

République Algérienne Démocratique et Populaire

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

Ministère de l'Enseignement Supérieur

et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique

-ENP-



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département : Génie Electrique

Projet de fin d'études

**En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en
électrotechnique**

Thème

**Diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage d'écureuil
par la méthode de reconnaissance des formes.**

Etudié par :

MERABET SADDEK

HOUASSINE DJAAFAR

Proposé et dirigé par :

Pr. O.TOUHAMI

ENP 10, Avenue Hassan Badi, El-Harrach, Alger

Année universitaire 2006/2007

Dédicaces

A mes parents qui m'ont donné le jour et m'ont apporté le soutien financier et moral si nécessaires à mes études ; à mes sœurs et frères qui sont un prolongement de ma personnalité ; à mon promoteur le professeur TOUHAMI OMAR grâce à qui ce travail a vu le jour ; à mes amis, qui par leur affection exemplaire et leurs conseils ont aplani devant moi les difficultés de la vie et des études ; à tous ceux qui, mus par l'humanisme et l'amour du savoir, ont consacré leur vie à éloigner le spectre terrible de l'ignorance, pour faciliter la vie de l'homme, guérir ses maux ou du moins les soulager ; je dédie humblement mon travail.

HOUASSINE

A mes parents qui m'ont donné le jour et m'ont apporté le soutien financier et moral si nécessaires à mes études ; à mes frères et leurs femmes, mes sœurs et leurs maris, aux petits Aicha, Amine et Athéna ; à mon promoteur le professeur TOUHAMI OMAR grâce à qui ce travail a vu le jour ; à mes amis chacun à son nom ; à toute ma famille surtout mes deux tantes algéroises et leurs familles.

MERABET

Notre devise est celle de BALZAC ; « j'ai mis ma vie non dans le cœur qui se brise, ni dans les sens qui s'émeussent, mais dans le cerveau qui ne s'use pas et survit à tout. Vouloir nous brûle, pouvoir nous détruit, mais savoir laisse notre faible organisation dans un perpétuel état de calme. »

Remerciements

Tous nos remerciements les plus sincères ;

A monsieur le professeur TOUHAMI Omar, pour le soutien qui nous a apporté pendant la période de réalisation de ce modeste travail ainsi pour ses conseils précieux et surtout pour la totale confiance qui nous a accordée.

Aux chercheurs du laboratoire de recherche d'électrotechnique de l'ENP dont ce travail est réalisé, pour leur accueil familial, et de plus pour leurs directives objectives.

Aux membres du jury, qui ont accepté de participer à la valorisation de ce travail.

Aux messieurs, H.BOUZIDA et HAMDANI pour leur disponibilité durant les périodes d'essais au sein du labo.

Et en fin nous tenons vivement à remercier tous nos ami(e)s, chacun à son nom.

Résumé

Dans ce projet, nous avons étudié le diagnostic des défauts de la machine asynchrone par la reconnaissance des formes. Dans le premier chapitre, nous avons présenté les éléments de la machine asynchrone ainsi que les différents défauts au niveau de chaque élément. Dans le deuxième chapitre, nous avons fait un état de l'art des différentes méthodes de diagnostic des défauts de la machine asynchrone. Dans le troisième chapitre, on a fait une étude détaillée de la reconnaissance des formes appliquée au diagnostic. Dans le quatrième chapitre, une application pratique de cette méthode a été réalisée en utilisant pour ce besoin quatre machines asynchrones l'une saine et les autres défectueuses.

Mots clés : machine asynchrone, défauts, diagnostic, reconnaissance des formes.

الملخص

في هذا العمل قمنا بدراسة تشخيص أعطاب المحرك اللاتزامني ذو القفص السنجابي بطريقة التعرف على الأشكال . في المحور الأول قمنا بعرض مختلف أعضاء هذا المحرك، ثم طرحنا مختلف الأعطاب على مستوى مختلف أعضائه. في المحور الثاني درسنا بصفة موجزة مختلف طرق تشخيص هذه الأعطاب. في المحور الثالث قمنا بدراسة مدققة للطريقة المذكورة أعلاه. في المحور الرابع قمنا بدراسة تطبيقية على هذه الطريقة، التي استعملنا أربع محركات للقيام بهذه الدراسة.

الكلمات المفتاحية: المحرك اللاتزامني، الأعطاب، التشخيص، التعرف على الأشكال

Abstract

In this work, we have presented the Faults Diagnosis of Induction Motor using Patterns Recognition. In chapter one, we have presented the different elements of induction motor and the faults of each element. In chapter two, we have exposed the different methods used in the faults diagnosis of induction motor. In chapter three, we have studied the patterns recognition applied in the faults diagnosis. In chapter four, we have released an application of this method using four induction motors for this object.

Key words: induction motor, faults, diagnosis, patterns recognition.

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : les différents défauts de la machine asynchrone	
I.1)Introduction.....	4
I.2)Constitution de la machine asynchrone.....	4
I.2.1)Le stator	4
I.2.2)Le rotor.....	5
I.2.3)Les paliers.....	6
I.3)Synthèse des différents défauts de la machine asynchrone.....	6
I.3.1)Introduction	6
I.3.2)Etude statistique sur la répartition des défauts.....	6
I.3.3)Présentation des défauts	7
I.3.3.1)Défauts au rotor.....	7
I.3.3.2)Défauts au stator.....	10
I.3.3.3)Défauts aux paliers.....	11
I.3.4)Les effets des défauts.....	12
I.3.4.1)Effets de défauts statoriques (court-circuit).....	12
I.3.4.2)Effets des défauts rotoriques.....	13
I.4)Conclusion.....	14
Chapitre II : les méthodes de diagnostic des défauts de la machine asynchrone	
II.1)Introduction.....	16
II.2)Les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori.....	16
II.2.1)Principe.....	16
II.2.2)Modèle de la machine asynchrone.....	17
II.2.2.1)Transformation triphasée / biphasée.....	17
II.2.2.2)Transformation de Park.....	18
II.2.2.3)Choix du référentiel.....	19
II.2.3)Le diagnostic par l'estimation paramétrique.....	21
II.2.4)Le diagnostic par les techniques d'identification.....	21
II.2.5)Le diagnostic par les techniques d'estimation d'état.....	22
II.2.6)Le diagnostic par les techniques des résidus.....	23
II.3)Les méthodes de diagnostic sans connaissance a priori.....	23
II.3.1)Principe.....	23

II.3.2) Suivi des grandeurs mesurables.....	23
II.3.2.1) Analyse fréquentielle des courants statoriques et du flux de dispersion...	24
II.3.2.2) Analyse fréquentielle du couple électromagnétique et de la vitesse rotorique.....	25
II.3.2.3) Analyse fréquentielle de la tension du neutre.....	25
II.3.2.4) Analyse fréquentielle de la puissance instantanée.....	26
II.3.3) Le diagnostic par la reconnaissance des formes.....	27
II.3.4) Le diagnostic par l'analyse du vecteur de Park.....	28
II.3.5) Le diagnostic par la technique additionnelle.....	29
II.4) Conclusion.....	30
Chapitre III : La reconnaissance des formes et le diagnostic	
III.1) Introduction.....	32
III.2) Détermination de l'espace de représentation.....	34
III.3) Réduction de l'espace de représentation.....	34
III.3.1) Analyse en composantes principales.....	35
III.3.2) Sélection de paramètres.....	37
III.4) Détermination de l'espace de décision.....	41
III.4.1) Les méthodes de classification hiérarchiques.....	41
III.4.2) Les méthodes de classification par partition.....	42
III.5) Choix de la procédure de décision.....	44
III.5.1) Les méthodes non paramétriques.....	44
III.5.1.1) Principe des méthodes non paramétriques.....	45
III.5.1.2) Règle des k-plus proches voisins (k-ppv)	45
III.5.1.3) Le rejet d'ambiguïté.....	47
III.5.1.4) Le rejet de distance.....	48
III.6) Procédure de diagnostic par RDF.....	48
III.7) Conclusion.....	49
Chapitre IV : Application de la RDF pour le diagnostic des défauts	
IV.1) Introduction	50
IV.2) Description du procédé.....	50
IV.2.1) Le banc d'essai.....	50
IV.2.2) Moyens de mesures.....	51
IV.2.3) Différents modes de fonctionnement.....	51

IV.3) Procédé de diagnostic par RDF.....	52
IV.3.1) Calcul des paramètres du vecteur forme.....	52
IV.3.1.1) Puissances.....	53
IV.3.1.2) Calcul sur $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$.....	56
IV.3.1.3) Calcul énergétique.....	60
IV.3.1.4) Calcul d'impédances.....	60
IV.3.1.4.1) Impédance directe.....	60
IV.3.1.4.2) Impédance inverse.....	61
IV.3.1.5) Calcul du glissement.....	61
IV.3.2) Réduction du vecteur forme.....	62
IV.3.3) Visualisation des classes.....	63
IV.3.4) Affectation d'une nouvelle observation.....	65
IV.4) Conclusion.....	65
Conclusion générale.....	67

Notations

- $[C]$: Matrice de Concordia
- C_{em} : Couple électromagnétique
- C_r : Couple résistant imposé par la charge du moteur
- C_u : Couple utile en sortie du moteur
- f_s : Fréquence du réseau (50 Hz)
- f_t : Coefficient de frottement
- f_r : Fréquence de rotation du rotor
- g : Glissement
- $I_{sd,q}, I_{rd,q}$: Courant statorique (respectivement rotorique) suivant l'axe d et q
- $I_{s\alpha,\beta}, I_{r\alpha,\beta}$: Courant statorique (respectivement rotorique) suivant l'axe α et β
- j : Moment d'inertie
- L_{fs} : Inductance de fuite au stator
- L_s : Inductance propre cyclique du stator
- l_{ms} : Inductance magnétisante
- L_m : Inductance mutuelle stator rotor
- ω_s : Pulsation des courants statoriques
- ω : Vitesse angulaire
- ω_r : Pulsation des courants rotoriques
- p : Nombre de paires de pôles
- $\Phi_{sd,q}, \Phi_{rd,q}$: Flux statorique (respectivement rotorique) suivant l'axe α et (ou β)
- R_s, R_r : Résistance par phase statorique, respectivement rotorique
- σ : Coefficient de fuite total
- θ_s : Angle électrique entre le stator et l'axe d
- θ_r : Angle électrique entre le stator et l'axe d
- T_s, T_r : Constante de temps électrique du stator, respectivement du rotor
- $[T]$: Matrice de transformation de Park
- $V_{s\alpha,\beta}, V_{r\alpha,\beta}$: Tension statorique (respectivement rotorique) suivant l'axe α ou (ou β)

- $V_{sd,q}, V_{rd,q}$: Tension statorique (respectivement rotorique) suivant l'axe d (ou q)
 $[X_r]$: Notation vectorielle pour un système triphasé au rotor
 $[X_s]$: Notation vectorielle pour un système triphasé au stator
 \underline{x} : Notation complexe
 $X_{ra,b,c}$: Composantes rotoriques de la grandeur X_r de la phase a (respectivement b,c)
 $X_{sa,b,c}$: Composantes rotoriques de la grandeur X_s de la phase a (respectivement b,c)
 A : Notation matricielle
 $\det(A), |A|$: Déterminant de la matrice A
 A^{-1} : Matrice inverse de la matrice A
 A^t : Matrice transposée de la matrice A
 $trace(A)$: Trace de la matrice A
 $d(x, y)$: Calcul de la distance entre deux vecteurs x et y
 $d_E(x, y)$: Distance Euclidienne
 d : Dimension de l'espace
 $f(x/\Omega_i)$: Densité de probabilité de x dans Ω_i
 $g_{ij}(x)$: Décision linéaire pour x entre Ω_i et Ω_j
 k : Nombre de plus proches voisins d'un vecteur x (règle des k -ppv)
 k_i : Nombre de plus proches voisins de x (parmi k) dans la classe Ω_i
 ω_o : Classe fictive des vecteurs (ou individus) rejeté en ambiguïté
 Ω_i : Région de l'espace où est située la classe ω_i
 λ_j : j^{ieme} Valeur propre de S ($j=1, \dots, d$)
 m_j : j^{ieme} Composante de m
m : Centre de gravité de l'ensemble
 m_i : Centre de gravité de la classe ω_i
 M : Nombre de classes
 N : Nombre de vecteurs dans l'ensemble d'apprentissage
 N_i : Nombre d'échantillons dans la classe ω_i
 ω_i : Dénomination de la classe i (avec $i=1, \dots, M$)
 $\Pr(\omega_i/x)$: Probabilité a posteriori pour qu'une observation x provienne de la classe ω_i

σ_j^2	: Composante j de la variance des vecteurs
$\sum_{i=1}^M ()$: Somme sur l'indice i
I_S	: Matrice de variance covariance de l'ensemble
S_w	: Matrice de variance intra-classe de l'ensemble
S_B	: Matrice de variance-classes de l'ensemble
S_i	: Matrice de variance-covariance de la classe ω_i
V_j	: j^{ieme} vecteur propres de S ($J=1, \dots, d$)
x	: Vecteur de dimension ($d \times 1$)
x'	: Voisin de x
x_j	: j^{ieme} composante du vecteur forme ($j=1, \dots, d$)
x^p	: Projection de x
x_k	: k^{ieme} vecteur de l'ensemble d'apprentissage
x_{kj}	: j^{ieme} composante de x_k
X	: Ensemble (ou matrice) des N vecteurs de l'ensemble ; matrice des données
x_{ij}	: j^{ieme} vecteur de la classe ω_i ($j=1, \dots, d$)
X^p	: Projection de X sur les composante principale

Index des figures

Chapitre I

Fig.I.1 : *Photo du stator d'une machine asynchrone***Fig.I.2** : *le rotor à cage***Fig.I.3** : *répartition des défauts pour une machine de moyenne puissance***Fig.I.4** : *répartition des défauts pour une machine de grande puissance***Fig.I.5** : *schéma d'un rotor à cage***Fig.I.6** : *excentricité statique***Fig.I.7** : *excentricité dynamique***Fig.I.8** : *excentricité mixte***Fig.I.9** : *différents courts-circuits*

Chapitre II

Fig.II.1 : *Principe du diagnostic par modèle.***Fig.II.2** : *machine asynchrone.***Fig.II.3**: *Stator et Rotor.***Fig.II.4** : *Représentation schématique des enroulements de la machine***Fig.II.5** : *topologie d'observation.***Fig.II.6** : *spectre du courant statorique (résultats expérimentaux)***Fig.II.7** : *Spectre de la tension de neutre (Résultats expérimentaux)***Fig.II.8** : *Spectre de la puissance instantanée (Résultats expérimentaux).***Fig.II.9** : *Vecteur de Park des courants statoriques pour 100% de charge avec une alimentation non sinusoïdale (Résultats expérimentaux).***Fig.II.10** : *Spectre de la tension composée U_{ab} après déconnexion de la source d'alimentation (Résultats expérimentaux)*

Chapitre III

Fig.III.1 : *Représentation d'un objet dans l'espace de dimension d* **Fig.III.2** : *Notion de classes en Reconnaissance des Formes***Fig.III.3** : *Cheminement pour le calcul des paramètres constituant le vecteur forme initial***Fig.III.4** : *Exemple d'analyse permettant de choisir la dimension du vecteur forme***Fig.III.5** *Schéma de principe de la classification hiérarchique ascendante. L'ensemble d'apprentissage est constitué de 9 observations.***Fig.III.6** : *Illustration de l'affectation par la règle des $k - ppv$, avec $k = 7$* **Fig.III.7** : *Schéma de principe de la procédure de diagnostic*

Chapitre IV

Fig.IV.1 : *photographie du banc d'essai*

Fig.VI.2: *Banc d'essais pour le diagnostic des défauts de la machine asynchrone.*

Fig.IV.3 : *Variation de la puissance active moyenne (mp), machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o)*

Fig.IV.4 : *Variation de la puissance réactive moyenne, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.5 : *Variation de la dispersion (ζ), machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.6 : *Variation des écarts-types de $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.7 : *Variation de l'écart-type de $I_{s\alpha\beta}$, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.8 : *Déformation de la caractéristique δ_α et δ_β , machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o)*

Fig.IV.9 : *Variation de la puissance moyenne du courant, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o)*

Fig.IV.10 : *Variation de l'impédance directe (Z_d), machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.11 : *Variation du glissement, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.12 : *la sélection de paramètres par le critère de Fisher*

Fig.IV.13 : *Visualisation des classes sans ACP, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.14 : *Visualisation des classes avec ACP, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Fig.IV.15 : *Affectation d'une nouvelle observation a l'une des classes connues machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).*

Introduction générale :

L'industrie moderne s'appuie généralement sur des moyens techniques et matériels les moins coûteux et plus rentables, c'est pourquoi on trouve l'utilisation des machines asynchrones comme éléments de base dans l'industrie, cette place prestigieuse qu'occupe ces machines, nécessite une mise en place de programmes de maintenances préventifs et correctifs afin d'assurer une bonne continuité de leur fonctionnement. En effet, la fiabilité et la sûreté de leur fonctionnement permettent en partie d'assurer la sécurité des personnes, la qualité du service et la rentabilité des installations.

Malheureusement, les contraintes nouvelles et l'intégration de ces machines dans le système de conversion d'énergie de plus en plus complexes rendent le diagnostique plus difficile.

Il existe plusieurs procédures de diagnostic .le choix d'une approche est lié à la connaissance que l'on souhaite acquérir sur le système, aussi à sa complexité. Ainsi deux principales familles de procédures sont utilisées dans le domaine de diagnostic en génie électrique à savoir les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori et sans connaissance a priori.

Les méthodes sans connaissance a priori sont basées sur l'extraction d'informations par le biais du traitement des signaux mesurés qui sont (courants, tensions, vitesse, vibrations, température). Ces signaux peuvent fournir des informations significatives sur les défauts.

Les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori reposent sur le suivi des paramètres et des grandeurs de la machine, au moyen d'algorithmes d'observation. Elles détectent les défaillances en comparant l'évolution de l'écart entre le model et le processus réel. Le principal avantage de cette méthode réside dans l'intégration d'une connaissance a priori du système et donc un filtrage de l'information.

Les travaux présentés dans ce mémoire portent sur le diagnostic des défauts des machines asynchrones en utilisant la méthode de reconnaissance des formes (RDF) :

En terme d'application, notre étude est cadrée sur la détection des différents types de défauts créés au niveau du rotor de la machine asynchrone à cage d'écureuil. La machine est alimentée à partir du réseau, connectée à une carte d'acquisition de données IOTEQ /DAQ série 1005 avec une fréquence d'échantillonnage de 200 KHz qui est à son tour connectée à un micro-ordinateur.

En terme de méthodologie de diagnostic, ce travail s'inscrit dans le cadre des méthodes sans connaissance a priori. L'objectif de la RDF est de classer des formes mesurées en les comparant à des formes types. Une forme est une observation réalisée sur le processus,

c'est-à-dire l'ensemble des d mesures effectuées à un instant donné. Une telle forme, qu'on appelle aussi échantillon, est représentée par un point dans un espace multidimensionnel de d paramètres. Les formes types sont en réalité des ensembles de points occupant des zones géométriques de l'espace de représentation appelées classes, dont sont regroupées des formes semblables. En terme de diagnostic, les classes correspondent aux modes de fonctionnement connus et le fait de classer une nouvelle observation revient à identifier un de ces modes. Cela sous-entend que, non seulement un système de RDF possède dans sa base de données un ensemble d'apprentissage, mais qu'en plus, il est capable de prendre une décision pour toute nouvelle observation.

Dans ce contexte, ce mémoire comporte quatre chapitres complémentaires.

Le premier est consacré à la présentation des différents défauts de la machine asynchrone. Il comprend deux parties. La première fait état de la constitution de la machine asynchrone. La seconde est une synthèse des différents défauts de la machine asynchrone.

Le deuxième chapitre s'étale sur les méthodes de diagnostic des défauts de la machine asynchrone, développé en deux parties. La première porte sur les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori et la seconde sur les méthodes de diagnostic sans connaissance a priori.

Le troisième chapitre traite cinq phases de l'élaboration d'un système de reconnaissance des formes en vue du diagnostic. La première phase, appelée étape d'apprentissage, consiste à définir le vecteur forme (la signature) ainsi que les classes, c'est-à-dire les modes de fonctionnement. En d'autres termes, il s'agit de construire la base de connaissance du système décisionnel. la phase d'apprentissage nécessite toute l'expérience humaine et la connaissance du système scientifique accumulées sur le processus pour mener à bien le choix des paramètres pertinents pour le diagnostic qui est détaillé dans la deuxième phase qui est, réduction de l'espace de représentation.

Quand à la troisième et la quatrième phase sont respectivement, Détermination de l'espace de décision en utilisant les méthodes hiérarchiques et de classification par partition. Et Choix de la procédure de décision qui se repose sur la méthode non paramétrique où deux règles de décision sont proposées :

- La règle des k - plus proches voisins (k -ppv) qui est une approche non paramétrique dans la mesure où elle réalise une estimation des lois de probabilités régissant les classes.
- Le calcul direct des frontières entre les classes ou le rejet des ambiguïtés. Cette deuxième règle est analytique du fait qu'elle se base sur le calcul des coefficients des

équations mathématiques des hyperplans qui délimitent les zones où situées les classes.

La cinquième phase porte sur la Procédure de diagnostic par RDF.

Le quatrième chapitre présente l'application expérimentale du système de diagnostic. Les défauts traités ce sont les cassures des barres au niveau de rotor ainsi à celles des anneaux de court-circuit de la machine asynchrone à cage d'écureuil, en alimentation réseau .

Chapitre I : les différents défauts de la machine asynchrone

I.1)Introduction

La machine asynchrone est la plus utilisée en industrie car elle présente de nombreux avantages tels que sa puissance massique, sa robustesse, sa facilité de mise en oeuvre, son faible coût, etc... Elle est composée de trois éléments essentiels à savoir le stator, le rotor et les organes mécaniques (les paliers), [3].

De nombreuses défaillances peuvent apparaître sur les machines asynchrones. Elles peuvent être électriques, mécaniques ou magnétiques. Leurs causes, très variées, sont classées en trois groupes :

1. les initiateurs de défauts : surchauffe du moteur, usures des éléments mécaniques (roulements à billes), rupture de fixations, problème d'isolation électrique, surtension transitoire, etc.
2. les contributeurs aux défauts : surcharge fréquente, température ambiante élevée, ventilation défaillante, humidité, fortes vibrations, vieillissement, etc.
3. les défauts sous jacents et erreurs humaines : défauts de fabrication, composants défectueux, protections inadaptées, absence de maintenance, ... etc, [4].

Dans ce chapitre, nous décrivons le système étudié qui se limite, dans notre cas d'étude, à la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil. Après avoir rappelé les éléments de constitution de cette machine, nous effectuons un état de l'art des différents défauts pouvant survenir sur chacun d'eux, [2].

I.2)Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone à cage d'écureuil est constituée des principaux éléments suivants :

- le stator (partie fixe) constitué de disques en tôles magnétiques portant les enroulements chargés de magnétiser l'entrefer.
- le rotor (partie tournante) constitué de disques en tôles magnétiques empilés sur l'arbre de la machine portant un enroulement injecté.
- les organes mécaniques permettant la rotation du rotor et le maintien des différents sous-ensembles, appelés aussi les paliers.

I.2.1)Le stator

Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilement de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine (figure I.1). Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer, le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines

permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant la circulation judicieuse des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre. L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique, [5].

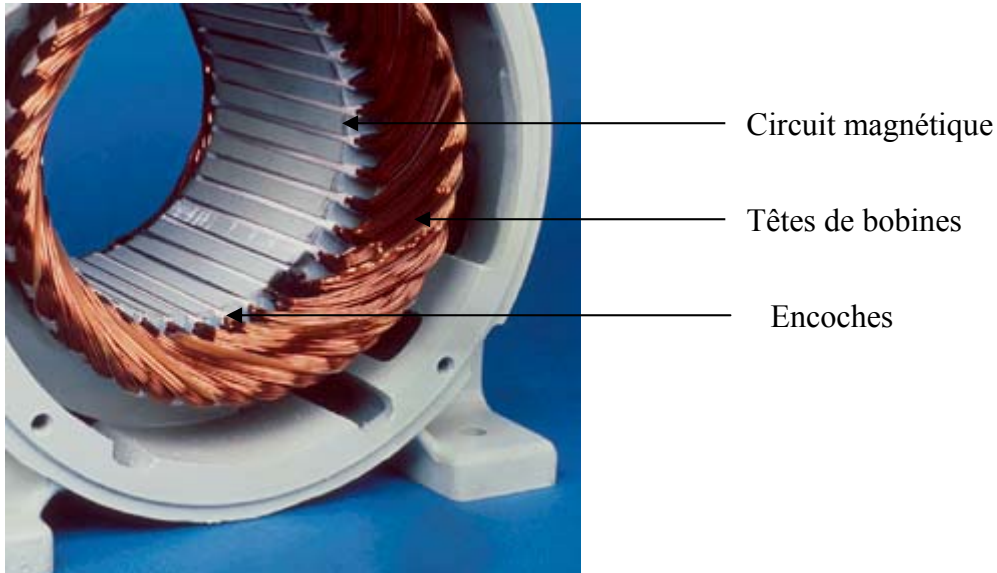


Fig. I.1 : Photo du stator d'une machine asynchrone

I.2.2)Le rotor

Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'un conducteur d'encoche (barre rotorique) à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor (**fig.I.2**). La cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine analogue à celui du moteur à rotor bobiné. Dans le cas du rotor à cage d'écureuil, les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre préformées et frettés dans les tôles du rotor. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques, mais leur résistance est suffisamment faible pour que les courants de fuite dans les tôles soient négligeables, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre, [1].

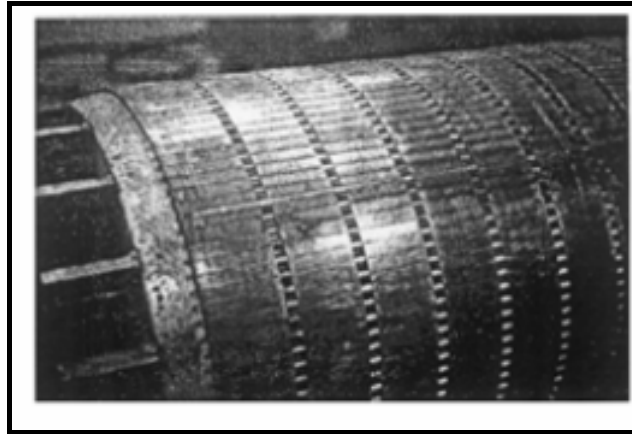


Fig.I.2 : le rotor à cage

I.2.3) Les paliers

Les paliers, qui permettent de supporter et de mettre en rotation l'arbre rotorique, sont constitués de flasques et de roulements à billes insérés à chaud sur l'arbre. Les flasques, moulés en fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage. L'ensemble ainsi établi constitue alors la machine asynchrone à cage d'écureuil, [11].

I.3) Synthèse des différents défauts de la machine asynchrone

I.3.1) Introduction

Les défauts dans les entraînements électriques se répartissent en deux catégories que sont, les défauts qui se produisent dans la machine électrique et ceux qui se produisent dans la chaîne d'entraînement à l'extérieur de la machine. Notre étude se limite aux problèmes qui se développent au sein de la machine.

I.3.2) L'étude statistique des défauts :

Une étude statistique est effectuée en 1998, par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels, sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50kW à 200kW) a donné les résultats suivants ; [6].

Stator	60 %
Rotor	20 %
Mécanique	18 %
Autres	12 %

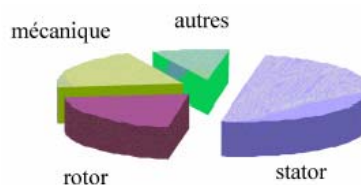


Fig.I.3 : répartition des défauts pour une machine de moyenne puissance

Une autre étude statistique a été faite sur les machines de grande puissance (de 100kW à 1MW) a donnée les résultats suivants ; [6].

- 1-Stator 13 %
- 2-Autres 34 %
- 3-Rotor 08 %
- 4-Couplage mécanique 04 %
- 5-Roulement 41 %

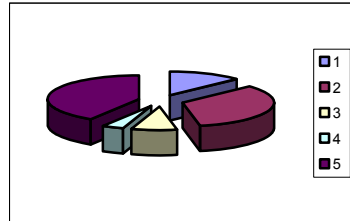


Fig.I.4 : répartition des défauts pour une machine de grande puissance

I.3.3)Présentation des défauts

I.3.3.1)Défaillance au rotor

Pour le rotor, les défaillances sont essentiellement dues à un problème :

- thermique (surcharge,)
- électromagnétique
- résiduel (déformation,)
- dynamique (arbre de transmission,)
- mécanique (roulement,)
- environnemental (agression,)

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du rotor, peuvent être définis comme suit :

- Rupture de barres
- Rupture d'une portion d'anneau de court-circuit
- Excentricité statique et dynamique

I.3.3.1.1)Problème de barres cassées pour un rotor à cage

La cassure ou rupture de barre est un des défauts les plus fréquents au rotor. Elle peut se situer soit au niveau de son encoche soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau de court circuit. La détérioration des barres réduit la valeur moyenne du couple électromagnétique et augmente l'amplitude des oscillations, qui elles-mêmes provoquent des oscillations de la vitesse de rotation, ce qui engendre des vibrations mécaniques et donc, un fonctionnement anormal de la machine. La grande amplitude de ces oscillations accélère la détérioration de

la machine. Ainsi, le couple diminue sensiblement avec le nombre de barres cassées induisant un effet cumulatif de défaillance. L'effet d'une cassure de barre croît rapidement avec le nombre de barres cassées.

Une ou plusieurs barres cassées provoquent un déséquilibre du courant rotorique, qui est composé de deux systèmes direct et inverse. Le système inverse crée un champ tournant à la fréquence $(-f_g)$ par rapport au rotor et $(f-2f_g)$ par rapport au stator, il va induire un courant statorique de fréquence $(f-2f_g)$ différente de celle du réseau, [6].

Par le même raisonnement, on aura un courant statorique qui comporte des composantes de fréquence :

$$f_{bc} = f(1 \pm 2kg) \quad (I.1)$$

$$k \in \mathbb{N}$$

f : fréquence d'alimentation

g : glissement

f_r : fréquence de rotation

f : fréquence d'alimentation

f_{bc} : fréquence générée par le défaut

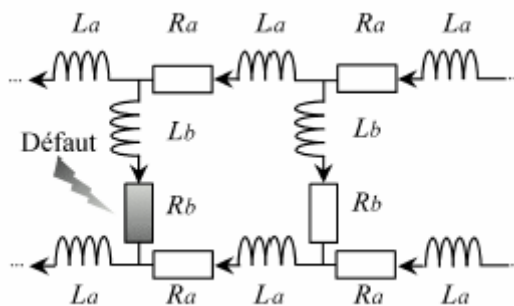


Fig.I.5 : schéma d'un rotor à cage

I.3.3.1.2) Problème d'enroulement pour un rotor bobiné

Cette panne se traduit par une augmentation d'une résistance d'un enroulement, ce qui provoque un déséquilibre du courant rotorique.

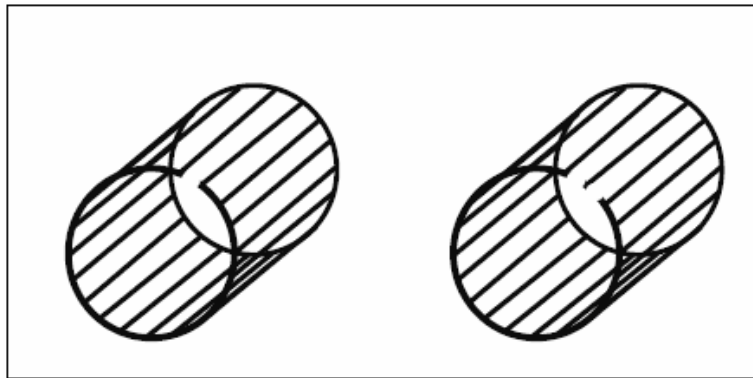
Par le même raisonnement que pour le problème du barre cassée, on aura un courant statorique qui a des composantes de fréquence $f(1 \pm 2kg)$ $k \in \mathbb{N}$.

I.3.3.1.3) Ruptures d'anneaux

La rupture de portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi fréquemment que la cassure de barres. Ces ruptures sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux, **fig.1.6**.

Comme il est difficile de le détecter, ce défaut est généralement groupé, voir confondu, avec la rupture de barres dans les études statistiques. Ces portions d'anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotoriques. De ce fait, un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement (température, humidité,...) ou une surcharge de couple et donc de courants, peuvent entraîner leur cassure.

La rupture d'une portion d'anneau déséquilibre la répartition des courants dans les barres rotoriques et par suite, engendre un effet de modulation d'amplitude sur les courants statoriques similaire à celui provoqué par la cassure de barres, [3].



FigI.6 : rupture de portion d'anneau [10]

I.3.3.1.4) Problème d'excentricité

La position du rotor par rapport au stator peut présenter des dissymétries qui sont regroupées en trois catégories, [6].

- Excentricité statique : le centre de rotation de l'arbre du rotor n'est pas celui du centre géométrique du stator

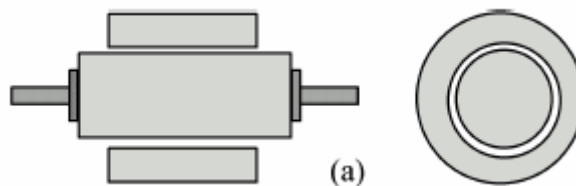


Fig.I.7 : excentricité statique

- excentricité dynamique :

Le centre de rotation du rotor différent du centre géométrique du stator et le centre du rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator

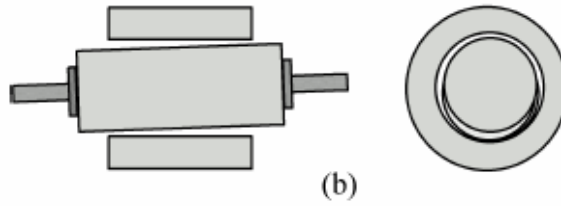


Fig.I.8 : excentricité dynamique

- excentricité mixte : c'est les deux excentricités en même temps

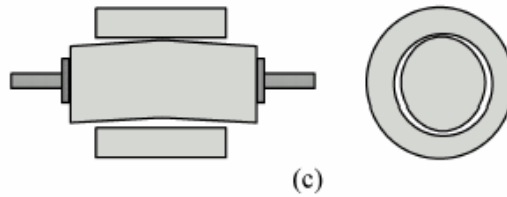


Fig.I.9 : excentricité mixte

Ces excentricités créent des courants statoriques de fréquence

$$f_{exc} = [1 \pm n ((1-g)/p)] f \quad (I.2)$$

$n \in \mathbb{N}$

g : glissement

p : nombre de paire de pôles

f : fréquence d'alimentation

I.3.3.2) Défaillance au stator

L'apparition d'un défaut au niveau des circuits électriques statoriques de la machine asynchrone peut avoir des origines diverses. Nous pouvons citer, par exemple, les défauts de type courts-circuits inter-spires qui apparaissent à l'intérieur des encoches statoriques.

Ce type de défaut peut être causé par une dégradation des isolants des spires du bobinage statorique. Nous pouvons citer aussi les courts-circuits apparaissant entre une phase et le neutre, entre une phase et la carcasse métallique de la machine ou encore entre deux phases statoriques. Ces défauts ont le plus souvent une origine mécanique. En effet, des vibrations excessives peuvent mener à un desserrement des boulons de la plaque à bornes de la machine créant ainsi le court-circuit. Une cosse mal serrée à la jonction du câble d'alimentation et des bornes de la machine peut être à l'origine d'une ouverture de phase.

Le défaut le plus couramment rencontré reste encore la fusion d'un fusible de protection. Ces défauts peuvent être détectés par une analyse harmonique des courants absorbés par la machine, [5].

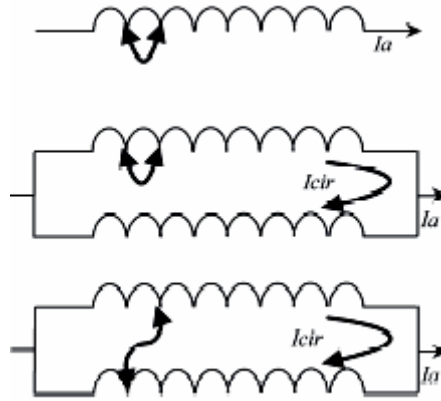


Fig.I.10 : différents courts-circuits

I.3.3.3) Défaillances aux paliers

I.3.3.3.1) Défauts des roulements

Les roulements à billes jouent le rôle d'interface électromécanique entre le stator et le rotor.

En outre, ils représentent l'élément de maintien de l'axe de la machine permettant d'assurer une bonne rotation du rotor.

Ce type de défaut est le plus fréquent sur les machines de grande puissance. Il est généralement lié à l'usure du roulement et plus précisément une dégradation des billes, ou de la bande de roulement. Ses causes possibles sont :

- l'usure due au vieillissement
- la température de fonctionnement élevée
- la perte de lubrification
- l'huile contaminée (par des paillettes métalliques issues de la dégradation des billes ou de la bande de roulement)
- le défaut de montage
- les courants d'arbres (Shaft Current)
- décollement, effritement de surface provoqué par une surcharge

Sur le système, ce type de défaut se traduit par des oscillations du couple de charge, une apparition de pertes supplémentaires et un jeu entre la bague interne et la bague externe du roulement entraînant des vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinale de la machine. Dans le cas le plus défavorable, la présence d'un roulement défectueux peut amener le blocage du moteur, [9].

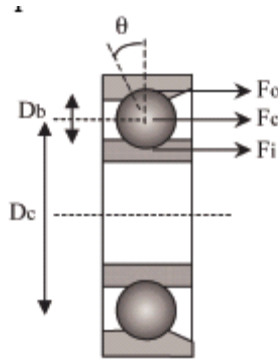


Fig.I.11 : les roulements à bille [9]

I.3.3.3.2) Défaillance du flasque

Les défauts créés par les flasques de la machine asynchrone sont le plus généralement causés à l'étape de fabrication. En effet, un mauvais positionnement des flasques provoque un désalignement des roulements à billes, ce qui induit une excentricité au niveau de l'arbre de la machine. Il est possible de détecter ce type de défaillance par une analyse vibratoire ou une analyse harmonique des courants absorbés par la machine, [8].

I.3.3.3.3) Défaillance de l'arbre

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

Les milieux corrosifs peuvent aussi affaiblir la robustesse de l'arbre de la machine.

Par exemple, l'humidité peut provoquer des microfissures et conduire à une destruction complète de la machine. Une excentricité statique, dynamique ou mixte peut induire des efforts considérables sur l'arbre moteur, amenant ainsi une fatigue supplémentaire. Une analyse vibratoire, une analyse par ultrason, une analyse fréquentielle des courants absorbés ou simplement une analyse visuelle de l'arbre de la machine permet de détecter ce type de défaillance, [8].

I.3.4) Les effets des défauts

I.3.4.1) Effets de défauts statoriques (court-circuit)

Les courts-circuits des spires restent parmi les défauts les plus nocifs au bon fonctionnement de la machine asynchrone, ils sont généralement présents au niveau du stator.

En effet une étude expérimentale a montré que la valeur de courant circulant dans les spires en court-circuit est de l'ordre de dix fois plus importante que celle du courant nominal absorbé par la machine.

Un tel si important courant entraîne une augmentation considérable de la température au niveau du bobinage, qui engendre à son tour une dégradation continue des isolants, et par accumulation le bousillage de la machine.

De part ce qui est cité auparavant, ce genre de défaut fait apparaître, et des perturbations au niveau du couple électromagnétique, synonyme d'une présence d'une composante supplémentaire du couple ce qui affecte à son tour les courants statoriques, ainsi la création d'un champ magnétique additionnel dans la machine de fréquence $\pm f_s$ (où f_s est la fréquence de synchronisme).

Ces composantes entraînent des harmoniques de fréquence $(k f_s)$ dans les courants absorbés par machine, [10].

La variation des paramètres se fait comme suit:

Type de défaut	Paramètres du modèle (d-q)				Paramètres du modèle triphasé	
	R_r	R_s	L_r	L_s	$R_{sa}, R_{sb}, R_{sc}, L_{sa}, L_{sb}, L_{sc}, R_r, L_r$	
Court-circuit entre spires d'une phase statorique.					R_{sa}, L_{sa}	
					$R_{sb}, R_{sc}, L_{sb}, L_{sc}$	

Tableau I.1 : effet de défaut statorique sur les paramètres de la machine

I.3.4.2) Effets des défauts rotoriques

En général les défauts les plus rencontrés au niveau du rotor de la machine asynchrone à cage d'écureuil sont respectivement, barre cassée, et cassure d'une portion d'anneau qui génèrent tous les deux des perturbations remarquables qui affectent le bon fonction de la machine.

Ce type de défauts entraînent une création d'un champ tournant de sens opposé à celui généré par le stator, à son tour crée des courants supplémentaires dans le bobinage statorique à des fréquences induites

Ces courants vont générer un couple oscillatoire car il aura interaction entre ces courants et le flux fondamental crée par l'alimentation statorique. Dès lors, ce couple additionnel issu du produit du flux par le courant est proportionnel à l'amplitude de courant et la fréquence $(1 - 2g)f$.

La fréquence d'oscillation sera donc de $2gf$ et engendrera une oscillation de vitesse à cette fréquence dont l'amplitude dépendra de l'inertie du (moteur + charge). Cette oscillation de

vitesse va générer une variation de flux, donc une force électromotrice de fréquence fondamentale plus deux supplémentaires liées aux oscillations de vitesse. Celles –ci sont proportionnelles à l'amplitude de la variation de la vitesse et généreront deux courants additionnels de fréquence $(1 - 2g)f$ et $(1 + 2g)f$ de même valeur. Cependant, le courant de création à la fréquence $(1 - 2g)f$ vient se soustraire à celui crée par le défaut rotorique, [9].

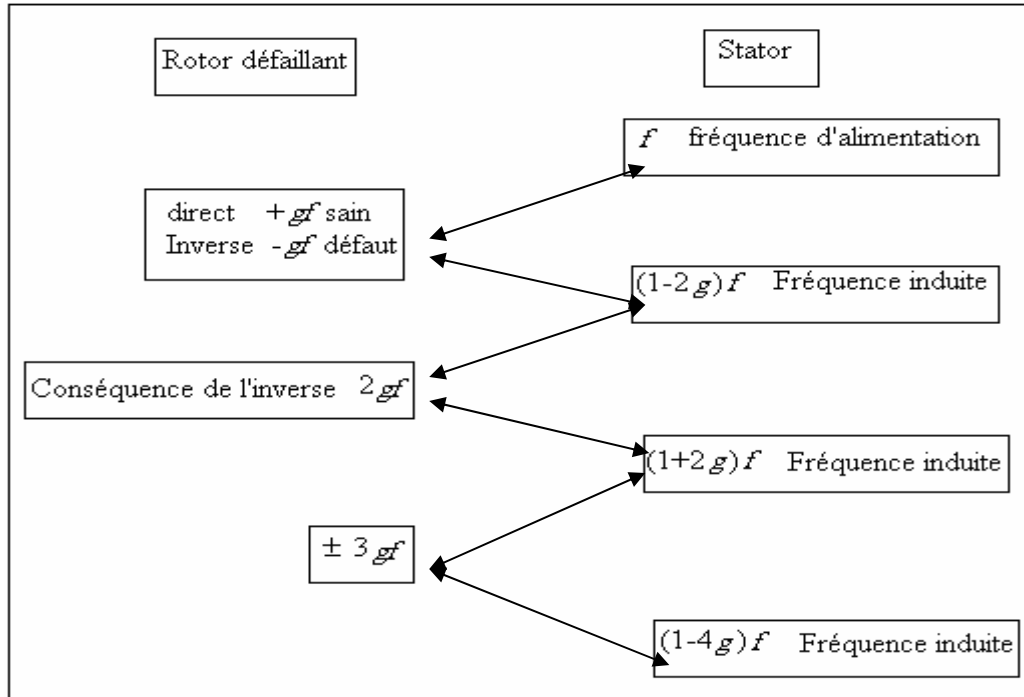


Fig.I.12 : les différentes fréquences induisent à cause des défauts

La variation des paramètres rotoriques se fait comme suit :

Type de défaut	Paramètres du modèle (d-q)				Paramètres du modèle triphasé
	R_r	R_s	L_r	L_s	$R_{sa}, R_{sb}, R_{sc}, L_{sa}, L_{sb}, L_{sc}, R_r, L_r$
Cassure des barres et des portions d'anneau de court-circuit.	↗	↘	↘	↘	

Tableau I.2 : effet de défaut rotoriques sur les paramètres de la machine

I.4) Conclusion

Après avoir étudié et représenté les différentes parties constituant la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil à savoir (stator, rotor, paliers), nous nous sommes

intéressés ensuite à synthétiser les défauts qui se produisent de manière intempestive au niveau de la machine, tout en mettant l'accent sur leurs genèses et effets ainsi sur leurs répartitions, c'est pour quoi nous avons abordé les études statistiques qui convergent vers le même résultats ; c'est bien la dominance des défauts statoriques par rapport aux autres pour des machines de moyenne puissance d'une part, et de l'autre, les défauts des roulements pour des machines de forte puissance.

En arrivant à comprendre même d'une manière approximative le comportement de ces différents défauts et de les cerner, engendre un apport de plus à l'industrie d'une manière générale.

**Chapitre II : les
méthodes de
diagnostic des défauts
de la MAS**

II.1)Introduction :

Après avoir présente les différents défauts qui peuvent survenir sur la machine asynchrone dans le premier chapitre, nous allons présenter les méthodes de diagnostic de la machine asynchrone.

D'après certains auteurs [1-4], les méthodes de diagnostic sont classées en deux grandes catégories à savoir :

- Les méthodes de diagnostic sans connaissance a priori ; dite aussi les méthodes sans modèle ou bien externe
- Les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori : dite aussi les méthodes de diagnostic avec modèle ou bien interne

Dans un premier temps, nous exposons les méthodes avec modèles ensuite les méthodes sans modèle.

II.2)Les méthodes de diagnostic avec connaissance a priori

II.2.1)Principe

Ces méthodes de diagnostic sont généralement employées à partir d'une modélisation physique de la machine. Elles comparent l'évolution du modèle avec celle du processus physique. Considérons la machine asynchrone comme un processus expérimental dont il est question de rechercher, à chaque instant ou période d'échantillonnage, le modèle comportemental correspondant. La (fig. II.1) traduit cette procédure.

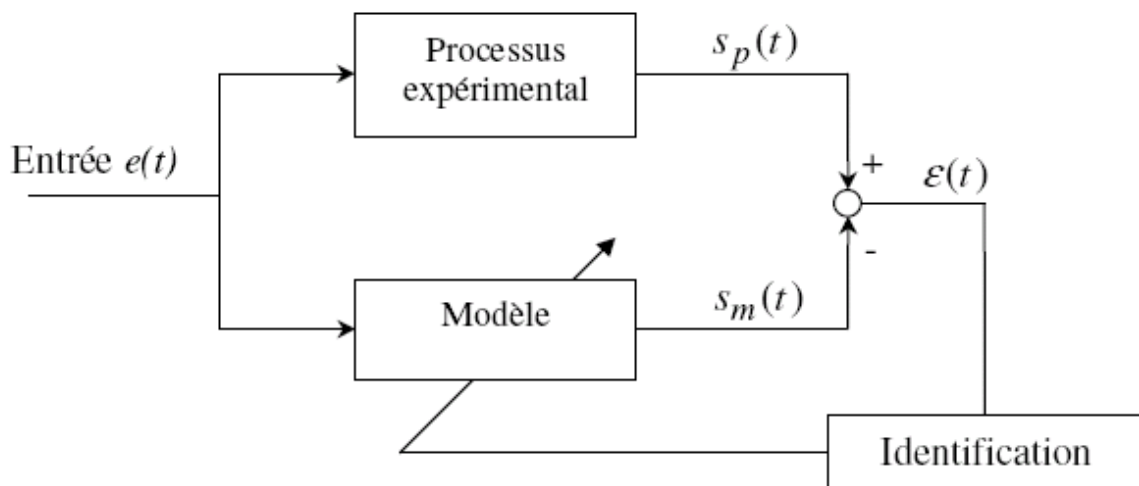


Fig.II.1 : Principe du diagnostic par la méthode du modèle.

Partant d'un modèle du processus à surveiller sain. Si la sortie du modèle $S_m(t)$ correspond à la sortie du processus $S_p(t)$, alors le modèle fournit une estimation des grandeurs caractéristiques du fonctionnement sans défaut. La détection de défaillance est réalisée par

le suivi de l'erreur de sortie $\varepsilon(t)$ (méthode des résidus) ou par la mise en évidence d'un écart entre le modèle (qui s'éloigne alors de la physique du phénomène) et le processus réel.

Dans le second cas, l'erreur de sortie peut être minimisée en modifiant les paramètres structuraux du modèle. De cette manière les paramètres inhérents au système sont identifiés et suivis même en cas de défaillance. Le modèle adapté donne alors une signature du mode de fonctionnement, [4].

II.2.2) Modèle de la machine asynchrone

II.2.2.1) Transformation triphasée / biphasée

Les photographies suivantes présentent la machine asynchrone et ses deux principales composantes qui sont le stator et le rotor.

La machine asynchrone est constituée de trois enroulements logés symétriquement dans les encoches du stator et de la cage conductrice intégrée au rotor. Ce dernier est assimilable à trois enroulements identiques parfaitement symétriques et en court-circuit.



Fig.II.2 : machine asynchrone.

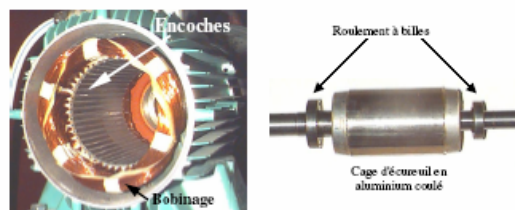


Fig.II.3: Stator et Rotor.

On schématise la disposition de ces enroulements (notés a, b, c) sur la (fig.II.4) dans un plan perpendiculaire à l'axe de rotation.

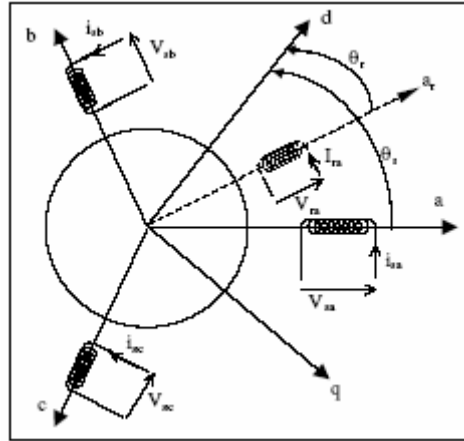


Fig.II.4 : Représentation schématique des enroulements de la machine.

On modélise la machine asynchrone à cage, en fonctionnement sain, dans le repère a, b, c selon les équations en émettant les hypothèses simplificatrices suivantes:

- Le circuit magnétique est linéaire, non saturé, ce qui signifie que les flux sont des fonctions linéaires des courants.
- L'induction dans l'entrefer a une répartition spatiale sinusoïdale.
- La densité surfacique des courants dans les conducteurs est uniforme.

Les équations électriques au stator et au rotor sont alors données par :

$$[V_s] = R_s[I_s] + \frac{d[\Phi_s]}{dt} \quad (\text{II.1})$$

$$[V_r] = 0 = R_r[I_r] + \frac{d[\Phi_r]}{dt} \quad (\text{II.2})$$

avec

$$[I_{s,r}] = \begin{bmatrix} i_{s,ra} \\ i_{s,rb} \\ i_{s,rc} \end{bmatrix}, [V_{s,r}] = \begin{bmatrix} V_{s,ra} \\ V_{s,rb} \\ V_{s,rc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.3})$$

et

$$[\Phi_{s,r}] = \begin{bmatrix} \Phi_{s,ra} \\ \Phi_{s,rb} \\ \Phi_{s,rc} \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

II.2.2.2) Transformation de Park

C'est la transformation des enroulements de phase a, b, c de la machine originelle en des enroulements disposés selon deux axes appelés d et q et équivalents du point de vue électrique et magnétique.

Une matrice unique de transformation est définie pour les courants, les tensions et les flux :

$$[T] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta_s & \cos\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_s - \frac{4\pi}{3}\right) \\ -\sin \theta_s & -\sin\left(\theta_s - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\theta_s - \frac{4\pi}{3}\right) \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{II.5})$$

Ainsi :

$$\begin{aligned} [i_{s,rdq0}] &= [T] \cdot [i_{s,abc}] \\ [V_{s,rdq0}] &= [T] \cdot [V_{s,abc}] \\ [\Phi_{s,rdq0}] &= [T] \cdot [\Phi_{s,abc}] \end{aligned} \quad (\text{II.6})$$

θ_s est l'angle électrique entre le stator et l'axe d. L'indice (0) désigne les composantes homopolaires (ces composantes sont égales à zéro dans le cas d'un système triphasé équilibré).

Si θ_s est nul alors on obtient la matrice [C], appelée matrice de Concordia telle que :

$$[C] = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{II.7})$$

Dans ce cas les axes d et q sont appelés α et β .

II.2.2.3) Choix du référentiel

Les équations de la machine peuvent être réécrites dans le repère d, q à condition de choisir le référentiel.

Pour un référentiel immobile par rapport au stator, la convention utilisée est :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega \quad (\text{II.8})$$

Il vient

Au stator :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_s \cdot i_{sd} + \frac{d\Phi_{sd}}{dt} \\ V_{sq} = R_s \cdot i_{sq} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

Au rotor :

$$\begin{aligned}
 V_{rd} = 0 &= R_r \cdot i_{rd} + \frac{d\Phi_{rd}}{dt} - \omega \cdot \Phi_{rq} \\
 V_{rq} = 0 &= R_r \cdot i_{rq} + \frac{d\Phi_{rq}}{dt} - \omega \cdot \Phi_{rd}
 \end{aligned}
 \tag{II.10}$$

D'autres référentiels peuvent être choisis :

- Référentiel lié au rotor avec :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = 0
 \tag{II.11}$$

- Référentiel lié au champ tournant avec :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r
 \tag{II.12}$$

Les flux s'expriment en fonction des courants de la manière suivante :

$$\begin{bmatrix} \Phi_{sd} \\ \Phi_{rd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & L_m \\ L_m & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{rd} \end{bmatrix}
 \tag{II.13}$$

et

$$\begin{bmatrix} \Phi_{sq} \\ \Phi_{rq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & L_m \\ L_m & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{rq} \end{bmatrix}
 \tag{II.14}$$

Le coefficient de fuite total et les constantes de temps statorique et rotorique sont définis respectivement par :

$$\left\{ \begin{aligned}
 \sigma &= 1 - \frac{L_m^2}{L_s \cdot L_r} \\
 T_s &= \frac{L_s}{R_s} \\
 T_r &= \frac{L_r}{R_r}
 \end{aligned} \right.
 \tag{II.15}$$

Pour tous les modèles de la machine décrits ci-dessus, l'expression du couple électromagnétique est donnée par l'équation :

$$C_{em} = p \cdot (\Phi_{sd} \cdot i_{sq} - \Phi_{sq} \cdot i_{sd})
 \tag{II.16}$$

Où p est le nombre de paires de pôles.

L'évolution de la vitesse de rotation, en fonction du couple électromagnétique et de la charge de la machine caractérisée par le couple résistant C_r , est décrite par l'expression suivante (relation fondamentale de la dynamique) :

$$C_{em} - C_r = j \cdot \frac{d\omega}{dt} + f_t \cdot \omega
 \tag{II.17}$$

J et f_i sont respectivement le moment d'inertie et le coefficient de frottement visqueux de la machine.

II.2.3)Le diagnostic par l'estimation paramétrique

Cette méthode de diagnostic utilise les paramètres structuraux d'un modèle de connaissance, et extrait par la suite les paramètres du système à partir des lois de connaissance pour détecter et localiser les défaillances. Le point essentiel dans l'efficacité de cette méthode est le choix du modèle de connaissance. En effet, le type de défaut que l'on voudra détecter sera fonction du modèle utilisé.

Les premiers travaux relatant de l'estimation de paramètres ont débuté avec des modèles relativement simples (modèle de Park par exemple) utilisés depuis plusieurs années pour la commande des machines électriques. Ces modèles n'ont besoin que de quatre paramètres pour effectuer le diagnostic de défaut ce qui, dans certain cas, ne permet pas de localiser avec précision la défaillance. L'étape suivante est donc nécessairement le passage à un modèle de connaissance plus fin de la machine, tout en gardant la possibilité d'identifier les paramètres souhaités. Ces modèles peuvent être des modèles triphasés, qui s'affranchissent de l'hypothèse d'une machine magnétiquement équilibrée, ou encore des modèles à n phases, capables de refléter le fonctionnement de la machine sur une large bande de fréquences.

Des algorithmes spécifiques ont été élaborés pour l'estimation séquentielle de paramètres. Le filtre de Kalman apparaît comme le plus adéquat de tous mais aussi le plus délicat à mettre en oeuvre. Tout d'abord, en tant qu'algorithme d'identification en temps réel, le filtre de Kalman étendu délivre un modèle adaptatif, capable de prendre en compte les évolutions normales des paramètres de la machine telles que la variation des résistances (en fonction de la température) ou encore la variation des inductances (en fonction du niveau de saturation). Par ailleurs, les paramètres estimés, eux-mêmes, permettent une première analyse des conditions de fonctionnement de la machine. Par exemple, une augmentation anormale de la valeur des résistances statoriques peut signifier un échauffement excessif et donc une dégradation progressive des enroulements, [10].

II.2.4)Le diagnostic par les techniques d'identification

L'identification est la détermination, à partir de la connaissance des signaux d'entrées et de sorties, d'un modèle mathématique appartenant à une classe donnée pour lequel les comportements dynamiques ou statiques sont équivalents à ceux du processus au sens d'un critère donné.

Donc, le processus de diagnostic peut se faire selon les étapes suivantes:

- Le choix d'un modèle mathématique
- Le choix des signaux d'entrées et de sorties
- Un critère de similitude entre le modèle et le processus

Le processus d'identification [Ljung 87] se base par la suite sur un algorithme d'optimisation de l'erreur entre les paramètres du modèle et ceux du système étudié. [Khelif 94] présente l'application de quelques algorithmes pour l'identification des paramètres de la machine asynchrone.

Ces méthodes ne sont pas utilisables en temps réel puisqu'il est nécessaire de connaître à l'avance les enregistrements des signaux d'entrées et de sorties, [1].

II.2.5) Le diagnostic par les techniques d'estimation d'état

L'estimation des variables internes d'un système en se basant sur un modèle approché, comme par exemple l'estimation des flux ou des courants rotoriques dans la machine asynchrone sur la base du modèle de Park, peuvent donner dans certains cas des informations sur la présence de défauts. Il y a une observation qui effectue la correction des variables estimées sur la base de mesures.

Un observateur est un développeur mathématique qui permet de reconstituer les états internes d'un système à partir uniquement des données accessibles, c'est à dire les entrées imposées et les sorties mesurées, [8].

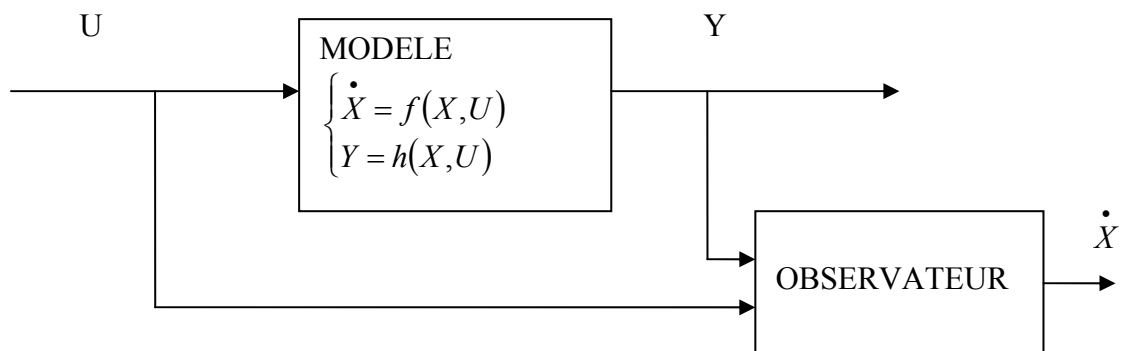


Fig.II.5 : topologie d'observation.

L'observation se fait en deux phases; la première est une étape d'estimation et la seconde est une étape de correction. L'estimation se fait par le calcul des grandeurs d'état à l'aide de modèles proches du système, et la correction se fait par l'addition ou la soustraction de la différence entre les états estimés et ceux mesurés (erreur d'estimation) que l'on multiplie

par un gain G . Ce gain régit la dynamique et la robustesse de l'observateur, donc son choix est important et doit être adapté aux propriétés du système dont on veut effectuer l'observation des états.

Nous dénombrons des observateurs déterministes et d'autres stochastiques, d'autre part, ils se départagent en observateurs linéaires et non linéaires, [1].

II.2.6)Le diagnostic par les techniques des résidus

Un test sur les résidus permet de détecter une défaillance éventuelle. Les résidus sont des signaux générés à partir d'un modèle proche du système à surveiller. Ce modèle est de manière générale, constitué d'un ensemble de relations de contraintes dynamiques liant deux types de variables : des variables inconnues (variables internes, perturbations, entrées inconnues,...) et des variables connues (consignes, variables mesurées). Les résidus sont théoriquement nuls en fonctionnement normal et différents de zéro lorsqu'une défaillance survient.

Plusieurs méthodes sont utilisées pour faire ressortir un résidu significatif de la présence de défaut. La difficulté majeure consiste à faire la liaison entre le résidu établi et un défaut particulier. Nous citons ci-dessous deux cas d'utilisation de résidus pour le diagnostic parmi ceux existants dans la bibliographie.

On établit l'identification de court-circuit de spires au bobinage statorique en utilisant la méthode d'erreur de prédiction sur le modèle d'erreur de sortie. Cette méthode effectue la minimisation du carré de l'erreur de sortie entre le signal estimé et le signal mesuré, [9].

II.3)Les méthodes de diagnostic sans connaissance a priori

II.3.1)Principe

Nous avons vu que la première famille de méthodes de diagnostic nécessite la connaissance du comportement dynamique de la machine asynchrone. Toutefois nous avons remarqué que les modèles ne permettaient pas d'étudier tous les défauts de la machine (défauts des roulements par exemple). Dans cette deuxième partie nous nous intéressons donc aux résultats obtenus à partir du suivi direct des grandeurs telles que les courants, les vibrations, les flux et le couple.

II.3.2)Suivi des grandeurs mesurables

A ce jour, c'est l'analyse fréquentielle des grandeurs mesurables qui est la plus souvent utilisée pour le diagnostic de défaut rotorique. Les grandeurs accessibles et mesurables d'une machine asynchrone peuvent être :

- Les courants absorbés ;
- Le flux de dispersion ;

- La tension d'alimentation ;
- La tension de neutre (neutre alimentation - neutre machine) ;
- Le couple électromagnétique ;
- La vitesse rotorique ;
- Les vibrations.

Beaucoup de travaux ont été effectués sur les vibrations de la machine asynchrone. La plupart des défauts connus peuvent être détectés avec ce type d'approche. Cependant, l'équipement nécessaire pour l'acquisition des signaux reste encore coûteux, [4].

II.3.2.1) Analyse fréquentielle des courants statoriques et du flux de dispersion

L'analyse des courants statoriques dans le domaine fréquentiel reste la méthode la plus couramment utilisée car le spectre résultant contient une source de renseignement sur la majorité des défauts électriques et magnétiques pouvant apparaître au sein d'une machine asynchrone. Nous savons que le suivi de l'amplitude des composantes caractéristiques de fréquence $(1 - 2k) f_s$ dans le spectre du courant permet de se renseigner sur l'état de la cage rotorique. A titre d'exemple, nous présentons sur la (**Fig.II.6**) le spectre du courant statorique lorsque la machine fonctionne avec un rotor sain et un rotor défaillant (Une barre cassée). Nous apercevons une nette augmentation de l'amplitude de ces composantes, ce qui traduit la présence d'un défaut au sein de la cage d'écureuil. Certains auteurs se sont penchés sur l'analyse du flux de dispersion de la machine asynchrone pour la détection des courts-circuits entre spires statoriques. Ils ont montré que l'apparition de ce type de défaut induisait des composantes additionnelles dans le spectre fréquentiel du flux de dispersion. Cette nouvelle approche permet de détecter, tant un défaut statorique, qu'un défaut rotorique en utilisant un capteur de flux relativement peu coûteux, [2].

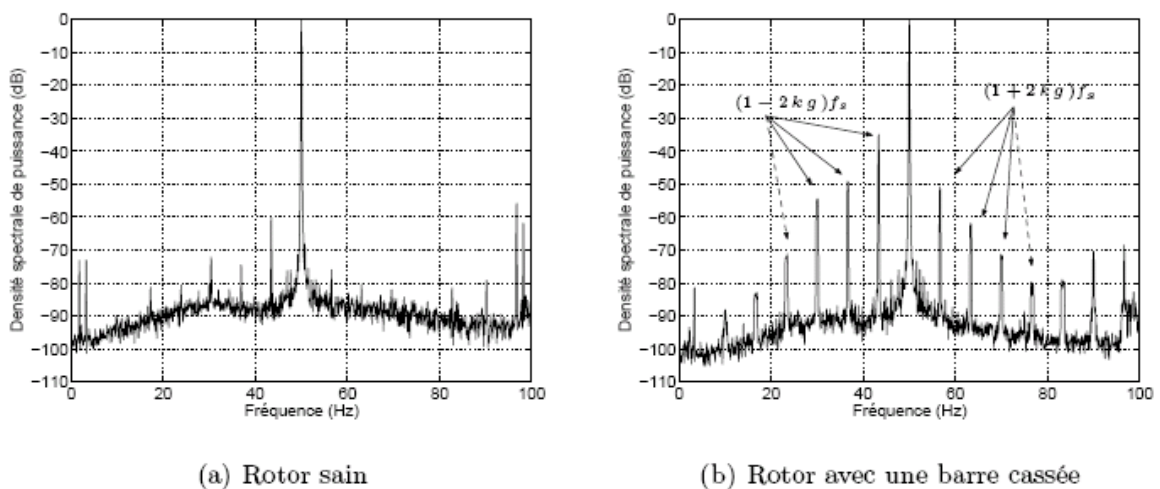


Fig.II.6 : *spectre du courant statorique (résultats expérimentaux)*

II.3.2.2)Analyse fréquentielle du couple électromagnétique et de la vitesse rotorique

Lorsqu'une rupture de barre apparaît, les spectres fréquentiels de la vitesse rotorique et du couple électromagnétique laissent paraître des composantes supplémentaires situées aux fréquences $2k g f_s$. Cependant, il s'est avéré que l'analyse de ces composantes ne nous renseigne pas aussi bien sur le défaut rotorique que celles présentes dans le spectre du courant

statorique (augmentation des amplitudes moins significative). De plus, l'acquisition de ces deux signaux nécessite un équipement assez coûteux par rapport à un simple capteur de courant, ce qui limite leur utilisation pour le diagnostic de défauts des machines asynchrones. Certains systèmes reconstruisent une image du couple électromagnétique à partir des tensions et des courants mesurés sur la machine, mais cette approche reste moins efficace que les méthodes précédemment citées, [5].

II.3.2.3)Analyse fréquentielle de la tension de neutre

Cette méthode est mise en oeuvre en 1998 où ils ont utilisé la tension présente entre le neutre de la source d'alimentation et le neutre de la machine asynchrone pour détecter des courts-circuits entre spires dans le bobinage statorique. Une analyse similaire a été effectuée dans le but de détecter un défaut rotorique dans les machines asynchrones. Ils ont montré que l'information donnée par la tension présente entre les deux neutres était pertinente pour le diagnostic des défauts rotoriques. Cette technique a tout d'abord été testée sur différents essais de simulation pour être ensuite validée sur des essais expérimentaux. L'information la plus significative pour permettre un diagnostic fiable de la cage rotorique se situe au niveau des composantes harmoniques de fréquence $f_{bt} = [3(1-g)g] f_s$. Nous présentons sur la (**Fig.II.7**) le spectre fréquentiel de cette tension lorsque la machine asynchrone fonctionne avec une cage saine et une cage présentant une barre cassée (essais effectués à charge nominale). Nous avons remarqué, à partir des essais expérimentaux, que l'augmentation de l'amplitude de ces composantes est plus significative que celle présente à la fréquence $(1-2g) f_s$ dans le spectre fréquentiel du courant statorique lorsque le défaut rotorique apparaît. De plus, l'acquisition de ce signal reste aussi simple que le courant statorique, [11].

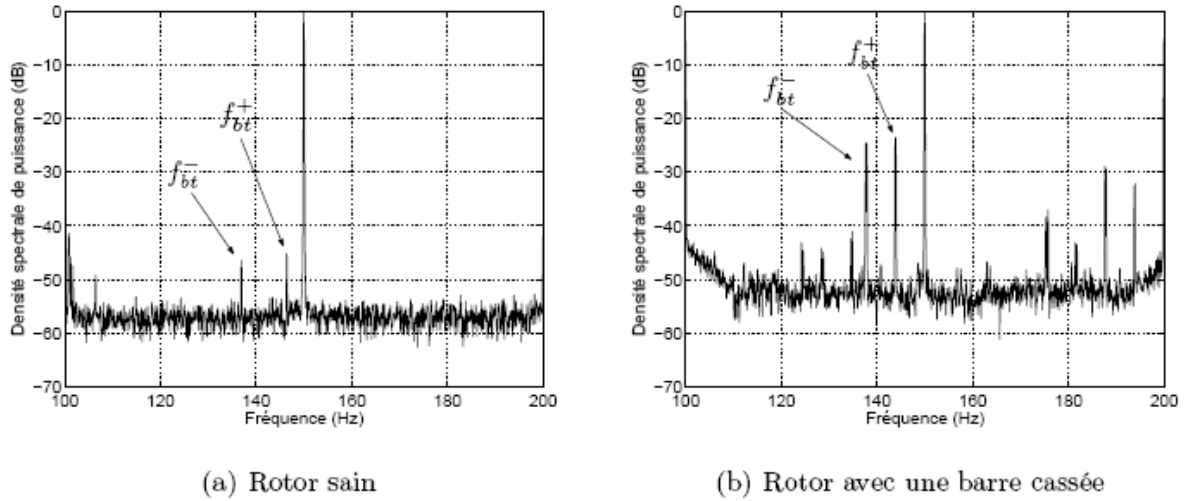


Fig.II.7 : Spectre de la tension de neutre (Résultats expérimentaux)

II.3.2.4) Analyse fréquentielle de la puissance instantanée

La quantité d'information donnée par la puissance instantanée d'une phase, qui n'est autre que le produit de la tension d'alimentation et du courant absorbé par le moteur, est plus importante que l'analyse du courant seul. En effet, en plus de la composante fondamentale et des deux composantes latérales, le spectre de la puissance instantanée contient une composante additionnelle située à la fréquence de défaut comme le montre la relation suivante :

$$\begin{aligned}
 p_s(t) = p_{s0}(t) + \frac{mL_{LL}I_L}{2} & \left[\cos\left((2\omega_s - \omega_f)t - \varphi - \frac{\pi}{6} \right) + \cos\left((2\omega_s + \omega_f)t - \varphi - \frac{\pi}{6} \right) \right. \\
 & \left. + 2 \cos\left(\varphi + \frac{\pi}{6} \right) \cos(\omega_f t) \right] \quad (II.18)
 \end{aligned}$$

Avec :

$$p_{s0}(t) = V_{LL}I_{LL} \left[\cos\left(2\omega_s - \varphi - \frac{\pi}{6} \right) + \cos\left(\varphi + \frac{\pi}{6} \right) \right] \quad (II.19)$$

Dans cette expression, $p_s(t)$ représente la puissance instantanée d'une phase statorique, m l'indice de modulation, V_{LL} la valeur *RMS* de la tension entre phase, I_L le courant de ligne et ω_f la pulsation d'oscillation (pulsation de défaut) exprimée en radians. Les termes ω_s et φ représentent respectivement la pulsation des courants d'alimentation exprimée en radians et l'angle de déphasage entre le courant absorbé par le moteur et la tension.

La **fig.II.8** montre clairement la présence de ces composantes basses fréquences lorsque la cage de la machine présente une défaillance (essais effectués à charge nominale). Le fait de retrouver ces composantes dans une bande fréquentielle bornée facilite leur détection et

permet donc d'améliorer le diagnostic de défaut. Cette représentation rappelle celle obtenue avec l'analyse fréquentielle du module du vecteur de Park mais la différence, avec l'analyse de la puissance, réside dans le fait que seule l'acquisition d'un courant et d'une tension est nécessaire. Ce type de signal est aussi utilisé pour détecter les défauts d'origine mécanique (variation du couple de charge par exemple) ou encore les courts-circuits entre spires statoriques, [4].

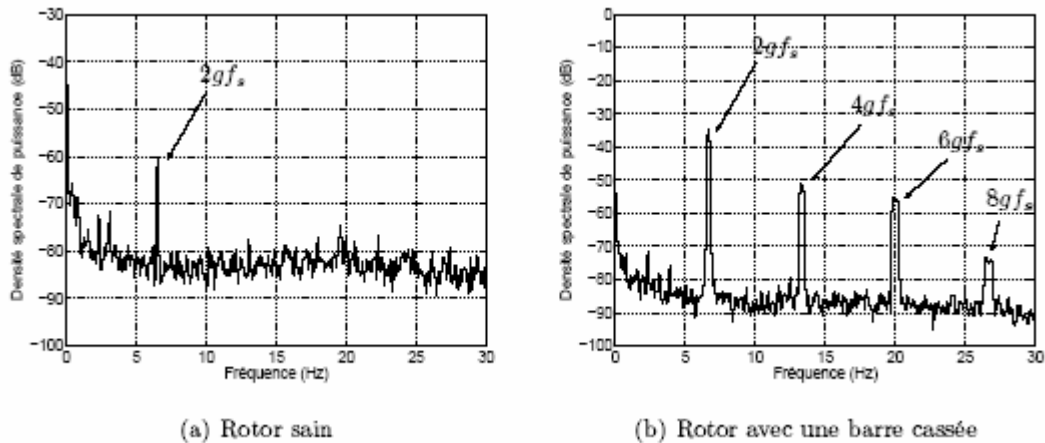


Fig.II.8 : *Spectre de la puissance instantanée (Résultats expérimentaux).*

II.3.3) Le diagnostic par la reconnaissance des formes (RdF)

Lorsque les observations sont de type numérique, l'approche par reconnaissance des formes peut être employée. Sur des problèmes complexes tels que le nucléaire, l'industrie automobile, le comportement humain, les réseaux téléphoniques, etc... où la modélisation du procédé est souvent difficile à mettre en oeuvre, cette approche est privilégiée. De nombreux travaux ont permis de montrer l'intérêt de ce type d'approche. Dans le domaine du diagnostic des machines électriques, cette approche, quoique plus rarement utilisée, a été mise en oeuvre avec succès.

Pour anticiper l'apparition d'un dysfonctionnement, soit pour les éviter, soit pour en limiter les conséquences, quelques études ont utilisé l'association de la RdF et la théorie des ensembles flous. Il est parfois important de détecter l'évolution du système à diagnostiquer, notamment pour détecter la transition entre les modes de fonctionnement normal et anormal.

Dans le chapitre suivant, nous allons montrer comment la RdF peut servir de base à la conception d'un système de diagnostic, et l'avantage essentiel qu'elle présente par rapport aux autres approches. Cette méthode procure au système de diagnostic des moyens

d'appréhender la connaissance à priori incomplète des modes de fonctionnement du processus et ainsi, va permettre la mise en place d'une méthode de diagnostic évolutive, [11].

II.3.4) Le diagnostic par l'analyse du vecteur de Park

Une représentation en deux dimensions peut être utilisée pour décrire le phénomène des moteurs asynchrones triphasés. Une des plus connues et des plus appropriées repose sur le calcul des courants dits de Park. En fonction des courants de phase $i_{sa}(t)$, $i_{sb}(t)$ et $i_{sc}(t)$, les courants de Park $i_d(t)$ et $i_q(t)$ peuvent être calculés grâce aux deux relations suivantes :

$$i_d(t) = \sqrt{\frac{2}{3}}i_{sa}(t) - \sqrt{\frac{1}{6}}i_{sb}(t) - \sqrt{\frac{1}{6}}i_{sc}(t) \quad (\text{II.20})$$

$$i_q(t) = \sqrt{\frac{1}{2}}i_{sb}(t) - \sqrt{\frac{1}{2}}i_{sc}(t) \quad (\text{II.21})$$

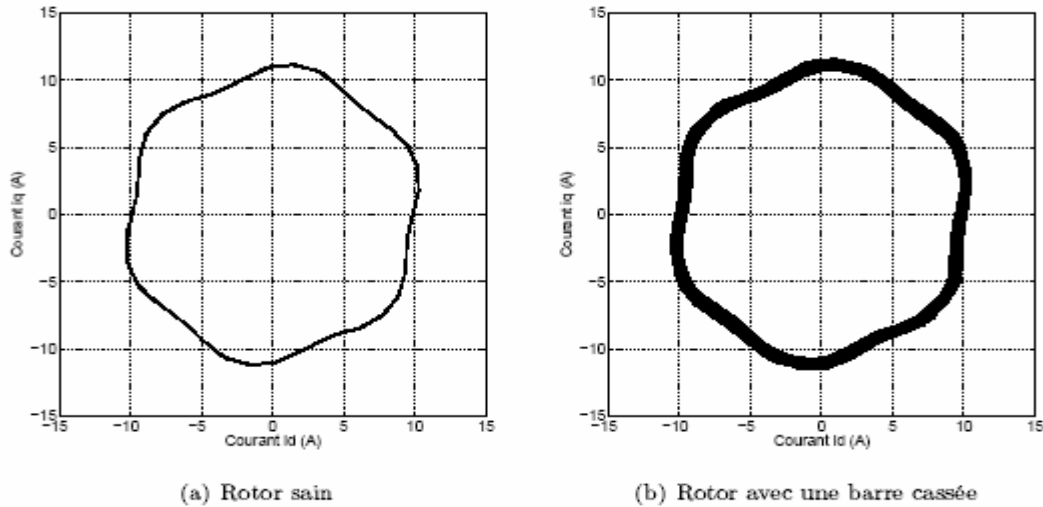
Nous représentons sur la (**Fig.II.9**) le tracé du courant $i_d(t)$ en fonction du courant $i_q(t)$ pour un fonctionnement de la machine avec un rotor sain et un rotor défaillant (une barre cassée). Nous apercevons que le défaut rotorique induit un épaississement du contour du cercle, ce qui permet d'établir un diagnostic de défaut en effectuant une surveillance des déviations de ce cercle par rapport au modèle de base.

Cette méthode de détection donne des résultats satisfaisants lorsque la machine fonctionne à son couple nominal. Dans le cas d'un fonctionnement à vide, les courbes obtenues ne permettent pas de diagnostiquer un défaut rotorique car l'épaississement créé par la rupture d'une ou plusieurs barres ne modifie quasiment pas l'épaisseur du cercle de base.

En 1998, une nouvelle implantation de l'approche par vecteur de Park a été proposée

En présence d'une barre cassée, le courant absorbé par le moteur asynchrone contient des composantes latérales de part et d'autre de sa composante fondamentale dont les fréquences sont données par la relation $(1 \pm 2k_g) f_s$ (dans cette relation, k_g représente le glissement de la machine et f_s la fréquence fondamentale des courants statoriques). Ces composantes seront, par conséquent, aussi présentes dans les courants de Park $i_d(t)$ et $i_q(t)$ (équations II.20 II.21). Dans ces conditions, il est très simple de montrer que le spectre du module des courants de Park ($\sqrt{i_d(t)^2 + i_q(t)^2}$) contient une composante continue générée par la composante fondamentale du courant statorique plus des composantes de fréquence $2k_g f_s$. De cette façon, le spectre des courants de Park, en éliminant préalablement la composante continue, ne contiendra que les composantes spécifiques au défaut de la

machine. Il sera alors plus facile de détecter ces composantes et de diagnostiquer la



présence d'un défaut rotorique, [1].

Fig. II.9 : Vecteur de Park des courants statoriques pour 100% de charge avec une alimentation non sinusoïdale (Résultats expérimentaux).

II.3.5) Le diagnostic par la technique additionnelle

Récemment, une technique intéressante a été proposée par J. Milimonfared pour la détection de barres cassées dans les moteurs asynchrones. Cette technique est basée sur un test d'ouverture de phase lorsque la machine asynchrone fonctionne à vide. Au moment où les trois phases statoriques de la machine sont déconnectées de l'alimentation, nous savons que les courants rotoriques induisent des tensions dans les bobinages statoriques. Lorsque le rotor de la machine est sain, la force magnétomotrice produite par les courants des barres rotoriques après la déconnexion de la source d'alimentation est à prédominance sinusoïdale. Par conséquent, les tensions générées dans les bobinages statoriques ne contiennent pas ou peu d'harmoniques significatifs, mise à part l'harmonique fondamental ou encore les harmoniques créés par l'encoche rotorique. Si la cage d'écureuil présente une ou plusieurs barres cassées, la tension induite dans les bobinages statoriques n'est plus sinusoïdale ce qui provoque l'apparition de composantes harmoniques supplémentaires spécifiques au défaut rotorique.

Nous donnons à la (Fig.II.10) les spectres fréquentiels de la tension composée U_{ab} présente aux bornes de la machine lors d'une déconnexion de la source d'alimentation.

Comme prévu par les auteurs, nous avons une augmentation de l'amplitude des composantes harmoniques de rang $(6m \pm 1)$ ($m = 0,1, 2, \dots$) lorsque la cage rotorique

présente une défaillance. La quantification du défaut reste cependant difficile étant donné que le spectre de la tension composée obtenue pour un rotor sain présente des composantes harmoniques de fréquences identiques. Cependant, la technique proposée est intéressante puisqu'elle se dégage des perturbations (harmoniques de temps) et des déséquilibres générés par la source d'alimentation. De plus, cette méthode requiert peu de points pour le calcul de la transformée de Fourier car il ne faut prendre que les premières périodes de la tension composée pour considérer le signal comme étant stationnaire. Le principal inconvénient est l'impossibilité d'utiliser cette méthode sur des machines faisant partie intégrante d'un système de production. Cette technique peut cependant être intéressante pour le diagnostic des défauts rotoriques dans une entreprise de fabrication de machines électriques (diagnostic de la machine en sortie de chaîne de production par exemple). La détection d'un défaut naissant avec cette technique reste, à l'heure actuelle, encore difficile, [5].

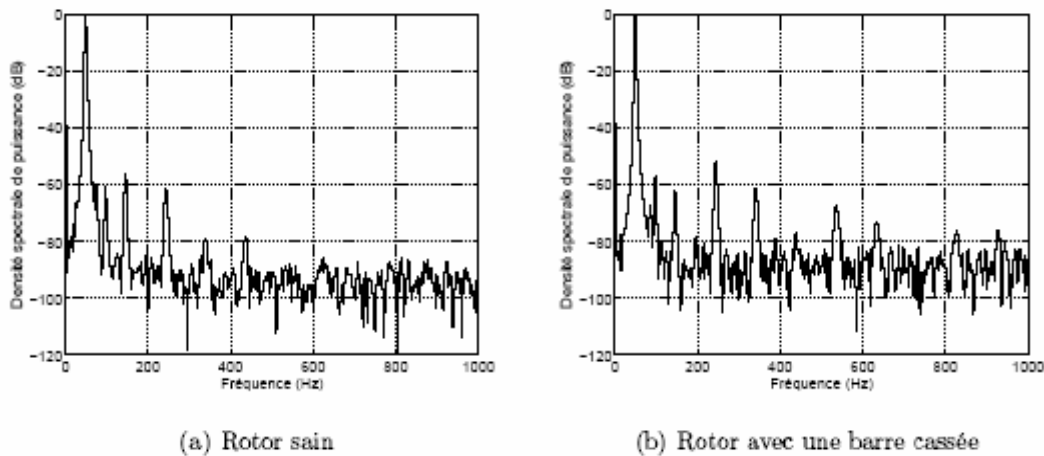


Fig.II.10 : *Spectre de la tension composée U_{ab} après déconnexion de la source d'alimentation (Résultats expérimentaux)*

II.4) Conclusion

Nous avons montré que les principaux éléments qui constituent une machine asynchrone à cage d'écureuil peuvent présenter des défaillances qui engendrent dans la majorité des cas un arrêt imprévisible de la machine asynchrone. Et afin d'écartier ce genre de problème, le diagnostic de défauts a pris une importance de plus en plus intéressante dans les milieux industriels. Cette exigence a fait naître des techniques de diagnostic dans le but de prévoir les arrêts intempestifs des machines.

Nous avons vu que la localisation d'un défaut, qu'il soit mécanique ou électrique repose sur le contrôle de l'amplitude de la composante spécifique dans le spectre fréquentiel d'une grandeur mesurable.

Les différentes méthodes de diagnostic de défaut abordées dans ce chapitre sont celles externes et internes qui regroupent différentes manières de procéder selon le défaut à prévoir.

Reste la méthode de reconnaissance de forme à développer d'une manière rigoureuse dans le chapitre qui suit.

Chapitre III :
Diagnostic par la
reconnaissance des
formes

III.1) Introduction

La RDF fait partie de l'intelligence artificielle ou plus exactement de l'intelligence calculatoire. A partir d'un ensemble de données ou d'informations, appelé formes types, elle offre la possibilité de classer une nouvelle forme, en les comparant aux formes types qui sont subdivisées en classes pour les formes types semblables.

Il existe deux types de RDF qui sont :

- RDF structurelle qui est basée sur une représentation des formes a l'aide de grammaires. On pourra trouver des applications de cette méthode dans [12]. Cette approche ne sera pas présentée dans ce travail.
- RDF statistique qui s'appuie sur une représentation numérique des formes. C'est cette méthode qui va faire le thème de notre étude dans ce chapitre et une application pratique sera développée dans le chapitre suivant.

Une forme est une observation réalisée sur le processus. Elle est caractérisée par un ensemble de d paramètres (ou caractères), et représentée par un point dans l'espace de dimension d , défini par les différents paramètres (espace de représentation). Comme les paramètres sont souvent des nombres réels, une forme ' i ' peut être définie par un vecteur $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id}]$ de R^d comme le montre la figure ci-dessous.

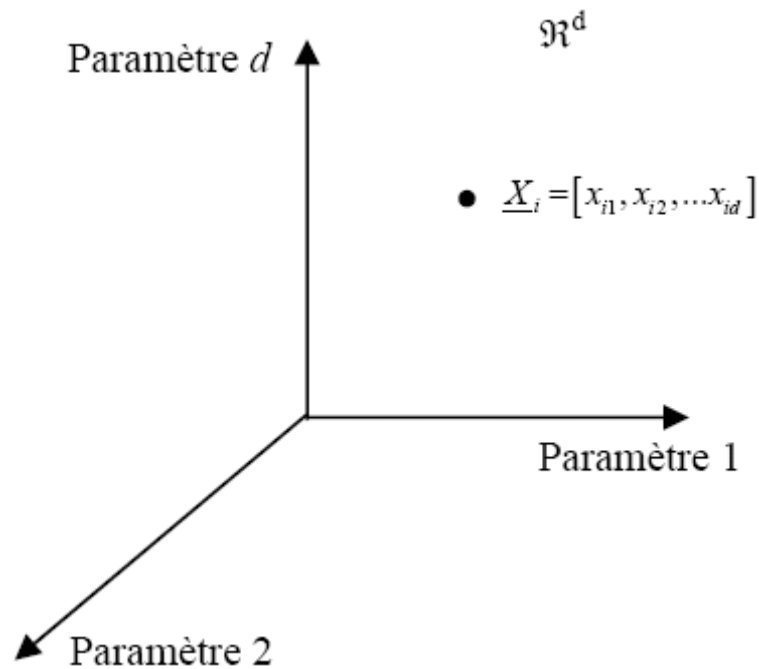


Fig.III.1 : Représentation d'un objet dans l'espace de dimension d

Ces formes ou objets sont donc caractérisés par ce vecteur appelé *vecteur forme*. Si l'on se place dans le contexte du diagnostic, les paramètres du vecteur forme traduisent l'état du

système étudié. Ils sont issus d'analyses effectuées sur les signaux mesurés par les capteurs implantés sur le système.

Les formes types (ou prototypes) sont des points représentatifs de cet espace, et le problème de la reconnaissance des formes consiste à associer une forme observée à une forme type connue. A cause des perturbations (bruit de mesure, précision des capteurs,...), une nouvelle observation sera rarement identique à l'un des prototypes. Ainsi, les formes semblables sont regroupées en classes, alors une classe correspond à une zone dans l'espace regroupant les formes semblables (**Fig.III.2**)

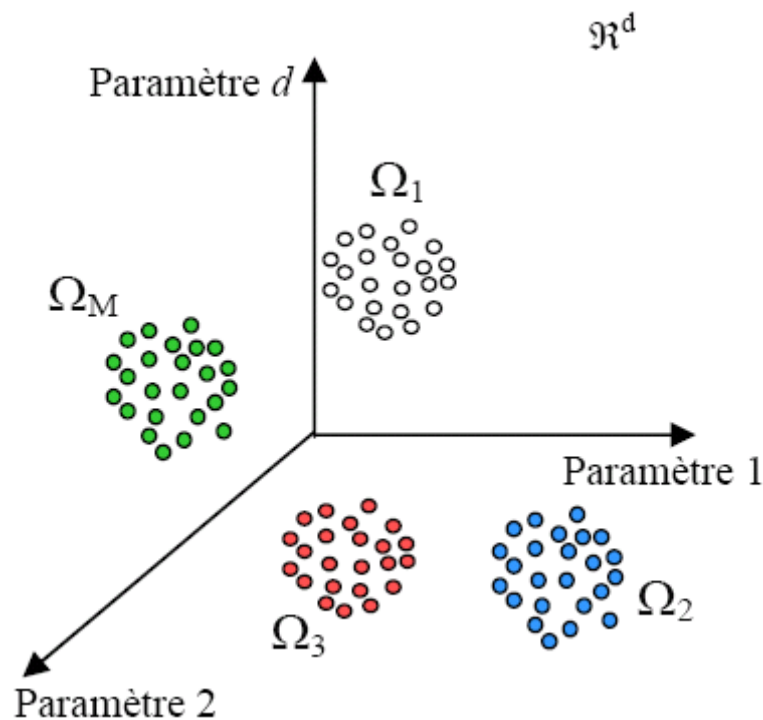


Fig.III.2 : Notion de classes en Reconnaissance des Formes

Le principe de la reconnaissance est de savoir décider à quelle classe, parmi M classes connues, associer une nouvelle forme $X_\mu = [X_{\mu 1}, X_{\mu 2}, \dots, X_{\mu d}]$.

En terme de diagnostic, les classes correspondent aux modes de fonctionnements connus. Elles constituent notre ensemble de données initiales, appelé ensemble d'apprentissage et noté X_a . Le fait de classer une nouvelle observation, revient à identifier un de ces modes.

La conception d'un système de diagnostic par RDF se déroule en 2 phases : une phase d'analyse et une phase d'exploitation.

La phase d'analyse consiste à faire les étapes suivantes

- Déterminer l'espace de représentation
- Réduire l'espace de représentation
- Déterminer l'espace de décision

➤ Choisir une méthode de discrimination des classes

A la fin de la phase d'analyse, le système de diagnostic par reconnaissance peut être exploité. Il est alors possible d'associer une nouvelle observation X_u recueillie sur le système à l'une des classes précédemment définies en appliquant la règle de décision. C'est la phase d'exploitation. La bonne exploitation du système décisionnel dépend de la pertinence du vecteur forme et des performances de la règle de décision.

Le diagnostic par reconnaissance des formes a montré son intérêt sur différentes applications [3-4-12].

III.2) Détermination de l'espace de représentation

Il s'agit, dans cette phase de prétraitement, de construire le vecteur forme. Les d paramètres obtenus sont issus de différentes analyses effectuées sur les signaux recueillis à l'aide des capteurs. Ainsi chaque observation effectuée à un instant donné sera caractérisée par l'ensemble de paramètres. Les performances du système de diagnostic dépendront de la pertinence des paramètres calculés. Il est donc préférable de disposer de paramètres variant, de manière significative, en fonction des différents états du système. Les N observations (ou vecteurs) (X_1, X_2, \dots, X_N) recueillies sur le système constituent l'ensemble d'apprentissage.

Le nombre souvent élevé de paramètres peut être pénalisant en terme de temps de calcul. De plus tous les paramètres calculés ne seront pas forcément pertinents vis-à-vis des modes étudiés. Des méthodes doivent donc être mises au point afin de ne conserver que les paramètres les plus représentatifs.

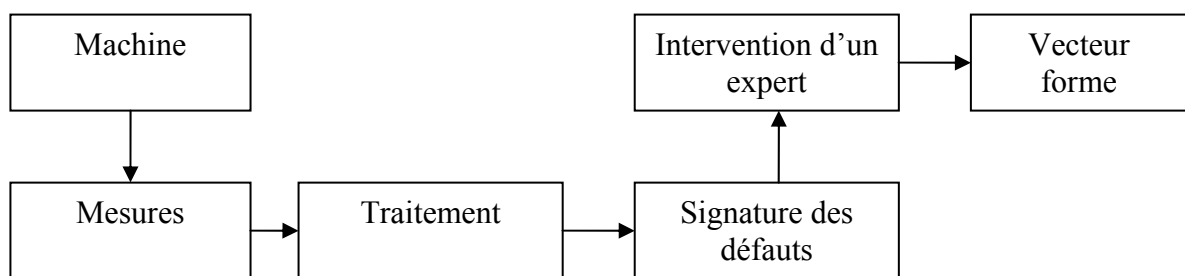


Fig.III.3 : Cheminement pour le calcul des paramètres constituant le vecteur forme initial

III.3) Réduction de l'espace de représentation

Il s'agit de la réduction de la dimension du vecteur forme de d à d' ($d' < d$), qui garde une meilleur séparation des classes de l'ensemble d'apprentissage. Cette procédure peut être réalisée soit par des méthodes d'extractions soit par des méthodes de sélection de paramètres.

L'extraction consiste à définir de nouveaux paramètres à partir des d paramètres initiaux. Du point de vue diagnostic, les méthodes d'extraction ne diminuent pas le nombre de paramètres à calculer, qui restent au nombre de d (les nouveaux paramètres sont des combinaisons linéaires des anciens) mais en revanche, l'espace de représentation des classes est de dimension plus faible ce qui a pour conséquence d'accélérer la phase de décision. Parmi les différentes méthodes d'extraction de paramètres, on distingue l'Analyse en Composantes Principales (ACP).

La sélection de paramètres consiste à rechercher les paramètres les plus pertinents et à conserver ceux-ci pour définir l'espace de représentation. Ces paramètres sélectionnés devront rendre optimum un critère de "séparabilité" entre classes et de compacité des classes comme par exemple le critère de Fisher

III.3.1) Analyse en composantes principales

Soit (X_1, X_2, \dots, X_N) l'ensemble d'apprentissage (X_a) composé de N vecteurs de dimension d . L'Analyse en Composantes Principales est une méthode permettant d'identifier un sous espace de dimension $d' < d$ représentant au mieux l'ensemble (X_1, X_2, \dots, X_N) . On notera u_j , la base orthogonale de dimension d' représentant cet espace. Les vecteurs u_j ($j=1, d'$) sont appelés axes factoriels ou axes principaux

Pour déterminer la nouvelle base, deux approches, équivalentes, mais exprimées différemment sont proposées pour traduire le critère de 'représentation optimale' de l'ensemble (X_1, X_2, \dots, X_N) :

➤ Minimisation de la déformation du nuage de points projeté dans la nouvelle base, qui conduit à minimiser J , basé sur la moyenne des carrés des distances entre les vecteurs X_i et leurs projections notées X_i^P :

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d^2(X_i, X_i^P) \quad (\text{III.1})$$

Avec :

$d(.,.)$ est une mesure de distance,

N : le nombre de vecteurs dans l'ensemble d'apprentissage

X_i^P : la projection du vecteur X_i dans la base formée par les u_j .

➤ Maximisation de la variance des points projetés sur chaque axe factoriel

$$J' = \mu_j^t \left[\sum_{i=1}^N (X_i - m)(X_i - m)^t \right] u_j = u_j^t \sum u_j \quad (\text{III.2})$$

Avec \sum , la matrice de variance-covariance.

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i \cdot X_i^t) - m \cdot m^t \quad (\text{III.3})$$

Et m le centre de gravité de l'ensemble d'apprentissage

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (\text{III.4})$$

Dans les deux cas, les vecteurs u_j sont les vecteurs propres de la matrice de variance-covariance, classés selon l'ordre des valeurs propres décroissantes.

Si les variables ne sont pas homogènes, c'est-à-dire si l'une d'entre elle est beaucoup plus grandes que les autres, alors l'influence de cette variable sera prépondérante dans le calcul de la matrice Σ et donc sur les résultats de l'ACP. Il est alors nécessaire de normaliser les variables par leurs variances en introduisant la matrice diagonale des variances σ_j^2 :

$$\Delta = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & & 0 \\ & \frac{1}{\sigma_2^2} & \\ 0 & & \frac{1}{\sigma_d^2} \end{bmatrix} \quad \text{ou} \quad \sigma_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{ij} - m_j)^2 \quad (\text{III.5})$$

Avec $j=1, d$,

X_{ij} , la $i^{\text{ème}}$ composante de X_j ,

m_j , la moyenne de X_j

Ainsi, à partir des relations (III.4) et (III.5) on en déduit les vecteurs formes centrés-réduits

$$X_{i \text{ norm}} = \Delta^{-1/2} (X_i - m) \quad (\text{III.6})$$

Avec X_i : le $i^{\text{ème}}$ vecteur de l'ensemble d'apprentissage

Pour la suite de l'étude, les données seront considérées comme étant centrées-réduites (C'est-à-dire de moyenne nulle et d'écart type unité).

Les résultats de l'ACP peuvent être visualisés en considérant la projection du nuage de point sur les deux ou trois premiers axes factoriels. Autrement dit, en visualisant la matrice des données dans l'espace défini par les deux ou trois premiers vecteurs propres.

Enfin la qualité de la représentation peut être quantifiée par le calcul du pourcentage d'inertie expliqué sur chaque axe factoriel ou sur le sous-espace de dimension obtenu. Ce pourcentage d'inertie est défini en fonction des valeurs propres.

Soit $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d)$ les d valeurs propres obtenues classées par ordre décroissant, le pourcentage d'inertie expliqué par un axe l est donné par :

$$\Gamma_l = \frac{\lambda_l}{\sum_{j=1}^d \lambda_j} \quad (\text{III.7})$$

Et la qualité de la représentation du nuage de points s'exprime :

$$\Gamma = \frac{\sum_{k=1}^{d'} \lambda_k}{\sum_{j=1}^d \lambda_j} \quad (\text{III.8})$$

Plus ce dernier rapport est proche de 1, meilleure est la représentation. En pratique, l'utilisateur fixe le seuil de qualité (80%, 90%), puis sélectionne séquentiellement les vecteurs u_j lui permettant d'atteindre ce seuil afin de définir la base du sous-espace.

Une fois le sous-espace $R^{d'}$ défini, il est possible d'évaluer la qualité de la représentativité de la projection X_k^p du vecteur X_k , dans se sous-espace, en calculant le cosinus de l'angle α_k que forme se dernier avec R^d :

$$\cos^2(\alpha_k) = \frac{\sum_{i=1}^{d'} (X_{ki}^p)^2}{\sum_{j=1}^d (X_{kj}^p)^2} \quad (\text{III.9})$$

Ainsi, plus $\cos^2(\alpha_k)$ est proche de l'unité plus la projection de X_k en X_k^p représentative

Des résultats d'ACP, utilisés pour la visualisation des ensembles d'apprentissage peuvent être consultés dans le chapitre IV.

III.3.2) Sélection de paramètres

L'ACP ou plus généralement les méthodes d'extraction de paramètres permettent de construire un sous-espace de dimension inférieure à partir de l'espace initial pour entre autres décrire et visualiser l'ensemble d'apprentissage. Seulement cette procédure ne permet pas de réduire le nombre de paramètres à calculer pour chaque observation (étant donnée que les composantes des vecteurs projetés sont des combinaisons linéaires des composantes des vecteurs initiaux). Or réduire le nombre de paramètres en ne sélectionnant que les plus discriminants offre plusieurs avantages :

- le temps de calcul est réduit non seulement pour l'extraction de paramètres, mais aussi pour la décision concernant toute nouvelle observation.
- les performances de la classification sont améliorées.

Pour réduire le nombre de paramètres et, par la même occasion, la dimension de l'espace de représentation on utilise des méthodes de sélection de paramètres.

L'objectif est de rechercher, parmi les d paramètres de départ, un ensemble de d' paramètres donnant le plus d'information. Toutefois, la sélection nécessite la connaissance de la structure en classes des données pour être utilisée de la manière la plus efficace possible. En d'autres termes, l'utilisateur doit connaître le nombre de classes existantes ainsi que les observations correspondantes.

En outre le sous-ensemble de paramètres devra maximiser un critère rendant compte à la fois :

- d'une faible dispersion des points dans chaque classe, ce qui suggère une variance intra-classe minimale.
- d'un éloignement maximal entre les différentes classes, donc d'une variance inter – classes maximale.

Les matrices de variance intra – classe et inter – classes traduisent ces deux conditions. En effet l'expression de la matrice de variance intra-classe fait intervenir les échantillons de chaque classe ainsi que les centres de gravités :

$$S_W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (X_{ij} - m_i)(X_{ij} - m_i)^t \quad (\text{III.10})$$

Alors que la matrice de dispersion inter–classes s'exprime en fonction des centres de gravités des classes et du centre de gravité de l'ensemble d'apprentissage :

$$S_B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M (m_i - m)(m_i - m)^t \quad (\text{III.11})$$

Avec :

M : Nombre de classes

N : Nombre de vecteurs de l'ensemble d'apprentissage

N_i : Nombre de vecteurs dans la classe Ω_i

m_i : Centre de gravité de la classe Ω_i

m : Centre de gravité de l'ensemble d'apprentissage

X_{ij} : j ème vecteur de la classe Ω_i

Par ailleurs, la matrice variance-covariance qui traduit la dispersion totale de l'ensemble vaut:

$$S = S_W + S_B \quad (\text{III.12})$$

Le critère de Fisher appliqué à chacun des paramètres permet de quantifier le pouvoir de discrimination de ceux-ci. Dans le cas de deux classes et pour un paramètre « a » donné, le critère s'exprime de la manière suivante :

$$J(\alpha) = \frac{m_1(\alpha) - m_2(\alpha)}{N_1\sigma_1^2(\alpha) - N_2\sigma_2^2(\alpha)} \quad (\text{III.13})$$

Avec :

$m_i(\alpha)$ ($i = 1, 2$), centre de gravité de la classe Ω_i en ne considérant que le paramètre « a »

$\sigma_i^2(\alpha)$: variance de la composante a des vecteurs de la classe Ω_i :

$$m_i(\alpha) = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} X_{ki}(\alpha) \quad (\text{III.14})$$

$$\sigma_i^2(\alpha) = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} [X_{ij}(\alpha) - m_i(\alpha)]^2 \quad (\text{III.15})$$

D'une manière générale, pour M classes, $J(\alpha)$ s'écrit :

$$J(\alpha) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{M-1} \frac{m_i(\alpha) - m_j(\alpha)}{N_i\sigma_i^2(\alpha) - N_j\sigma_j^2(\alpha)} \quad (\text{III.16})$$

Le numérateur de l'expression (III.16) traduit la séparation des classes (variance inter – classes) alors que le dénominateur reflète la compacité des classes (par analogie avec la variance intra – classe). Plus le critère est grand, plus les classes sont séparées.

Ainsi une première solution pour la sélection des paramètres consiste à prendre en compte les d' premiers paramètres vérifiant :

$$J(\alpha_1) \geq J(\alpha_2) \geq \dots \geq J(\alpha_{d'}) \geq \dots \geq J(\alpha_d) \quad (\text{III.17})$$

Pour définir la dimension finale d' il suffit par exemple de visualiser la valeur du critère pour chacun des paramètres. La (**Fig.III.4**) suivante donne un exemple de calcul du critère. Cette figure nous permet de dire que deux paramètres (a_1 et a_3) concourent activement à la compacité et à la séparabilité des classes. Un troisième paramètre (a_2) intervient dans une moindre mesure, suivi de quatre autres paramètres (a_{31} , a_{29} , a_{28} et a_{25}) qui ont une influence beaucoup plus faible. Les autres paramètres ne sont pas intéressants dans ce cas de figure.

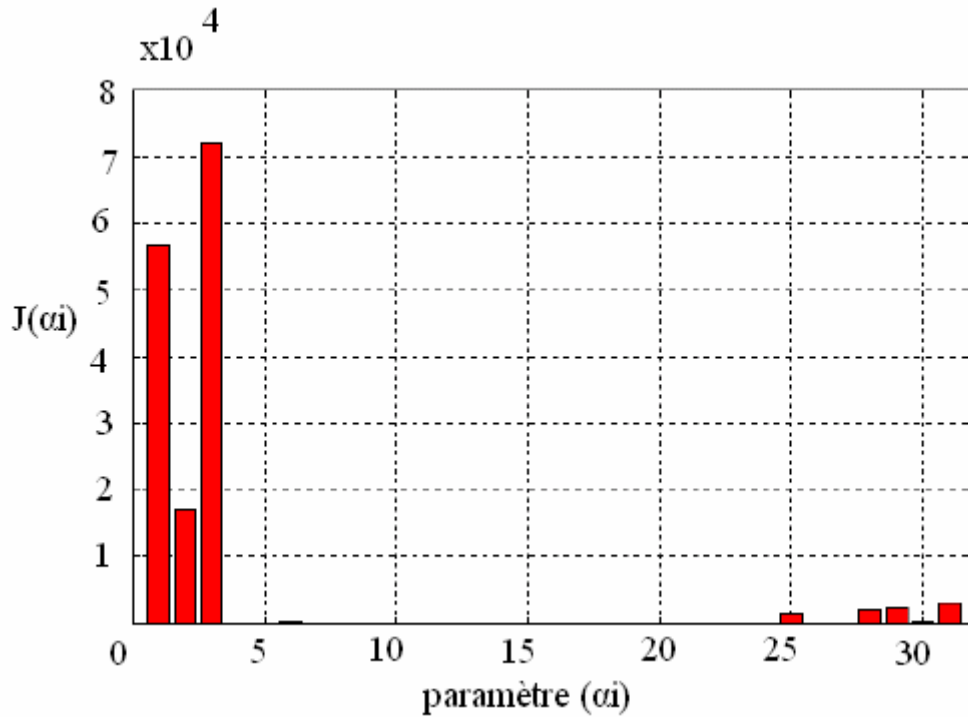


Fig.III.4 : Exemple d'analyse permettant de choisir la dimension du vecteur forme

Nous reviendrons plus en détail sur ce calcul et sur l'application directe correspondante dans le prochain chapitre.

Mais bien qu'étant particulièrement intéressante pour mettre en avant la pertinence des paramètres, cette méthode n'est pas forcément optimale quant à la recherche d'un sous-ensemble E' (de d' paramètres) pour satisfaire au mieux les conditions de séparabilité et de compacité des classes. En effet, elle ne montre que l'apport individuel des paramètres.

Si on considère les matrices de dispersion intra – classes et inter – classes, alors deux autres critères rendant compte directement de la pertinence des sous-ensembles de paramètres peuvent être utilisés :

$$J' = \text{trace}(S_W^{-1} S_B) \quad \text{et} \quad J'' = \frac{\det(S)}{\det(S_W)} \quad (\text{III.18})$$

Ainsi, il est possible de rechercher un ensemble E' de d' paramètres pertinents de telle sorte que :

$$J'(E') = \text{Max}_{i=1, \dots, nc} [J(E_{d'}^{(i)})] \quad (\text{III.19})$$

Avec nc : le nombre de combinaisons (de d' paramètres parmi d) étudiées, et $E_{d'}^{(i)}$ la i ème combinaison de d' paramètres pour laquelle on calcul la valeur du critère.

La première solution serait de calculer la valeur du critère pour toutes les combinaisons possibles de d' paramètres. Mais le nombre total de combinaisons est égale à $C_d^{d'}$, ce qui devient vite dissuasif si la dimension de départ est élevée.

D'autant plus qu'il existe des méthodes sous-optimales qui, même si elles ne permettent pas une recherche exhaustive, fournissent des résultats réalistes. On peut ici en citer quelques-unes

- La méthode appelée SFS ("Sequential Forward Selection") effectue une sélection des paramètres de manière successive. A chaque étape on retient le paramètre qui, s'il est pris en compte avec l'ensemble des paramètres déjà sélectionnés à l'étape précédente, réalise une optimisation du critère. L'ensemble de départ est donc l'ensemble vide.
- La méthode GSFS ("Generalised Sequential Forward Selection") fonctionne comme l'algorithme précédent à ceci près qu'on sélectionne plusieurs paramètres à chaque itération.
- La méthode SBS ("Sequential Backward Selection"), qui comme son nom l'indique procède à l'inverse de la méthode S.F.S. Au départ, l'ensemble des paramètres sélectionnés est initialisé comme l'ensemble des paramètres. A chaque étape, on élimine le paramètre pénalisant le plus le critère J.
- Enfin la méthode GSBS ("Generalised Sequential Backward Selection") utilise la même procédure que la méthode SBS mais en omettant plus d'un paramètre, pour obtenir les sous-espaces, à chaque étape.

III.4) Détermination de l'espace de décision

Il s'agit au cours de cette étape de trouver une structure en classes de l'ensemble des données et cela par la mise en place de procédures de classification.

Donc cette classification peut se faire en deux modes, exclusif ou non exclusif.

L'information ou la non information de la structure de l'ensemble d'apprentissage en classes nous fournit l'information sur le mode classification à choisir à savoir celui supervisé ou non supervisé. Si on se limite à l'affectation exclusive ces méthodes se décomposent en deux parties :

Les méthodes hiérarchiques (ascendantes ou descendantes)

Les méthodes de classification par partition.

III.4.1) Les méthodes de classification hiérarchiques

Cette méthode de classification utilise les distances entre observations ou ensembles d'observations lors de la formation des classes. Alors on obtient une arborescence dont à la

base on trouve les observations et, au sommet l'ensemble des données regroupées en une seule classe. Cette arborescence contient autant de niveaux que d'observations de l'ensemble d'apprentissage. L'algorithme de classification ascendante procède à un regroupement progressif des éléments, alors que la classification descendante vise plutôt l'éclatement des sous-ensembles.

Pour illustrer ces méthodes, la (Fig.III.5) suivante présente le schéma de principe d'une coalescence hiérarchique ascendante. L'ensemble d'apprentissage est constitué au départ (étape n°1) des 9 échantillons, donc de 9 "classes".

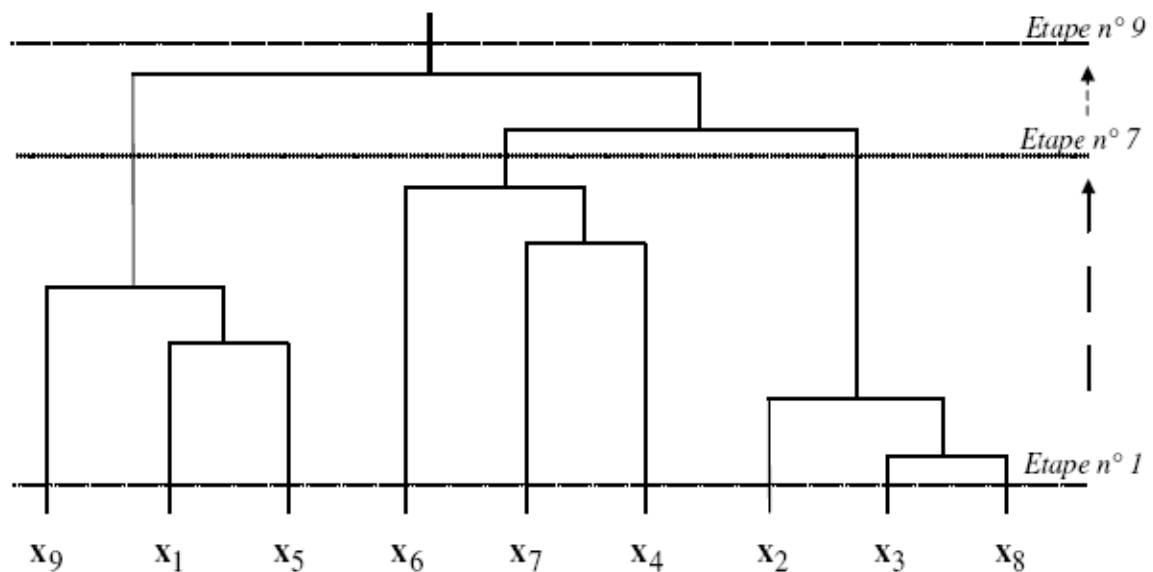


Fig.III.5 Schéma de principe de la classification hiérarchique ascendante. L'ensemble d'apprentissage est constitué de 9 observations.

Dans cet exemple, la procédure peut être arrêtée à un niveau approprié tel que l'étape n° 7. On obtient alors un regroupement en trois classes constituées des observations suivantes :

$\{x_2, x_3, x_8\}$, $\{x_4, x_6, x_7\}$ et $\{x_1, x_5, x_9\}$. L'algorithme peut être contrôlé (arrêté) par un critère de compacité – séparabilité des classes ou validé après visualisation.

Ces algorithmes sont évidemment coûteux en temps de calcul et en espace mémoire pour un nombre élevé d'échantillons. Toutefois de récents travaux y ont apporté des améliorations afin que ces algorithmes soient plus rapides et utilisables en ligne.

III.4.2) Méthodes de classification par partition

Les méthodes de classification par partition ont pour but de créer des regroupements d'observations autour de centres de gravité recherchés. Les algorithmes utilisés font partie de la famille dite des méthodes des nuées dynamiques, on distingue tout particulièrement

l'algorithme Hard C-Means (HCM). Comme son nom l'indique, cet algorithme produit des frontières strictes entre les classes considérées.

L'algorithme HCM fonctionne de la manière suivante :

Initialisation :

- Choix du nombre de classes M
- Initialisation aléatoire de la matrice de partition U

La matrice de partition U à actualiser à chaque itération est composée des coefficients d'appartenance m_{ki} telle que :

$$U = \begin{bmatrix} U_{11} & \dots & U_{1i} & \dots & U_{1M} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ U_{k1} & \dots & U_{ki} & \dots & U_{kM} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ U_{N1} & \dots & U_{Ni} & \dots & U_{NM} \end{bmatrix} \quad (\text{III.20})$$

Avec (eqt 28)

$$\begin{aligned} U_{ki} &\in \{0,1\} \quad \text{tel que :} \\ \forall i, U_{ki} &= 1 \quad \text{et} \quad \forall j \neq i, U_{kj} = 0 \end{aligned} \quad (\text{III.21})$$

A chaque itération q on :

- calcul des centres de gravité m_i de chacune des classes tels que

$$m_i = \frac{\sum_{k=1}^N U_{ki} X_k}{\sum_{k=1}^N U_{ki}} \quad (\text{III.22})$$

- calcul des distances entre les observations et les centres de gravité m_i

$$d(X_k, m_i) = [X_k - m_i]^t [X_k - m_i] = \left[\sum_{j=1}^d [X_{kj} - m_{ij}]^2 \right] \quad (\text{III.23})$$

Affectation des observations aux classes (centre de gravité le plus proche) et actualisation de la matrice U :

$$U_{ki}^{(q+1)} = \begin{cases} 1 & \text{si } d(X_k, m_i) = \min_{j=1, M} [d(X_k, m_j)] \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{III.24})$$

$$\text{Calcul de l'indice d'évolution : } \varepsilon = \|U^{(q+1)} - U^{(q)}\| \quad (\text{III.25})$$

Tant que $\varepsilon > 0$ alors les données (III.21) à (III.23) sont calculées pour l'itération suivante. Si ε devient nul alors la partition est restée inchangée entre les itérations (q) et ($q+1$). En d'autres termes, cela signifie que l'algorithme de coalescence a défini une structure en

classes de l'ensemble et que celle-ci n'évoluera plus. D'une manière intrinsèque, à la fin de la coalescence la variance intra-classe est minimisée. On peut la quantifier grâce au calcul du critère J_w qui correspond à la trace de la matrice de dispersion intra-classe :

$$J_w = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M U_{ki} d(X_k, m_i)^2 \quad (\text{III.26})$$

III.5) Choix de la procédure de décision

Les deux premières étapes ont permis de structurer l'ensemble d'apprentissage en classes distinctes et de pouvoir étiqueter les données de telle sorte que chacune des observations appartient à une des M classes connues.

Soit $X_a = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ l'ensemble d'apprentissage initial et $(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_M)$ l'ensemble des M classes connues. Le problème posé est alors d'affecter une nouvelle observation X_u à l'une des M classes à l'aide d'une règle de décision.

On distingue deux types d'approche pour la mise au point d'une règle de décision. Le premier type d'approche consiste à utiliser des méthodes statistiques, paramétriques ou non paramétriques. La deuxième approche, qui est analytique, consiste à privilégier le calcul des frontières de décision entre classes.

Les méthodes paramétriques supposent la connaissance des lois de probabilité des classes et des observations. En effet, tout vecteur X suit, dans une classe donnée Ω_c , une loi de probabilité $f(X/\Omega_c)$. Par ailleurs, les classes Ω_c ($c = 1, \dots, M$) sont caractérisées par leurs probabilités a priori $\text{Pr}(\Omega_c)$. Ces probabilités vérifient la condition d'orthogonalité suivante :

$$\sum_{c=1}^M \text{Pr}(\Omega_c) = 1 \quad (\text{III.27})$$

En pratique, les données sur les lois de probabilités des classes $\text{Pr}(\Omega_c)$ et des observations $f(X/\Omega_c)$ sont rarement disponibles dans un problème de diagnostic, ce qui conduit alors à utiliser les méthodes non paramétriques.

III.5.1) Les méthodes non paramétriques

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).

III.5.1.1) Principe des méthodes non paramétriques

Considérons l'ensemble d'apprentissage constitué des N vecteurs indépendants (X_1, X_2, \dots, X_N) , ces vecteurs obéissent à la même loi $f(X|\Omega_i)$.

Pour estimer cette densité de probabilité au point x à partir de l'ensemble d'apprentissage, une zone D de volume V est délimitée autour du point. Ainsi en comparant le nombre k d'échantillons appartenant à D par rapport à l'ensemble des N échantillons, on démontre que l'estimation de $f(X|\Omega_i)$ prend la forme :

$$\hat{f}(X/\Omega_i) = \frac{k}{N \cdot V} \quad (\text{III.28})$$

Toutefois les conditions suivantes doivent être vérifiées pour que la convergence de $\hat{f}(X/\Omega_i)$ vers $f(X/\Omega_i)$ soit assurée :

$$\begin{aligned} \lim_{N \rightarrow \infty} V &= 0 \\ \lim_{N \rightarrow \infty} k &= \infty \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{k}{N} &= 0 \end{aligned} \quad (\text{III.29})$$

Le choix du couple (k, V) permettra de réaliser ces trois conditions. Deux approches sont possibles :

- les différentes zones sont définies, chacune de même volume V fonction de N (par exemple

$V = \frac{1}{\sqrt{N}}$ de manière à remplir la première condition). Il suffit alors de s'assurer que la

valeur de k permet de vérifier les deux autres conditions. C'est la méthode utilisée par l'estimateur de Parzen.

- le nombre d'échantillons k est choisi en fonction de N (par exemple $k = \sqrt{N}$). Le volume V est ajusté, autour du point X , pour que le domaine D contienne exactement ces k échantillons. C'est la méthode des k - plus proches voisins (k - ppv).

Cette dernière est présentée plus en détail dans le paragraphe suivant. C'est la première approche utilisée dans le cadre de ces travaux. Elle est très utilisée dans le cadre des méthodes non paramétriques et suscite encore beaucoup d'intérêt.

III.5.1.2) Règle des k – plus proches voisins (k - ppv)

Reprenons la règle de classification définie précédemment en l'appliquant dans un premier temps à une décision entre deux classes Ω_1 et Ω_2 . Ainsi :

$$X \rightarrow \Omega_1 \quad \text{si} \quad \Pr(\Omega_1/X) > \Pr(\Omega_2/X) \quad (\text{III.30})$$

Il vient :

$$X \rightarrow \Omega_1 \quad \text{si} \quad \Pr(\Omega_1)f(X/\Omega_1) > \Pr(\Omega_2)f(X/\Omega_2) \quad (\text{III.31})$$

Les densités de probabilité $f(X/\Omega_i)$ ($i=1, 2$) sont approchées par $\hat{f}(X/\Omega_i)$, en vertu des conditions de convergence spécifiées en (III.28). De plus les probabilités a priori des classes valent :

$$\Pr(\Omega_i) = \frac{N_i}{N} \quad (\text{III.32})$$

Parmi les k échantillons contenus dans le volume V , il y en a k_1 qui appartiennent à la classe Ω_1 et les k_2 restants appartiennent à la classe Ω_2 (**Fig.III.6**). La règle de décision (III.31) devient :

$$X \rightarrow \Omega_1 \quad \text{si} \quad \frac{N_1 k_1}{N N_1 V} > \frac{N_2 k_2}{N N_2 V} \quad (\text{III.33})$$

Se qui implique que :

$$X \rightarrow \Omega_1 \quad \text{si} \quad k_1 > k_2 \quad (\text{III.34})$$

Cette règle peut être généralisée pour une décision entre M classes, avec $M > 2$.

En réalité, la manière la plus simple d'élaborer cette règle est de mesurer la distance entre le nouveau vecteur X et chacun des vecteurs de l'ensemble d'apprentissage. Le vecteur X sera alors affecté à la classe la mieux représentée parmi ses k observations X' les plus proches.

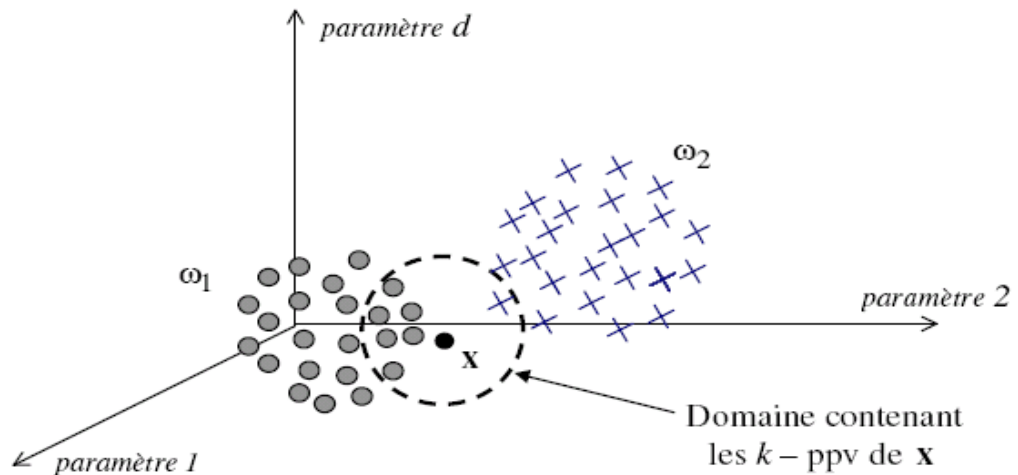


Fig.III.6 : Illustration de l'affectation par la règle des k - ppv, avec $k = 7$

L'expression (III.35) fournit en réalité un indice de proximité entre les deux vecteurs. Il en existe plusieurs types. Parmi les plus connus, dans le cas des données numériques, la

métrique de Minkowski est très utilisée. Elle fournit un indice de "dissimilation" entre deux vecteurs X et Y :

$$d(X, Y) = \left[\sum_{j=1}^d |X_j - Y_j|^r \right]^{1/r} \quad r \geq 1 \quad (\text{III.35})$$

Où d désigne la dimension des vecteurs.

La métrique de Minkowski possède les propriétés d'une mesure de distance car elle vérifie :

$$\begin{cases} d(X, Y) = 0 \text{ si et seulement si } X = Y \\ d(X, Y) \leq d(X, Z) + d(Y, Z) \end{cases} \quad (\text{III.36})$$

Les distances les plus utilisées pour certaines valeurs de r sont :

- La distance euclidienne classique pour $r = 2$:

$$d(X, Y) = \left[\sum_{j=1}^d |X_j - Y_j|^2 \right]^{1/2} = [(X - Y)'(X - Y)]^{1/2} \quad (\text{III.37})$$

- La distance de Manhattan ou city – block pour $r = 1$:

$$d(X, Y) = \sum_{j=1}^d |X_j - Y_j| \quad (\text{III.38})$$

Ou encore, la distance du "Max" pour $r \rightarrow \infty$:

$$d(X, Y) = \text{Max}(1 \leq j \leq d |X_j - Y_j|) \quad (\text{III.39})$$

Enfin, il existe une mesure particulière de distance appelée distance de Mahalanobis. Elle est définie par :

$$d^2(X, Y) = (X - Y)' S^{-1} (X - Y) \quad (\text{III.40})$$

L'introduction de l'inverse de la matrice de variance – covariance S dans l'expression (III.40) signifie que cette mesure de distance prend en compte la dispersion de l'ensemble d'apprentissage, dans chaque dimension.

L'introduction des rejets d'ambiguïté et de distance est nécessaire dans la règle des k – plus proches voisins afin de diminuer les erreurs de classifications et donc les erreurs de diagnostic.

III.5.1.3) Le rejet d'ambiguïté

Le rejet d'ambiguïté fut introduit dans la règle des k – plus proches voisins en fixant un nombre minimal, k' , de voisins que doit avoir le vecteur X dans la classe Ω_i la mieux représentée :

$$\begin{aligned} X &\rightarrow \Omega_i \quad \text{si} \quad k_i = \max_{j=1,M} k_j \geq k' \\ X &\rightarrow \Omega_0 \quad \text{si} \quad k_i = \max_{j=1,M} k_j < k' \end{aligned} \quad (\text{III.41})$$

Plus k' est proche de k , plus le rejet en ambiguïté est important. D'autre part si $k' = 0$, alors le rejet n'est pas appliqué.

III.5.1.4) Rejet de distance

L'option de rejet de distance peut être ajoutée à la règle de décision en fixant un seuil de distance T_d . Le seuil de distance est défini par l'utilisateur. Il est comparé par exemple :

- à la distance moyenne de X à ses k plus proches voisins Y_j ($j=1, k$) :

$$X \rightarrow \Omega_d \quad \text{si} \quad \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k d(X, Y_j) > T_d \quad (\text{III.42})$$

- ou à la distance entre x et le centre de gravité de sa classe d'affectation :

$$X \rightarrow \Omega_d \quad \text{si} \quad d(X, m_i) > T_d \quad (\text{III.43})$$

m_i étant le centre de gravité de la classe d'affectation de X

$d(X, \Omega_i)$ désignera soit la distance moyenne aux plus proches voisins (III.41), soit la distance au centre de gravité (III.42).

Finalement, la règle des k – ppv incluant les deux options de rejet peut s'exprimer par :

$$\begin{cases} X \rightarrow \Omega_d & \text{si} \quad d(X, \Omega_i) > T_d \\ X \rightarrow \Omega_0 & \text{si} \quad d(X, \Omega_i) \leq T_d \quad \text{et} \quad k_i = \max_{j=1,M} k_j < k' \\ X \rightarrow \Omega_i & \text{si} \quad d(X, \Omega_i) \leq T_d \quad \text{et} \quad k_i = \max_{j=1,M} k_j \geq k' \end{cases} \quad (\text{III.44})$$

III.6) Procédure de diagnostic par RDF

Au final, les différentes phases, la phase d'analyse et la phase d'exploitation, composant un système de reconnaissance des formes, ainsi que l'étape d'actualisation servant à la détection de nouveaux modes de fonctionnement peuvent être représentées de la manière suivante :

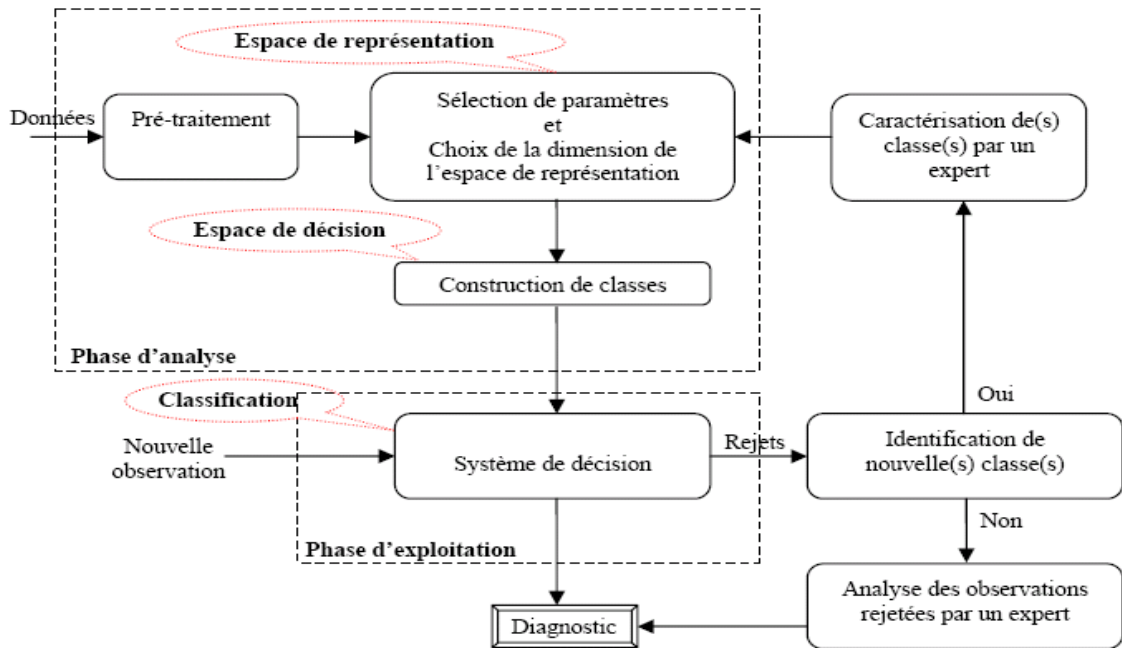


Fig.III.7 : Schéma de principe de la procédure de diagnostic

III.7) Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait une étude détaillée de la reconnaissance des formes par des méthodes statistiques appliquée au diagnostic de défauts de la machine asynchrone.

Nous avons montré que l'application de la RDF se fait par une succession d'étape chacune est complémentaire à l'autre, et présente une continuité à la précédente.

La représentation des vecteurs formes se fait par le prétraitement des signaux mesurés à l'aide des capteurs.

L'application de la sélection de paramètres est plus avantageuse que l'application de l'analyse en composante principale pour réduire l'espace de représentation.

Pour la discrimination des classes on applique les méthodes par partition car les méthodes hiérarchiques sont pénalisant en terme de calcul

Le grand problème de la RDF réside dans l'affectation d'une nouvelle observation à l'une des classes déjà connues. On applique les méthodes non paramétriques pour cette affectation car les méthodes paramétrique suppose une connaissance des lois de probabilité des classes ce que n'est pas disponible dans un problème de diagnostic.

Chapitre IV :
application de la
RDF pour le
diagnostic de défauts

IV.1)Introduction :

Dans les chapitres précédents nous avons présenté les différentes méthodes d'analyse de la machine asynchrone et, sur l'utilisation des méthodes de reconnaissances de formes en vue de diagnostic. Et ce chapitre porte sur l'application pratique de cette méthode à la machine asynchrone, tout en mettant l'accent sur le matériel utilisé ainsi le type d'essais effectués et les différents modes de fonctionnement. Et dans ce cadre, des acquisitions ont été menées sur un nombre limité de modes de fonctionnement pour deux niveaux de charge à savoir à vide et plein charge.

Le principe de la RDF c'est bien de savoir décider à quelle classe, parmi M classes connues, associer une nouvelle forme. C'est pourquoi nous nous sommes intéressés au premier lieu de définir le vecteur forme avec ses différents paramètres

IV.2)Description du procédé.

IV.2.1)Le banc d'essai

On a utilisé quatre moteurs asynchrones à cage d'écureuil (sain, une barre cassée, deux barres cassées, cassure de portion d'anneau) qui ont les caractéristiques suivantes :

-La tension nominale : 220/380V

-La fréquence : 50 Hz

-La puissance : 4 kW

-Le courant nominal ; 15.2/8.8 A

-La vitesse nominale : 1435 tr/mN

-Le facteur de puissance : $\cos(\varphi)=0,8$

-Une carte d'acquisitions de données IOTEQ/DAQ série 1005 avec une fréquence d'échantillonnage de 10KHz connectée à un PC.

La photographie suivante présente le banc utilisé



Fig.IV.1 : *photographie du banc d'essai*

La machine asynchrone (grise) est couplée à une machine à courant continu (jaune) afin de pouvoir effectuer les essais en charges.

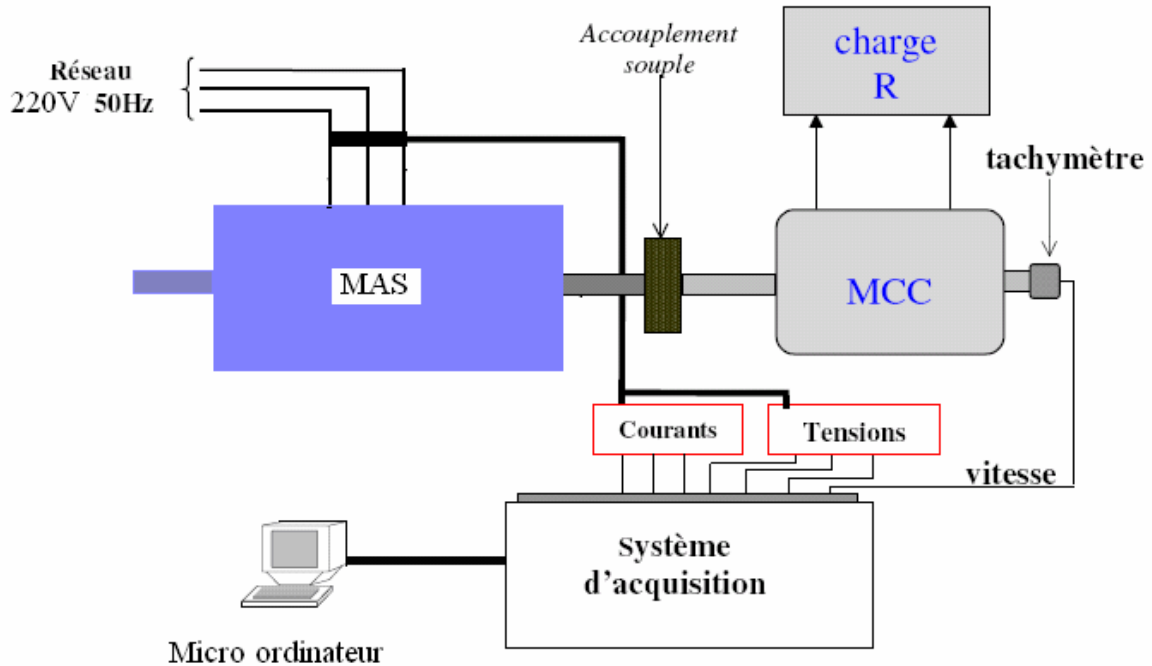


Fig.VI.2: Banc d'essai pour le diagnostic des défauts de la machine asynchrone.

IV.2.2) Moyens de mesures

Les différents signaux mesurés sont relevés à l'aide d'une carte d'acquisition de données de type IOTEQ/DAQ série1005 avec une fréquence d'échantillonnage de 10KHz.

Ces signaux sont :

- les trois courants d'alimentation de la machine
- les trois tensions d'alimentation de la machine
- la vitesse de rotation

Toutes les acquisitions ont été réalisées en régime permanent pour les différents modes de fonctionnement étudiés avec une fréquence d'échantillonnage de 10KHz.

IV.2.3) Différents modes de fonctionnement

Les modes de fonctionnement ayant servis à valider la procédure de diagnostic sont repris dans le tableau suivant. Chacun d'entre eux sera représenté par une classe dans l'espace de décision.

Types de machines	Taux de charge
Machine saine	0 et 3kW
Machine avec une barre cassée	0 et 3kW
Machine avec deux barres cassées	0 et 3kW
Machine avec cassure d'une portion d'anneau	0 et 3kW

Tableau.VI.1: *Les modes de fonctionnement qui seront analysés.*

IV.3) Procédé de diagnostic par RDF

La recherche de la signature consiste, à construire le vecteur forme pour définir de manière pertinente les observations effectuées sur le système. En outre, le vecteur forme (qui est, à proprement parler, la signature du processus) doit permettre de bien distinguer les classes. Cette étape de la phase d'apprentissage est primordiale. En effet, contrairement aux méthodes classiques de diagnostic, l'application de la RDF nécessite la définition d'une seule et même signature dont les paramètres varient en fonction de l'état du système. Parmi tous les paramètres calculés, et que nous allons présenter, certains risquent de ne pas être pertinents pour les modes de fonctionnement étudiés, d'où la nécessité d'utiliser des algorithmes de sélection de paramètres afin de réduire la dimension de l'espace en sélectionnant les plus pertinents. La recherche de la signature par le biais d'algorithmes de sélection est beaucoup plus rapide. Une autre méthode de réduction de la dimension est l'extraction de paramètres par analyse en composantes principales (ACP). Cette méthode offre, par ailleurs, la possibilité de visualiser la position des classes.

Toutefois, le choix du vecteur forme ne pourra être validé qu'après la phase de test du système. En effet, après l'apprentissage il est nécessaire de tester la règle de décision choisie sur une partie des données n'ayant pas servi à l'apprentissage. Ainsi, les taux de bonnes ou de mauvaises classifications seront les éléments qui permettront de voir si les paramètres du vecteur forme sont performants dans leur capacité à caractériser les différentes classes (à condition de ne pas utiliser une mauvaise règle de décision).

IV.3.1) Calcul des paramètres du vecteur forme

L'objectif du système de diagnostic est, rappelons le, de pouvoir identifier un mode déjà connu parmi les modes disponibles dans la base de données. C'est aussi, et surtout, la possibilité de détecter les nouveaux modes de fonctionnement lorsque ceux – ci apparaissent et de pouvoir les intégrer dans sa base de données après expertise. C'est pour cela que les paramètres du vecteur forme sont issus de divers types d'analyses. Nous allons lister, au cours des paragraphes suivants, les différents paramètres qui découlent du

traitement des signaux courants et tensions et de la connaissance du fonctionnement de la machine asynchrone.

Les analyses ayant permis d'extraire des signaux les paramètres constituant le vecteur forme, vont être présentées au cours de ce paragraphe. Il s'agira par la suite d'en sélectionner les plus pertinents en fonction de l'ensemble d'apprentissage.

IV.3.1.1) Puissances

A partir des composantes en quadrature des tensions et des courants, il est aisé d'estimer les puissances actives, réactives et apparentes consommées par la machine.

Ecrivons les tensions et courants, de manière générique, sous forme complexe en considérant les variables \underline{V} et \underline{I} telles que :

$$\begin{cases} \underline{V} = V_{s\alpha} + jV_{s\beta} \\ \underline{I} = I_{s\alpha} + jI_{s\beta} \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

La puissance active P et la puissance réactive Q s'expriment comme suit :

$$\begin{cases} P = \text{Re} \left[\underline{V} \cdot \underline{I}^* \right] = V_{s\alpha} I_{s\alpha} + V_{s\beta} I_{s\beta} \\ Q = \text{Im} \left[\underline{V} \cdot \underline{I}^* \right] = V_{s\beta} I_{s\alpha} - V_{s\alpha} I_{s\beta} \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

Où, \underline{I}^* est l'expression conjuguée du courant.

Enfin la puissance apparente complexe est :

$$S = P + jQ \quad (\text{IV.3})$$

Pour la suite, nous tiendrons simplement compte de son expression en fonction de la valeur efficace des tensions et des courants :

$$S = 3.V_{eff} \cdot I_{eff} \quad (\text{IV.4})$$

Alors :

$$\begin{cases} P' = \frac{P}{S} \\ Q' = \frac{Q}{S} \end{cases} \quad (\text{IV.5})$$

Ainsi trois paramètres sont calculés à l'aide de cette caractéristique :

Le premier est la dispersion du nuage de points, notée ξ .

Le second est la valeur moyenne de la puissance active normalisée P' noté m_p .

Le troisième est la valeur moyenne de la puissance réactive normalisée Q' noté m_q .

Soit, m_{pq} le centre de gravité de l'ensemble et X_k un point de coordonnées $(P'(k), Q'(k))$

$$m_{pq} = [m_p, m_q] \quad (\text{IV.6})$$

Avec :

$$\begin{cases} m_p = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N P'(k) \\ m_q = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N Q'(k) \end{cases} \quad (IV.7)$$

De ce fait :

$$\xi = \sum_{k=1}^n (X_k - m_{p,q})(X_k - m_{p,q})^t \quad (IV.8)$$

En effet le paramètre ξ est un indicateur de dispersion car il s'agit de la somme des distances au carré entre chaque point de la caractéristique et le centre de gravité.

L'illustration graphique suivante nous montre l'intérêt que représente le calcul des trois paramètres d'auaravant.

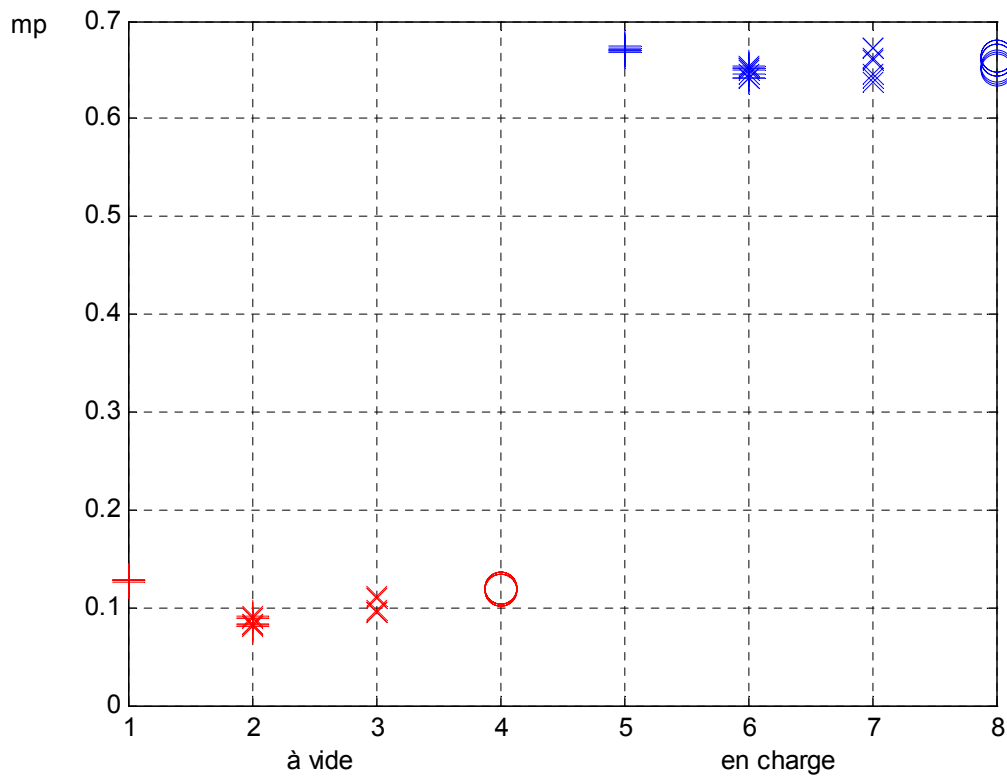


Fig.IV.3 : Variation de la puissance active moyenne (m_p), machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o)

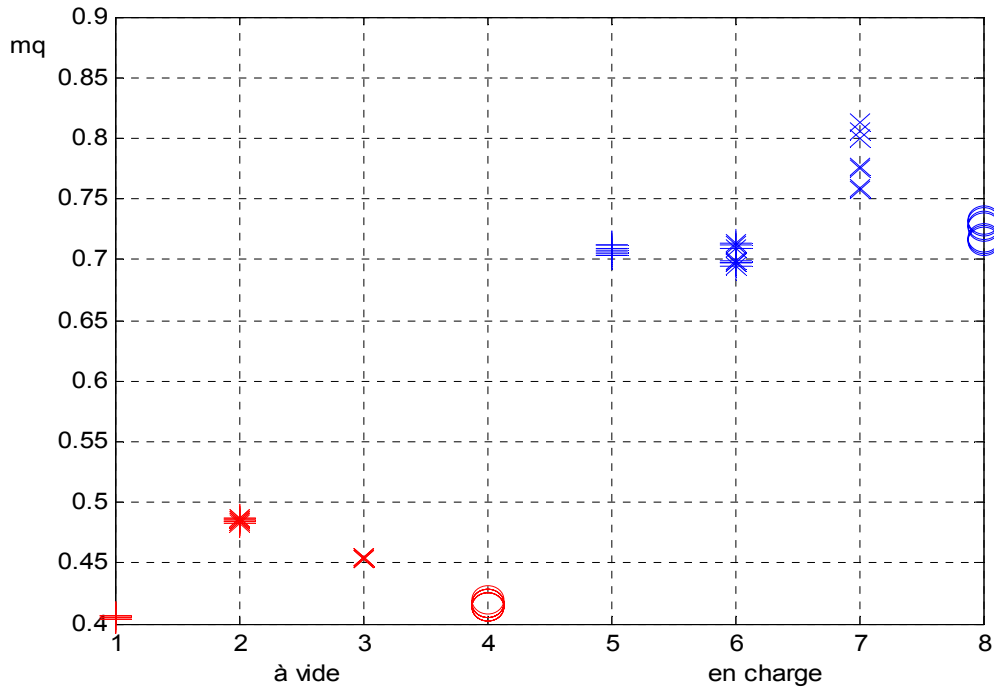


Fig.IV.4 : Variation de la puissance réactive moyenne, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

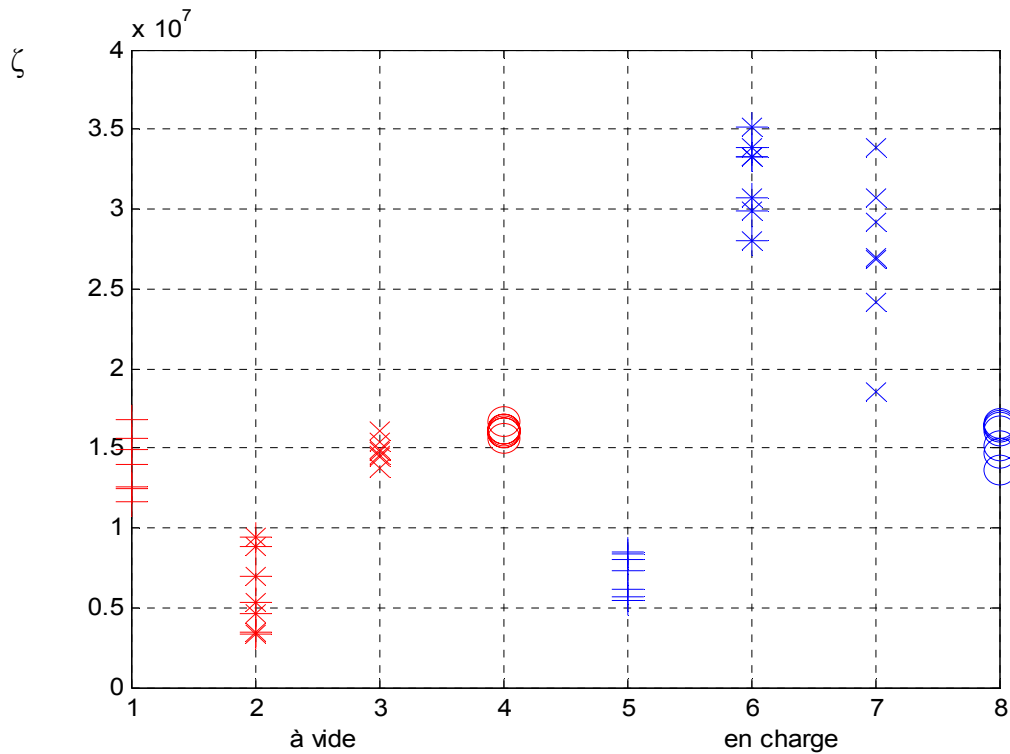


Fig.IV.5 : Variation de la dispersion (ζ), machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

La première observation qui peut être faite, est que le paramètre de dispersion est relativement sensible aux différents états de la machine. Cela est sans doute dû à l'affectation temporelle des courants.

D'un autre côté, l'évolution des paramètres de puissance moyenne est solidaire avec le niveau de charge. Ces paramètres, à eux seuls, risquent de ne pas permettre une distinction franche entre les différents modes, en tout cas du point de vue des défaillances.

Mais combinés à d'autres paramètres sensibles, ces deux paramètres pourraient s'avérer pertinents. En effet ils rendent compte de la puissance mise en jeu, ce qui complétera l'information fournie par les autres paramètres.

IV.3.1.2) Calcul sur $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$

De par le calcul de puissance, d'autres analyses ont été réalisées à partir des courants en quadrature pour extraire plus de paramètres. Les paramètres suivants sont directement liés à l'évolution temporelle des signaux et à la représentation dans le plan de phase du courant stator. Ils sont de nombre de cinq au total.

Considérons le module du courant stator, noté $I_{s\alpha,\beta}$ en fonction des composantes en quadratures.

$$I_{s\alpha,\beta} = \sqrt{I_{s\alpha}^2 + I_{s\beta}^2} \quad (\text{IV.9})$$

On se dispose ainsi de trois signaux dont il s'agit dans un premier temps de calculer les écarts-types :

$$\begin{cases} \sigma_{\alpha} = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_{s\alpha}(k) - m_{\alpha}) \right]^{\frac{1}{2}} \\ \sigma_{\beta} = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_{s\beta}(k) - m_{\beta}) \right]^{\frac{1}{2}} \\ \sigma_S = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (I_{s\alpha\beta}(k) - m_{\alpha\beta}) \right]^{\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (\text{IV.10})$$

Les paramètres σ_{α} et σ_{β} fournissent un résultat quasi identique, à savoir une bonne distinction du fonctionnement à vide par rapport au fonctionnement en charge.

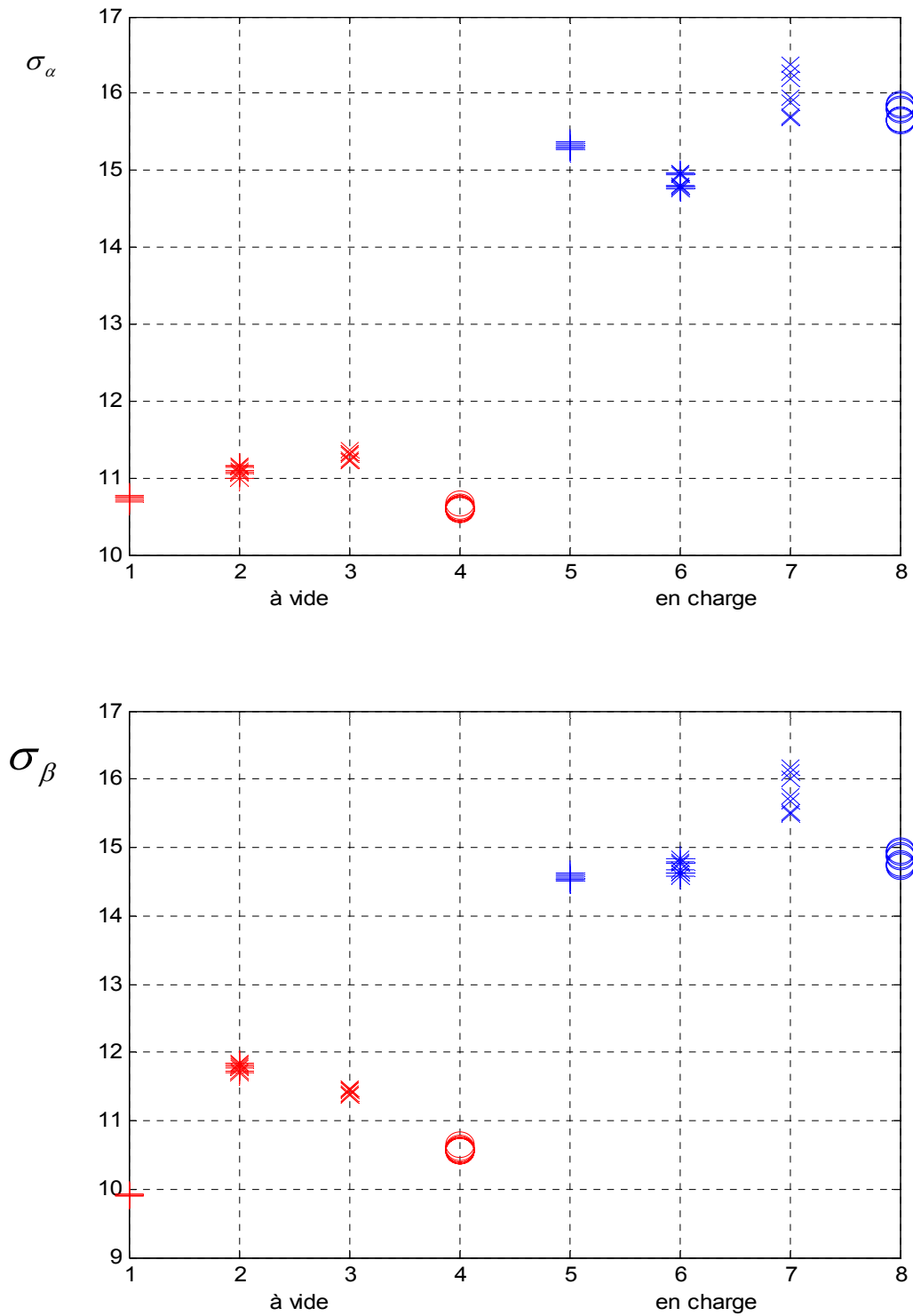


Fig.IV.6 : Variation des écarts-types de $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

Le paramètre σ_s témoigne d'une meilleure sensibilité aux états de la machine, que ce soit à vide ou en charge.

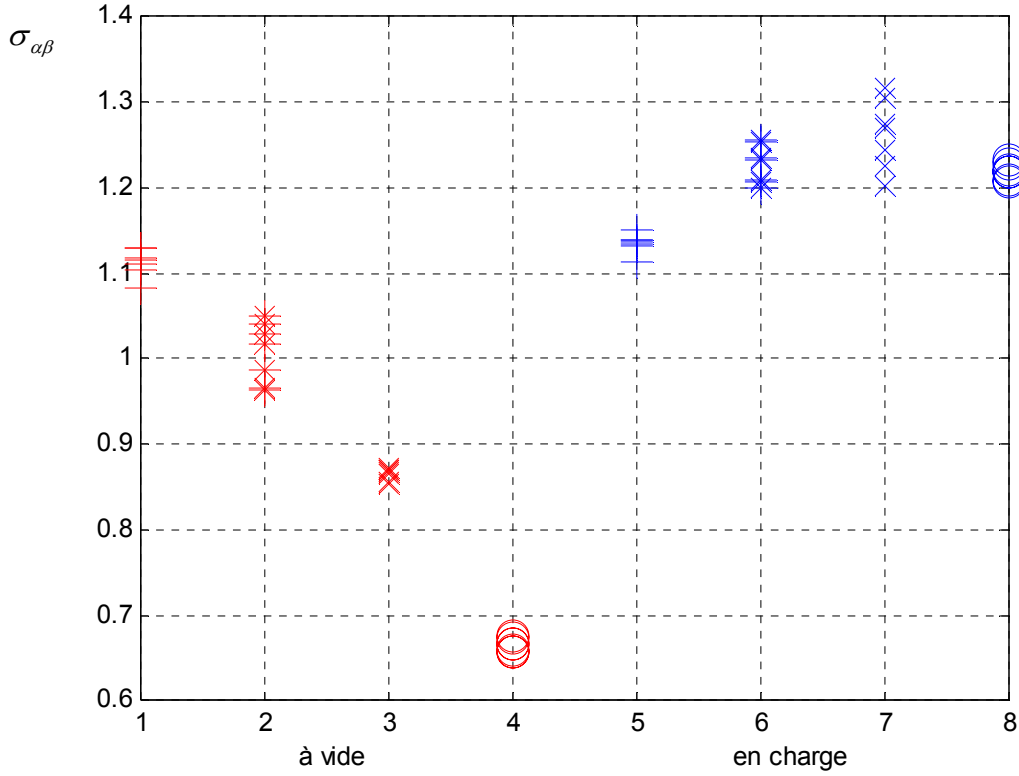


Fig.IV.7 : Variation de l'écart-type de $I_{s\alpha\beta}$, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

Les caractéristiques $I_{s\beta}$ ($I_{s\alpha}$) normalisées par rapport à la valeur efficace de, $I_{s\alpha,\beta}$ ont permis de calculer deux autres paramètres.

$$I_{s\alpha,\beta\text{eff}} = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_{s\alpha,\beta}^2(k) \right]^{1/2} \quad (\text{IV.11})$$

La caractéristique $I_{s\beta}$ ($I_{s\alpha}$) a traduit l'évolution du courant stator $I_{s\alpha,\beta}$, dans le plan complexe :

$$\underline{I}_{s\alpha,\beta} = I_{s\alpha} + jI_{s\beta} = I_{s\alpha,\beta} e^{j\varphi} \quad (\text{IV.12})$$

Les deux paramètres, notés δ_α et δ_β sont les mesures de la déformation de cette caractéristique à $\varphi=0$ et à $\varphi=\pi/2$, autrement dit dans les axes α et β :

$$\begin{cases} \delta_\alpha = \left| \max(I_{s\alpha,\beta}) - \min(I_{s\alpha,\beta}) \right|_{\varphi=0} \\ \delta_\beta = \left| \max(I_{s\alpha,\beta}) - \min(I_{s\alpha,\beta}) \right|_{\varphi=\frac{\pi}{2}} \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

Après l'analyse des caractéristiques, le premier constat est que la différence est très facile à faire pour distinguer les différents modes de fonctionnements que ce soit à vide ou en

charge. De plus, pour le défaut "anneaux de court-circuit" la caractéristique offre des résultats relativement intéressants en fonctionnement à vide.

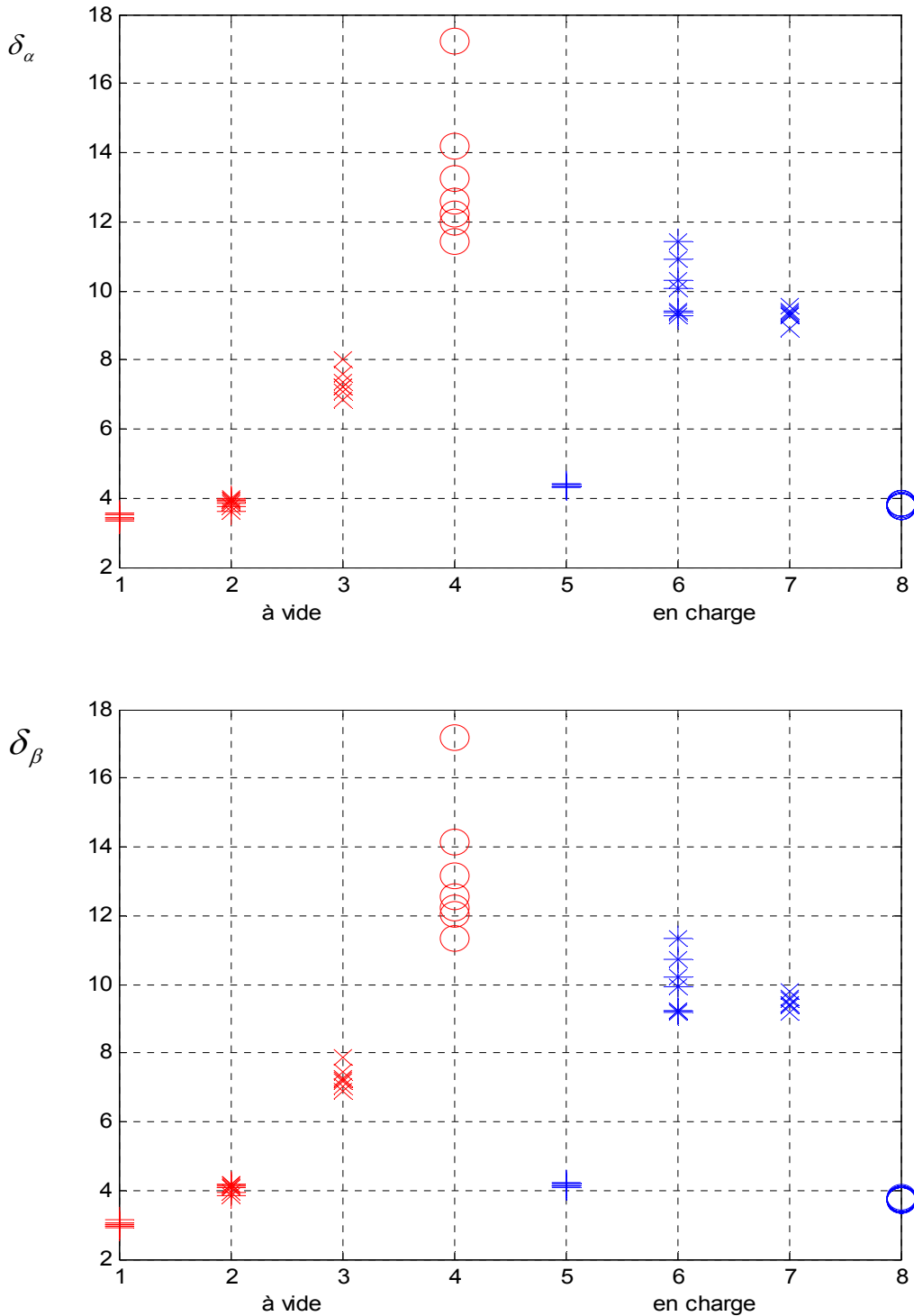


Fig.IV.8 : Déformation de la caractéristique δ_α et δ_β , machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o)

IV.3.1.3) Calcul énergétique

Les signaux étant sinusoïdaux (donc à énergie infinie), leurs puissances moyennes sont évaluées. Cette analyse vise à mettre en évidence, d'une manière globale, les changements dans le spectre du courant. Désignons par $I_d(f)$ la transformée de Fourier de $\text{Re}[I_{sd}]$ dont la densité spectrale de puissance est tout simplement :

$$S_d(f) = I_d(f) \overline{I_d(f)} = |I_d(f)|^2 \quad (\text{IV.14})$$

La puissance moyenne du signal vaut donc :

$$P_{1d} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} S_d(f) df \quad (\text{IV.15})$$

Ce paramètre traduit une relative sensibilité aussi bien à vide qu'en charge.

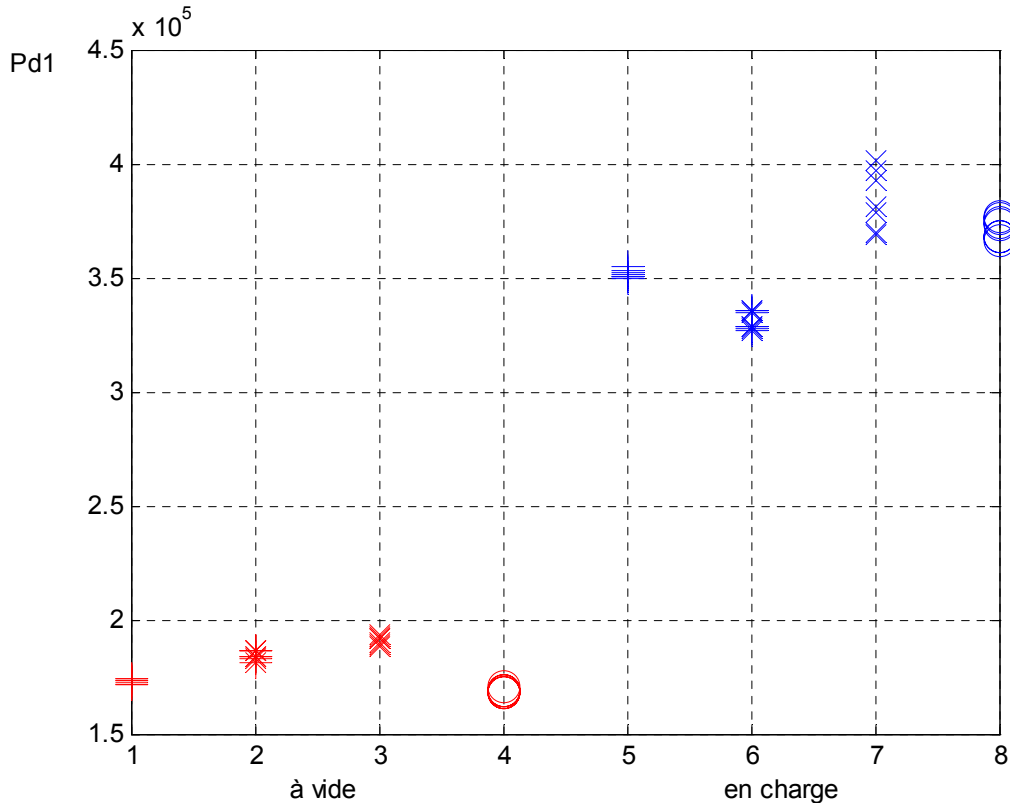


Fig.IV.9 : Variation de la puissance moyenne du courant, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o)

IV.3.1.4) Calcul d'impédances

IV.3.1.4.1) Impédance directe

L'impédance directe Z_d est le rapport entre le fondamental de $V_{sd}(f)$ et celui de $I_{sd}(f)$:

$$Z_d = \left. \frac{V_{sd}}{I_{sd}} \right|_{f=50\text{Hz}} \quad (\text{IV.16})$$

Cette figure montre la variation de l'impédance pour les différents modes de fonctionnement étudiés, tout en illustrant les légères variations de cette impédance en présence des défauts.

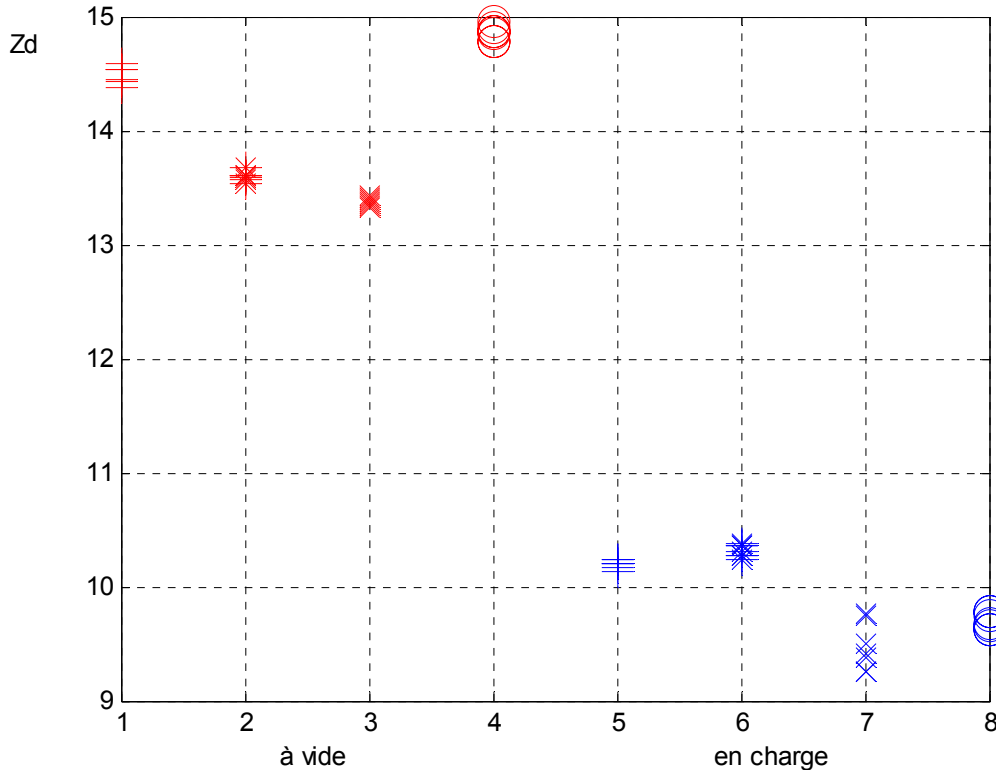


Fig.IV.10 : Variation de l'impédance directe (Z_d), machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

IV.3.1.4.2) Impédance inverse

Il en est de même pour l'impédance inverse Z_i qui, cette fois, est le rapport entre $V_{si}(f)$ et $I_{si}(f)$ à la fréquence du fondamental :

$$Z_i = \left. \frac{V_{si}}{I_{si}} \right|_{f=50\text{Hz}} \quad (\text{IV.17})$$

IV.3.1.5) Calcul du glissement

Le glissement se calcule de la manière suivante

$$g = (\Omega_s - \Omega_r) / \Omega_s \quad (\text{IV.18})$$

Pour les deux modes de fonctionnement étudiés, montrés dans la figure suivante, on remarque que la variation du glissement à pour une légère variation en présence d'un défaut.

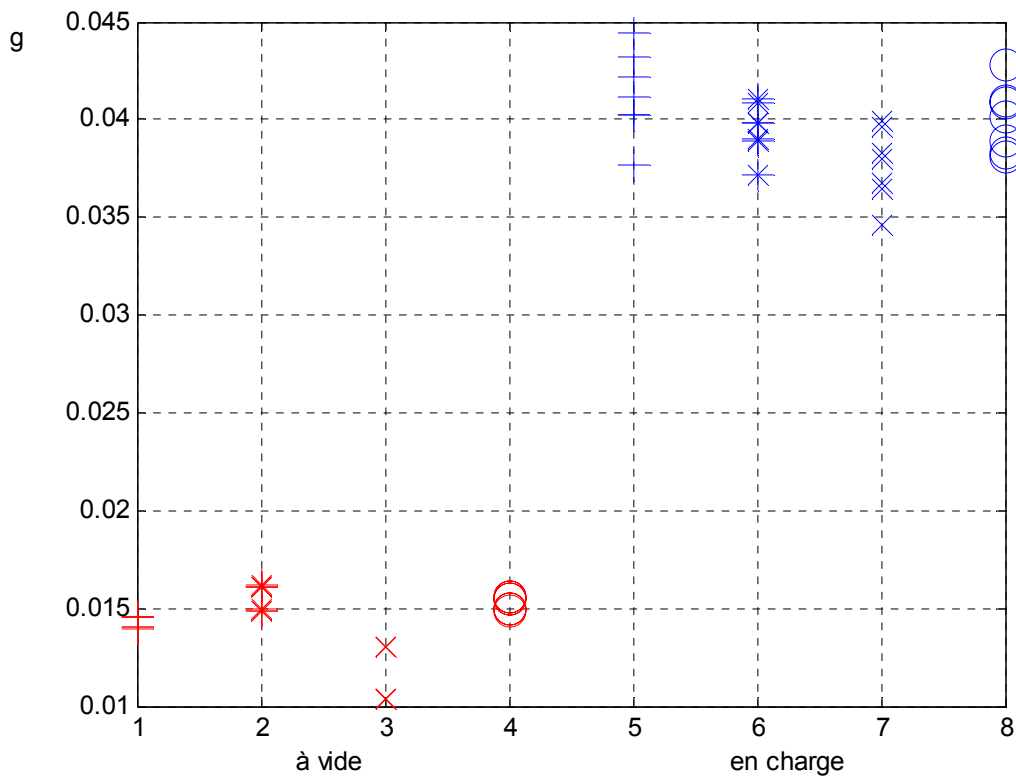


Fig.IV.11 : Variation du glissement, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

IV.3.2) Réduction du vecteur forme

Pour la réduction des paramètres du vecteur forme, on a appliqué la méthode de sélection par le critère de Fisher, équation (III.16), et cela afin d'extraire les paramètres les plus pertinents.

L'application de ce critère a donné les résultats présentés dans l'histogramme suivant :

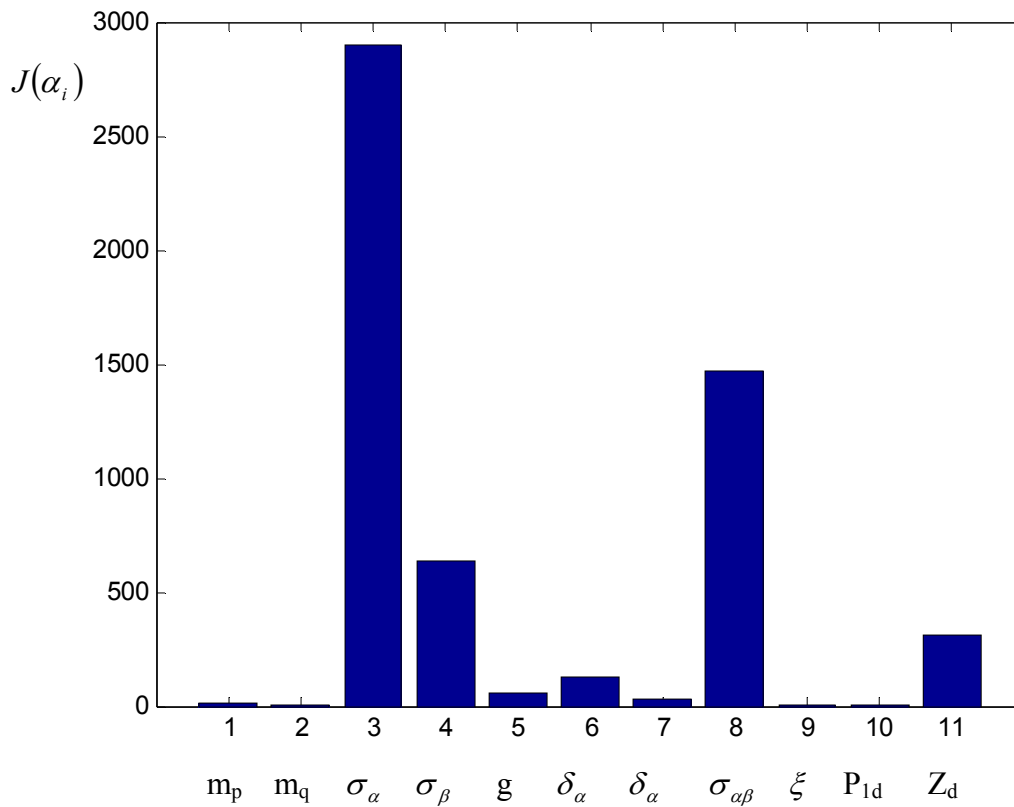


Fig.IV.12 : la sélection de paramètres par le critère de Fisher

Cette représentation montre que les paramètres les plus pertinents sont σ_α , σ_β et $\sigma_{\alpha\beta}$

IV.3.3) Visualisation des classes

L'analyse en composantes principales (ACP) a montré une très bonne efficacité en terme de séparation de classes en la comparant avec l'analyse sans ACP, et les deux illustrations suivantes montrent clairement cette différence

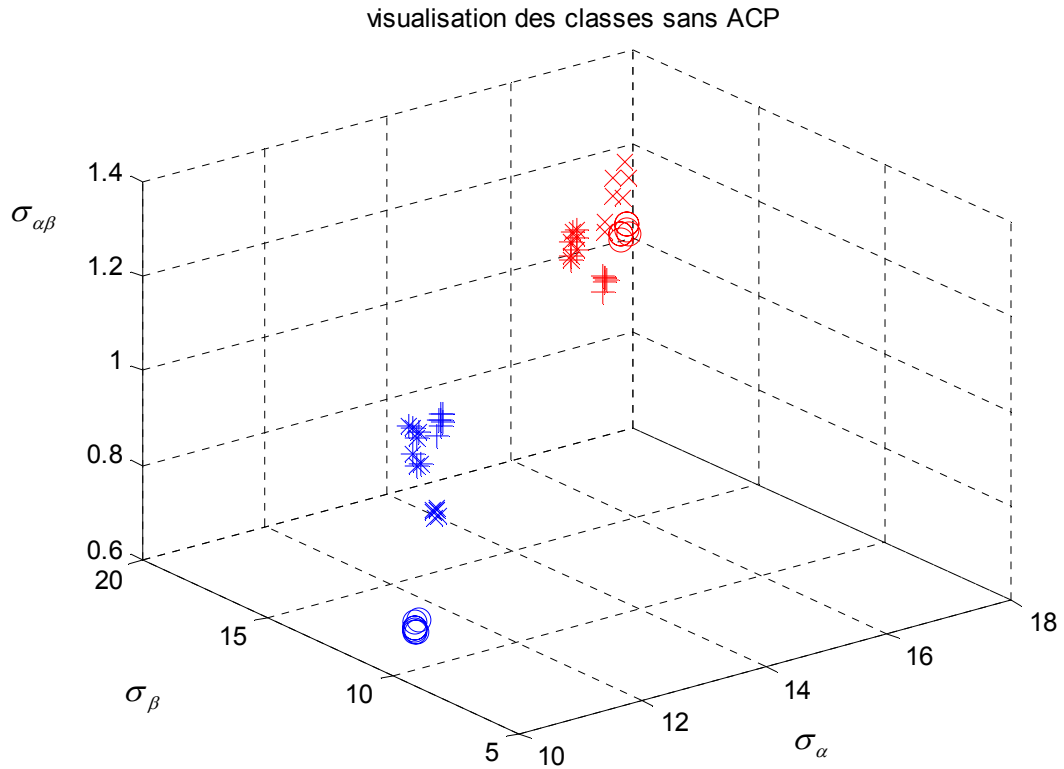


Fig.IV.13 : Visualisation des classes sans ACP, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

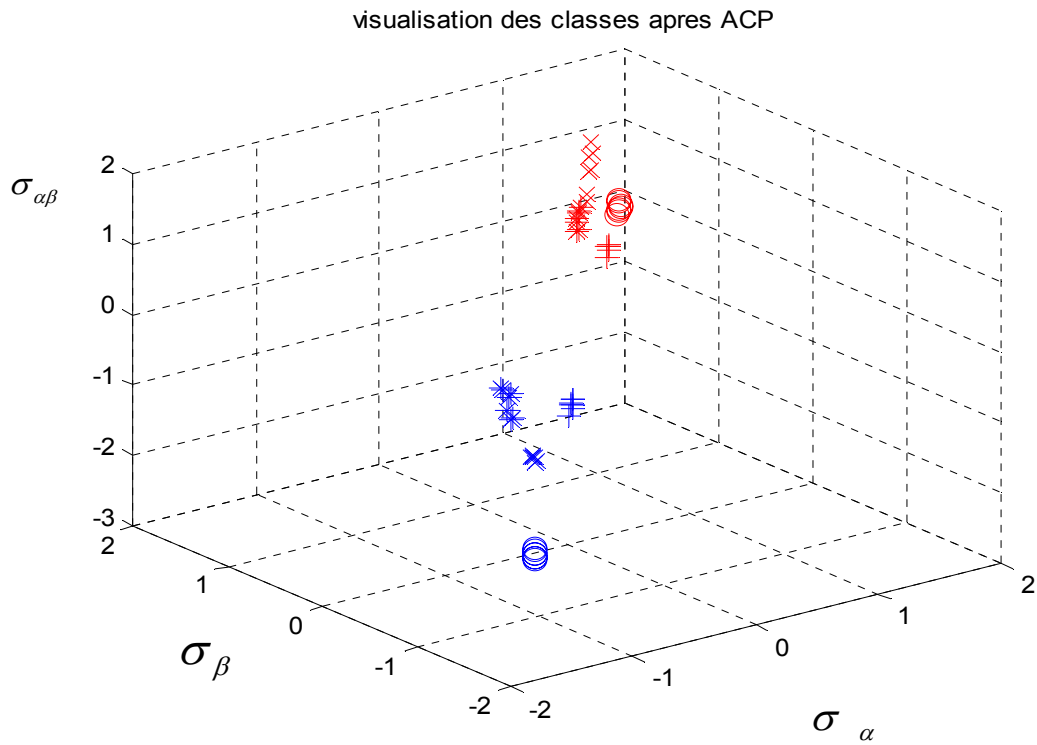


Fig.IV.14 : Visualisation des classes avec ACP, machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

On remarque une bonne séparation des classes après l'application de l'ACP, surtout pour le fonctionnement en charge (en bleu)

IV.3.4) Affectation d'une nouvelle observation

Cette phase traduit le but pratique de la RDF qui consiste à l'affectation d'une nouvelle observation ou autrement dit une nouvelle acquisition à l'une des classes déjà connues. Pour cela on a pris une acquisition sur une machine avec deux barres cassées en charge. L'injection de cette nouvelle acquisition dans une base de données contenant un Programme MTLAB qui s'appuie sur la règle de discision k-ppv, a donnée le résultat illustré dans la figure suivante.

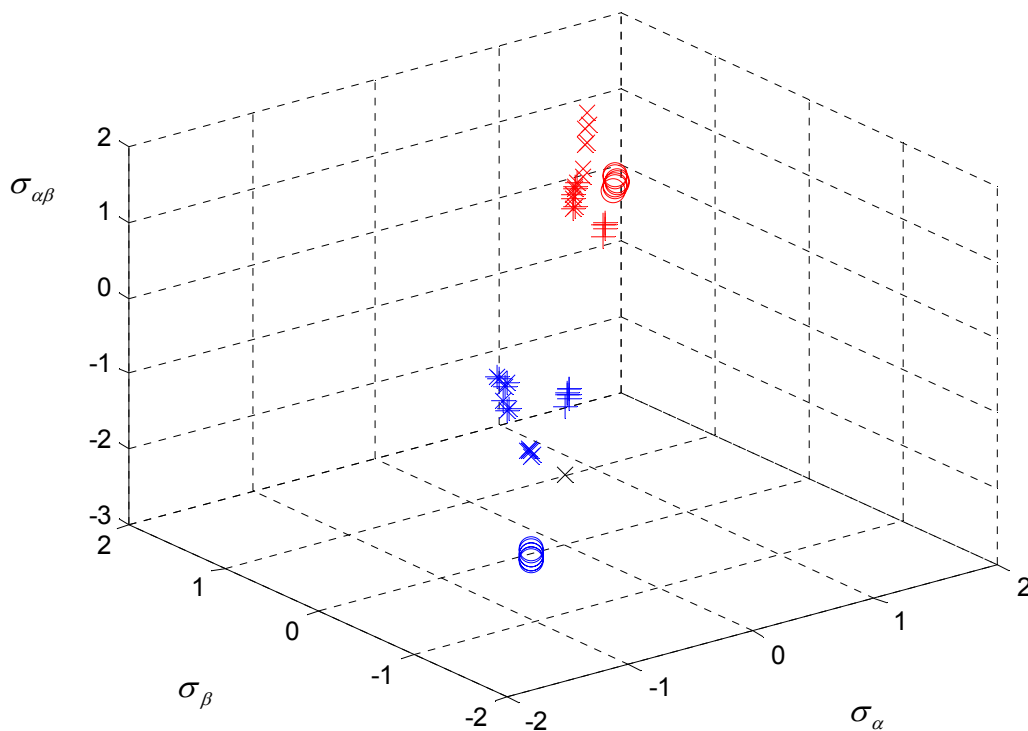


Fig.IV.15 : Affectation d'une nouvelle observation a l'une des classes connue machine saine (+), une barre cassée (*), deux barres cassées(x), portion d'anneau (o).

On remarque que la nouvelle affectation représentée en noire coïncide approximativement avec la classe de deux barres cassées d'où la bonne crédibilité du programme d'affectation.

IV.4) Conclusion

Les résultats précédents ont mis en évidence les performances des algorithmes de décisions pour diagnostiquer les différents états de la machine abordés dans ce mémoire. Ces bonnes performances, surtout lorsque le teste des nouvelles observations coïncide avec des modes déjà connus, ne sont obtenues que si le vecteur forme est correctement définie.

Dans ce chapitre nous avons décrit les éléments du vecteur forme ainsi nous sommes intéressés aux plus pertinents parmi eux.

Conclusion générale

Compte tenu de la fréquence d'utilisation des machines asynchrones dans le domaine industriel, la détection précoce des défauts dans ces machines est devenue un enjeu économique très important. Le travail présenté dans ce mémoire expose l'apport des méthodes de reconnaissance des formes au diagnostic des défauts des machines asynchrones.

Pour aborder l'étude, nous avons établi un état de l'art des défauts pouvant intervenir dans la machine asynchrone et des méthodes classiques permettant de les identifier. Ce travail préliminaire a mis en évidence deux catégories d'approches en vue du diagnostic spécifique de la machine asynchrone :

- le premier type d'approches consiste à utiliser des modèles analytiques du processus machine asynchrone. Ceux-ci fournissent une estimation en ligne des grandeurs non mesurables, inhérentes à la machine et variant en fonction des états de cette dernière.
- la seconde catégorie d'approches consiste à analyser les signaux mesurés sur la machine en cours de fonctionnement. Les analyses sont réalisées, pour la plupart, dans le domaine fréquentiel et en régime permanent. Les informations issues de ces analyses permettent souvent une identification efficace des défaillances présentes au stator, au rotor et sur les paliers (roulements).

Cette première étude est typiquement du ressort de l'expert du processus qu'il faut surveiller. Elle permet d'acquérir une connaissance substantielle de la machine asynchrone, de partir sur une première base de mesures directes ou indirectes accessibles sur la machine. Mais cette expertise ne résout pas en elle-même la problématique du diagnostic automatique des défauts ; elle sert de point de départ à la mise en place d'un éventuel système de décision.

La deuxième partie du travail de la thèse consiste à introduire la procédure de mise en oeuvre d'un système de décision basé sur la reconnaissance des formes. Cette méthodologie est générique. En effet, elle peut s'appliquer à tout système complexe (êtres humains, réseaux téléphoniques, véhicules automobiles...) et n'est donc pas spécifique au problème de la machine asynchrone. Le mécanisme de mise en place d'un système de diagnostic à base de reconnaissance des formes 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. L'analyse en composantes principales, le critère de Fisher ou les autres méthodes citées dans cette thèse donnent des indicateurs permettant de juger la qualité des paramètres retenus. Ceux-ci sont 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 nouvelle mesure ou observation, c'est à dire de décider automatiquement du mode de fonctionnement que représente cette mesure. L'algorithme des k – plus proches voisins (k – PPV) consiste à associer une mesure à la classe majoritairement représentée parmi les mesures voisines les plus proches.

Au niveau de l'application nous nous sommes intéressés à l'affectation d'une nouvelle observation retenue sur une machine asynchrone avec deux barres cassées en charge, tout en appliquant la méthode d'analyse en composantes principales afin de mieux séparer les différentes classes relatives aux différents modes de fonctionnement, ainsi le calcul du critère de Fisher pour chaque paramètre du vecteur forme. En effet le vecteur forme est en fin réduit à trois paramètres plus pertinents, qui à leur tour ont permis une bonne affectation de la nouvelle signature en se basant sur une base de données contenant un programme MATLAB.

En conclusion, ce travail a permis de montrer l'efficacité de l'application des méthodes de reconnaissance des formes au diagnostic des machines asynchrones. Ici seuls ont été abordés les défauts sur la machine d'entraînement, sans tenir compte de l'apparition par exemple d'un défaut au niveau de réseau d'alimentation et de sa répercussion sur le fonctionnement de la machine. La possibilité d'étendre ces méthodes à une approche globale du diagnostic des systèmes électriques ne fait aucun doute.

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse pourraient donner lieu à des études supplémentaires sur plusieurs points :

- Calculer d'autres paramètres avec des méthodes de traitement des signaux plus performantes, pour améliorer la pertinence du vecteur forme. Et chercher des signatures spécifiques au régime transitoire.
- Utiliser ces machines en alimentation onduleur.
- Rechercher de nouvelles méthodes, sans modèles en particulier, utilisant les réseaux neuronaux, la logique floue...

Bibliographie

- [1] BOUMEGOURA.Tarek « Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone et synthèse d'observateurs en vue de diagnostic ». Thèse Doctorat, Ecole Centrale de Lyon, Mars 2001
- [2] DIDIER .G « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances ». Thèse Doctorat. Université Henri Poincaré, Nancy-I, Octobre 2004
- [3] Olivier ONDEL. « Diagnostic par reconnaissance des formes : Application a un ensemble convertisseur-machine asynchrone ». Thèse Doctorat. Ecole Centrale de Lyon, Octobre 2006
- [4] Roland CASIMIR « Diagnostic des défauts des machines asynchrones par la reconnaissance des formes ».Thèse Doctorat. Ecole Centrale de Lyon, décembre 2003
- [5] SCHAEFFER.E, « Diagnostic des machines asynchrones modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts ». Thèse de doctorat, Université De Nantes 1999.
- [6] Hubert RAZIK «le contenu spectral du courant absorbé par la machine asynchrone en cas de défaillances, un état de l'art. »La revue 3EI n^o 29- Juin 2002- page 48-52
- [7]BOUZIDA Ahcene et BOUMAZA Med Adel. « Diagnostic de défauts au rotor par l'approche de l'estimation paramétrique ».Projet de fin d'étude. ENP. Juin 2005.
- [8]NOUREDDINE Lahcène. « Diagnostic de défauts au rotor d'une machine asynchrone à cage d'écureuil. » Mémoire de magister. Mai-2005
- [9] BOUKHERCHA Samir et DILMI Zoheir. « Diagnostic de défauts de la MAS à Rotor à Cage d'écureuil ».Projet de fin d'étude. ENP. Juin 2006
- [10]BENABIDA Farid et OUADAH Mohamed. « Diagnostic de défauts au stator et au rotor par estimation paramétrique de la machine asynchrone ».projet de fin d'étude. ENP. Juin 2006
- [11] Malika NEZAR. « Diagnostic des associations convertisseurs statiques-machines asynchrone en utilisant les technique de l'intelligence artificielle ».thèse de doctorat. Université de Batna. Juin 2006
- [12] [Friedman, 99]. M. Friedman and A. Kandel, « Introduction to pattern recognition statistical, structural, neural and fuzzy logic approaches ». Imperial College Press, London 1999.
- [13] Young-Seong Han « A Learning Pattern Recognition System using Neural Network for Diagnosis and Monitoring of Aging of Electrical Motor »0-7803-0582-5/923.00-1992 IEEE

- [14] T. Hucker H.-G. Kranz « New approach in partial discharge diagnosis and pattern recognition » IEE Proc.-Sci. Meas. Technol., Vol. 142. No. 1, January 1995
- [15] Lotfi BAGHLI «Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques » Thèse Doctorat. Université Henri Poincaré, Nancy-I, Janvier 1999
- [16] A. BOATAS , B. DUBUISSON and M.A. DILLIES-PELTIER « A new statistical pattern recognition distance rejection model application to the monitoring of car catalytic converters ». 0-7803-6583-6/00 - 2000 IEEE
- [17] Masoud Haji, Hamid A. « Pattern Recognition—A Technique for Induction Machines Rotor Broken Bar Detection » 0885–8969/01© 2001 IEEE
- [18] Salih Burak et Carlo Tomasi « A New Pattern Recognition Technique With Application to Computer Aided Colonoscopy » 0-7695-1272-0/01-2001 IEEE
- [19] Wei Fu', Kin F. Li', Stephen Neville', and David Gregson² « Fault Diagnosis for Rapid Transit Using Pattern Recognition and Classification Techniques »
- [20] Menahem et Abraham Kandel « INTRODUCTION TO PATTERN RECOGNITION STATISTICAL, STRUCTURAL, NEURAL AND FUZZY LOGIC APPROACHES » First published 1999 Reprinted 2000
- [21] « Statistical Pattern Recognition », Second Edition. Andrew R. Webb Copyright 2002 John Wiley et Sons, Ltd. ISBNs: 0-470-84513-9 (HB); 0-470-84514-7 (PB)
- [22] « Evolutionary Synthesis of Pattern Recognition Systems » IBir Bhanu, Yingqiang Lin, and Krzysztof Krawiec. 2005 Springer Science+Business Media, Inc.