel. D. G, «*Use of finite element methods to improve techniques for the early detection of faults in induction motors*», IEEE Transaction on Energy Conversion, Vol.14, No.3, 1999.

X

[Xia 00] Xiangheng. W, Songlin. C, Weijian. W, Yuguang. S & Xu. L, «*A study of armature winding internal faults and protection schemes for turbo generators*», In IEEE Industry Applications Conf., Vol. 1, October. 2000.

Y

[Yag 94] Yager. R. R, Filev D. P, «*Chapter 5: Fuzzy system models*» dans Essentials of fuzzy modeling and control. John Wiley & sons, Inc., 1994.

Z

[Zad 73] Zadeh. L, «*Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes*», IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, SMC 3, pp. 24-44, 1973.

[Zwi 95] Zwingelstein. G, «*Diagnostic des défaillances - Théorie et pratique pour les systèmes industriels. Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance*», Hermès, Paris, 1995.

[Zhu 06] Zhu .Jingwei, Ertugrul. Nesimi, and Soong. Wen Liang, «*Performance Prediction of a Fault-Tolerant Motor Drive with a Winding Short-Circuit Fault*», Conference (AUPEC'06), pp. 1-5, Melbourne, Australia, 10-13 December 2006.

[Zhu 08] Zhu .Jingwei, Ertugrul. Nesimi, and Soong. Wen Liang, «*Minimum Torque Ripple Current Control Strategy in a Dual Fault Tolerant PM AC Motor Drive*», IEEE Power Electronics Specialists Conference PESC'2008, 2008.

ANNEXE

Annexe A

Caractéristiques du moteur synchrone à réluctance variable (SynRM) étudié

Appendix - A
Parameters of the SynRM used for experiment

Quantity	Symbol	Value
Stack length	L	185 mm
External radius	R_e	75 mm
Stator radius	R_s	46.5 mm
Rotor radius	R_r	46.15 mm
Shaft radius	R_a	18 mm
Stator yoke thickness	e_c	13.6 mm
Air-gap length	e	0.35 mm
Height of stator teeth	h_s	14.9 mm
Stator tooth width	t_w	3.8 mm
Slot depth	SLTDPTH	14.9 mm
Slot opening	SO	2.4 mm
Radial depth of stator tooth tip	SLTODPT	0.7 mm
Slot opening radius	SLTORA	0.7 mm
stator slot bottom radius	SLBR	3.17 mm
Number of turns per phase	N	40
Phase resistance	R	2.37 ohm
Rated voltage	V	400 V
Inertia moment	J	0,0103425 kg.m ²
Friction coefficient	B	0.01 N.m.s

Annexe B

Caractéristiques du moteur à réluctance variable (SRM) étudié

Appendix - B
Parameters of the Studied 6/4 SRM

Quantity	Symbol	Value
Stack length	L	150 mm
External radius	R_e	125 mm
Rotor radius	R_r	75 mm
Shaft radius	R_a	21 mm
Air-gap length	e	0.8 mm
Height of stator teeth	h_s	26.2 mm
Height of rotor teeth	h_r	28 mm
Stator yoke thickness	e_c	24.8 mm
Number of turns per phase	N	23
Stator pole arc	S_s	30°
Rotor pole arc	S_r	30°
Aligned inductance	L_a	2.2 mH
Unaligned inductance	L_u	0.2 mH
Phase resistance	R	1 ohm
Rated voltage	V	150 V
Inertia moment	J	0.0013 kg.m ²
Friction coefficient	B	0.0183 N.m.s

Annexe C

Caractéristiques du modulaire à réluctance variable étudié

Appendix - C
Parameters of the Studied four-phase modular SRM's

Quantity	Symbol	Value
Stack length	L	50 mm
External radius	R_m	248.5 mm
The coil height	h_{bob}	19 mm
The height of stator module	h_m	35 mm
The module's yoke height	h_{js}	11 mm
Number of turns per phase	N	243
Rotor pole height	h_{pR}	26 mm
Rotor yoke width	h_{yR}	11mm
The spacer width between the stator module	L_D	11 mm
The rotor pole width	b_{pr}	13 mm
The stator pole width	b_{ps}	13 mm
Feed voltage	U	300 V
Rated current	I	6 A
Output power	P	350 W
rated speed	n	600 rpm
Efficiency		0.74
Inertia moment	J	0.001229 kg.m ²
Friction coefficient	B	0.00129 N.m.s