

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

Discipline ou spécialité :

Génie Électrique

Présentée et soutenue par :

M. ETIENNE FOURNIER

le jeudi 26 novembre 2015

Titre :

PROTOCOLE DE DIAGNOSTIC DES ENTRAINEMENTS ASYNCHRONES PAR REFERENCES: APPLICATION A LA DETECTION DES DESEQUILIBRES MECANIQUES ET DES DEFAUTS DE COURROIE

Ecole doctorale :

Génie Electrique, Electronique, Télécommunications (GEET)

Unité de recherche :

Laboratoire Plasma et Conversion d'Energie (LAPLACE)

Directeur(s) de Thèse :

M. PASCAL MAUSSION

M. ANTOINE PICOT

Rapporteurs :

M. FRANCOIS AUGER, UNIVERSITE DE NANTES

M. RAPHAEL ROMARY, UNIVERSITE D'ARTOIS

Membre(s) du jury :

M. MOHAMED BENBOUZID, UNIVERSITE DE BRETAGNE OCCIDENTALE, Président

M. ANTOINE PICOT, INP TOULOUSE, Membre

M. CHRISTIAN ANDRIEUX, LEROY SOMER ANGOULEME, Membre

M. JEREMI REGNIER, INP TOULOUSE, Membre

M. JOSE ANTONIO-DAVIU, UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA, Membre

M. PASCAL MAUSSION, INP TOULOUSE, Membre

Résumé

Les applications entrainées par des moteurs asynchrones consomment à elles seules la majorité de l'énergie électrique utilisée dans le secteur industriel. Des défauts, majoritairement d'origine mécanique, sont susceptibles de se développer au cours du fonctionnement de ces systèmes et rendent nécessaires la mise en place d'une maintenance souvent onéreuse. Afin de réduire ces coûts et d'optimiser la disponibilité des matériels, des méthodes de diagnostic peuvent être développées afin de détecter au plus tôt l'apparition d'un défaut. Cependant, la fiabilité de ces algorithmes et l'automatisation du diagnostic sont complexifiées par la diversité des systèmes alimentés par les variateurs de vitesse industriels ainsi que par le changement de leur point de fonctionnement.

Afin de répondre à ces problématiques, un protocole de diagnostic permettant de réaliser une détection sensible et robuste des défaillances mécaniques est développé dans ce travail. Cette méthode consiste à segmenter le plan couple-vitesse du moteur surveillé et à réaliser des références statistiques caractérisant son fonctionnement sain sur chacune des zones de fonctionnement. Des indicateurs de défaut peuvent ensuite être définis statistiquement afin de quantifier l'écart du système vis-à-vis de son comportement sain. Ces indicateurs sont ainsi indépendants du système surveillé et de son point de fonctionnement. Les principales applications ciblées par ce protocole sont les systèmes de compression, de pompage et de ventilation qui représentent une part importante de l'énergie électrique consommée dans le secteur industriel.

Le protocole de diagnostic développé dans cette étude est validé expérimentalement dans le cadre de la détection de différentes niveaux de déséquilibre mécanique mais également pour la surveillance d'un système de transmission de type poulies-courroies. De plus, les campagnes expérimentales sont effectuées sur plusieurs systèmes électromécaniques dont les propriétés sont foncièrement différentes afin de valider les performances de normalisation de ce protocole.

Mots-clefs

- Moteur asynchrone
- Diagnostic
- Déséquilibre mécanique
- Transmission poulies-courroies
- Analyse spectrale
- Normalisation
- Référence statistique
- Indicateur statistique
- Segmentation du plan couple-vitesse

Abstract

Systems driven by induction motors consume most of the industrial electric supply. Mechanical faults may develop over time and disrupt their proper functioning, resulting in high maintenance expenditure. In order to reduce these costs and to improve machines availability, diagnosis methods can be developped to perform the early detection of incipient faults. However, the variety of industrial applications driven by induction motors complicates the automation of fault detection.

To resolve these issues, a sensitive and robust diagnosis protocol has been developed in two stages. First, the torque-speed plane of the monitored motor is segmented in different functioning areas. Then, a statistical reference is achieved on each operating zone in order to characterize the healthy working of the system. Statistic-based indicators may then quantify the system deviation from its healthy behaviour. These indicators are therefore independent of the monitored system and of its functioning point. The applications targeted by this study are fans, pumps and compressors which are widely used in industrial processes.

This diagnosis protocol is experimentally validated on the detection of several levels of mechanical unbalance and for the monitoring of V-belts drive health state. Moreover, test campaigns are achieved on varied electromechanical systems in order to validate the normalization performances of the developed protocol.

Keywords

- Induction motor
- Diagnostic
- Mechanical unbalance
- V-belts drive system
- Spectral analysis
- Normalization
- Statistical reference
- Statistical indicator
- Torque-speed plane segmentation

Table des matières

Résumé i

Abstract iii

Table des matières v

Introduction générale 1

Partie I Contexte de l'étude 3

Chapitre 1 - Problématiques de la surveillance des systèmes d'entrainement industriels 5

Introduction . . . 5
1.1 Contexte de l'étude . . . 6
1.1.1 Intérêts de la maintenance prédictive . . . 6
1.1.2 Systèmes et applications ciblés par l'étude . . . 8
1.1.3 Répartition des défauts dans les systèmes d'entrainement et leurs charges . . . 12
1.2 État de l'art sur la détection des défaillances d'origine mécanique . . . 14
1.2.1 Présentation des défauts mécaniques . . . 14
1.2.2 Approche modèle/Approche signal . . . 16
1.2.3 Méthodes de diagnostic de type MCSA . . . 18
1.2.4 Méthodes de diagnostic par apprentissage . . . 20
1.2.5 Bilan sur la littérature actuelle . . . 22
1.3 Problématiques liées la surveillance des applications industrielles . . . 23
1.3.1 Première problématique : dépendance des signatures de défaut au système surveillé . . . 23
1.3.2 Seconde problématique : dépendance des signatures de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement . . . 26
Conclusion . . . 29

Partie II Développement d'un protocole de diagnostic adapté aux contraintes des variateurs de vitesse industriels 31

Chapitre 2 - Normalisation des signatures de défaut vis-à-vis du système d'entrainement surveillé 33

Introduction . . . 33
2.1 Référence du comportement sain d'un système d'entraînement . . . 35
2.1.1 Surveillance des systèmes d'entraînement . . . 35
2.1.2 Notion de référence du comportement d'un système électromécanique . . . 36
2.1.3 Exemple de la moyenne μ et de l'écart-type σ comme référence statistique . . . 37
2.1.4 Choix de la taille N_{ref} de la référence . . . 38
2.2 Indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ . . . 41
2.2.1 Exemple du test T_k (grandeur centrée réduite) . . . 41
2.2.2 Exemple d'application du test T_k sur des signatures de défaut réelles . . . 43
2.3 Autres exemples d'outils de normalisation . . . 46
2.3.1 Test de Grubbs sur la variance . . . 47
2.3.2 Test de Dixon . . . 48
2.3.3 Coefficient d'asymétrie (skewness) et coefficient d'aplatissement (kurtosis) . . . 49
2.4 Automatisation du diagnostic . . . 51
2.4.1 Performances d'un indicateur de défaut . . . 51
2.4.2 Définition automatique d'un seuil d'alarme . . . 53
2.4.3 Appréciation des différents indicateurs de défaut normalisés . . . 57
Conclusion . . . 60

Chapitre 3 - Normalisation des signatures de défauts vis-à-vis du point de fonctionnement du système d'entrainement surveillé 63

Introduction . . . 63
3.1 Influence du point de fonctionnement sur les signatures de défaut . . . 64
3.1.1 Introduction : détection d'un défaut d'origine mécanique . . . 65
3.1.2 Influence du niveau de charge sur les signatures de défaut : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$ . . . 72
3.1.3 Influence de la vitesse du moteur sur les signatures de défaut : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$ . . . 74
3.2 Développement d'un protocole de diagnostic sur l'ensemble du plan couple-vitesse . . . 76
3.2.1 Choix d'un ensemble de vitesses de diagnostic . . . 76
3.2.2 Segmentation de l'axe de charge . . . 82
3.2.3 Sectorisation du plan couple-vitesse et création de multiples références statistiques . . . 86
3.3 Utilisation du protocole de diagnostic sur les applications industrielles 90
3.3.1 Impact du protocole sur les applications ciblées par l'étude . . . 90

3.3.2 Adaptabilité du protocole de diagnostic 94
Conclusion 96

Partie III Validation expérimentale du protocole de diagnostic 99

Chapitre 4 - Détection d'un déséquilibre mécanique dans un système électromécanique entrainé par un moteur asynchrone 101
Introduction 101
4.1 Origines et effets d'un déséquilibre mécanique dans un système d'entrainement 102
4.1.1 Description et origines du défaut de balourd. 103
4.1.2 Effets d'un déséquilibre mécanique sur les différentes grandeurs électriques et mécaniques 104
4.2 Banc de test du laboratoire LAPLACE 105
4.2.1 Éléments de puissance 105
4.2.2 Mesure et acquisition des données expérimentales. 107
4.3 Première campagne expérimentale (MAs n°1) 109
4.3.1 Caractéristiques des enregistrements 109
4.3.2 Évolution des signatures de défaut brutes 111
4.3.3 Application du protocole de diagnostic 112
4.4 Seconde campagne expérimentale (MAs n°2) 118
4.4.1 Caractéristiques des enregistrements 119
4.4.2 Application du protocole de diagnostic 120
Conclusion 124

Chapitre 5 - Surveillance des systèmes de transmission par courroies 127
Introduction 127
5.1 Défaillances des systèmes de transmission par courroies et poulies . . 128
5.1.1 Présentation des transmissions par courroies 128
5.1.2 Analyse des défaillances des systèmes de transmission poulies-courroies 129
5.2 Effets d'une perte de tension des courroies : essais préliminaires . . . 131
5.2.1 Présentation du banc expérimental Leroy Somer 132
5.2.2 Signatures brutes à vitesse constante 135
5.2.3 Effet d'un échelon de consigne de vitesse 143
5.2.4 Effet d'un créneau de consigne de vitesse 147
5.3 Application du protocole de diagnostic à consigne de vitesse constante 151
5.3.1 Protocole utilisé et secteurs de fonctionnement 151
5.3.2 Application du protocole de diagnostic sur les différentes signatures de défaut 153
5.4 Application du protocole de diagnostic avec une consigne de vitesse carrée 156
5.4.1 Protocole de diagnostic et consigne de vitesse 157
5.4.2 Application du protocole sur les différentes signatures de défaut 158

5.4.3 Résultats pour un rapport de transmission non-unitaire 164
Conclusion sur la surveillance des systèmes poulies-courroies 165

Conclusion générale et perspectives **167**

Annexes **171**

Annexe A - Caractéristiques des systèmes expérimentaux **173**
A.1 Système expérimental au LAPLACE 173
A.1.1 Variateur de vitesse 173
A.1.2 Moteurs asynchrones 174
A.1.3 Machine à courant continu 175
A.1.4 Disque de balourd 176
A.2 Système expérimental Leroy Somer 176
A.2.1 Variateur de vitesse 177
A.2.2 Moteur asynchrone 177
A.2.3 Machine à courant continu 177
A.3 Système d'acquisition 178

Annexe B - Outils statistiques **180**
B.1 Table de probabilités de la loi normale centrée réduite 180
B.2 Calcul récursif des indicateurs de défaut normalisés 182
B.2.1 Moments et moments centrés 182
B.2.2 Test T_k 183
B.2.3 Test de Grubbs 183
B.2.4 Test de Dixon 183
B.2.5 Skewness 184
B.2.6 Kurtosis 184

Introduction générale

Actuellement, plus des deux tiers de l'énergie électrique consommée par le secteur industriel est utilisée par la force motrice [Bon02], dont 63% uniquement pour les processus de ventilation, de pompage et de compression de fluides. Des dégradations d'origine mécanique ou électrique sont susceptibles de se développer dans ces systèmes et perturber leur fonctionnement. Les dépenses liées à leur maintenance représentent ainsi un pourcentage non négligeable de leur coût de cycle de vie (CCV). Certaines études [Aho07], [Tam10], [Aho12] montrent en effet que ces coûts représentent le second poste de dépenses du CCV de ce type d'applications, devant leur coût initial (achat) et derrière leur coût énergétique (consommation électrique). Par conséquent, des travaux scientifiques se sont focalisés sur la détection anticipée des défauts dans les moteurs électriques afin de favoriser une maintenance préventive juste à temps et diminuer le temps d'indisponibilité des processus surveillés.

De nombreuses méthodes de diagnostic ont notamment été développées via l'analyse des grandeurs électriques mesurées sur les moteurs à partir d'outils du traitement du signal. Des signatures caractéristiques de certains défauts peuvent être surveillées au cours du fonctionnement de l'application et révéler l'apparition d'une ou plusieurs dégradations. Le développement de l'alimentation à vitesse variable des systèmes industriels facilite l'utilisation de cette approche de diagnostic, dite "signal", pour plusieurs raisons. D'une part, les capteurs nécessaires à la commande et à la sécurité des systèmes entrainés par le moteur fournissent des mesures (courants, tensions, etc.) exploitables pour réaliser le diagnostic. De plus, il est envisageable d'implémenter les algorithmes de traitement du signal nécessaires au calcul des signatures de défaut dans le calculateur des variateurs de vitesse utilisé pour la commande du moteur.

Cependant, le diagnostic automatique d'une large gamme de moteurs électriques fonctionnant à vitesse variable et entrainant des applications variées pose de nombreux problèmes vis-à-vis de l'utilisation de l'approche signal. Ce travail de thèse a par conséquent pour objectif de définir un protocole de diagnostic sensible et robuste des défauts mécaniques survenant dans les applications industrielles entrainées par des moteurs asynchrones. Il a été réalisé au sein du groupe de recherche CODIASE (COmmande et DIAgnostic des Systèmes Électriques) du laboratoire LAPLACE en collaboration avec l'entreprise Leroy Somer. Cette démarche nous a conduit à structurer ce manuscrit de thèse en cinq chapitres.

Le premier chapitre décrira le contexte industriel et scientifique de notre travail. L'étude visera les applications de type pompes, compresseurs et ventilateurs alimentés par la gamme de moteurs asynchrones de Leroy Somer qui couvre une plage de puissance allant du kiloWatt à plusieurs centaines de kiloWatts. Une étude interne à la société décrivant la répartition des défaillances survenant dans ces systèmes nous

orientera vers la détection des défauts mécaniques. Un état de l'art des méthodes de diagnostic de cette catégorie de défauts sera présenté et les problématiques liées à la surveillance et au diagnostic automatisé d'un large nombre de systèmes aux propriétés hétérogènes seront définies.

Le second chapitre sera consacré à la normalisation des signatures de défaut vis-à-vis de l'application surveillée. La notion de référence saine d'un système électromécanique sera introduite et nous verrons que différents outils statistiques permettent de la générer. Des indicateurs de défaut normalisés, i.e. indépendants du système surveillé, pourront ensuite être définis à partir des signatures de défaut brutes et de leurs références statistiques. Un seuil d'alarme pourra enfin être automatiquement associé à ces indicateurs afin de faciliter le diagnostic de systèmes aux caractéristiques variées.

Dans le troisième chapitre, un protocole de diagnostic permettant de réaliser le diagnostic robuste d'une large gamme d'applications sera développé à partir du processus défini dans le chapitre 2. La normalisation des signatures de vitesse sera réalisée indépendamment du point de fonctionnement via la génération de multiples références statistiques dans le plan couple-vitesse. L'impact de ce protocole de surveillance et son adaptabilité par rapport aux différents types d'applications industrielles ciblées par cette étude seront discutés à la fin de ce chapitre.

La validation expérimentale du protocole de diagnostic défini dans le chapitre 3 sera réalisée dans les chapitres 4 et 5 dans le cadre de la détection des défauts de balourd et de la perte de tension de courroies de transmission. La normalisation des signatures de défaut sera confirmée pour trois systèmes aux caractéristiques foncièrement différentes (nombre de pôles du moteur, inertie de la charge, type de transmission, puissance, vitesse nominale, etc.). De plus, la robustesse des indicateurs de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement sera vérifiée dans une large zone du plan couple-vitesse des moteurs asynchrones testés. Enfin, une attention particulière sera portée à la recherche de signatures de défaut sensibles aux défaillances mécaniques considérées. Cette démarche nous amènera notamment à définir une approche de diagnostic originale et performante du défaut de courroies étudié dans le chapitre 5.

Première partie

Contexte de l'étude

Chapitre 1

Problématiques de la surveillance des systèmes d'entrainement industriels

Sommaire

Introduction **5**
1.1 Contexte de l'étude **6**
1.1.1 Intérêts de la maintenance prédictive 6
1.1.2 Systèmes et applications ciblés par l'étude 8
1.1.3 Répartition des défauts dans les systèmes d'entrainement et leurs charges 12
1.2 État de l'art sur la détection des défaillances d'origine mécanique **14**
1.2.1 Présentation des défauts mécaniques 14
1.2.2 Approche modèle/Approche signal 16
1.2.3 Méthodes de diagnostic de type MCSA 18
1.2.4 Méthodes de diagnostic par apprentissage 20
1.2.5 Bilan sur la littérature actuelle 22
1.3 Problématiques liées la surveillance des applications industrielles **23**
1.3.1 Première problématique : dépendance des signatures de défaut au système surveillé 23
1.3.2 Seconde problématique : dépendance des signatures de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement 26
Conclusion **29**

Introduction

Ce premier chapitre du mémoire de thèse est divisé en trois sections permettant de situer au mieux notre étude par rapport aux besoins industriels mais également vis-à-vis de la littérature scientifique considérable de ce domaine de recherche.

Dans un premier temps, le contexte industriel de ce travail est présenté dans la section 1.1. Les machines électriques et les applications ciblées ainsi que les avantages liés à l'utilisation d'un système de maintenance prédictive sont tout d'abord détaillés. La répartition des défauts rencontrés dans ces types de systèmes d'entrainement ainsi que les opportunités de diagnostic fournies par les variateurs de vitesse industriels

sont exposées dans un second temps et permettront d'orienter notre étude vers la détection des défauts mécaniques.

Un état de l'art sur la détection des défaillances d'origine mécanique est ensuite développé dans la section 1.2. Une présentation succincte de cette catégorie de défauts est tout d'abord fournie. Une comparaison des deux méthodes classiques de diagnostic, i.e. les approches *modèle* et *signal*, est ensuite réalisée dans le cadre de la détection des défauts mécaniques. La seconde approche, basée sur le traitement du signal, a finalement été retenue en raison de son adéquation à la surveillance des défaillances mécaniques. Un état de l'art des travaux menés dans cette direction est par conséquent détaillé dans la sous-section 1.2.3. Enfin, différentes méthodes d'apprentissage appliquées au diagnostic des systèmes d'entrainement sont présentées dans la sous-section 1.2.4 afin d'aider à répondre aux problématiques présentées par la suite.

Deux problématiques majeures liées à la surveillance d'une large gamme de machines électriques et d'applications sont exposées et analysées dans la section 1.3. La première problématique, liée à la grande variété des systèmes d'entrainement surveillés, est présentée dans la sous-section 1.3.1. L'exemple d'une signature de défaut réelle obtenue en régime de fonctionnement sain pour deux systèmes aux caractéristiques différentes est présenté et permettra de montrer la nécessité d'une phase d'apprentissage du système afin de caractériser son comportement en régime de fonctionnement sain. La seconde problématique, liée à la dépendance des signatures de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement du système, est quant à elle présentée dans la sous-section 1.3.2. L'exemple d'une signature de défaut réelle obtenue en régime sain sur un même système mais pour deux points de fonctionnement différents est également illustré afin de mettre en évidence ce problème dans le cadre de la surveillance d'applications à vitesse variable.

Ces deux problématiques, auxquelles s'ajoute le manque de connaissances sur certaines défaillances liées à la charge ou à l'accouplement (exemple du défaut de courroies), sont rappelées dans la conclusion et servent de point de départ à notre étude.

1.1 Contexte de l'étude

1.1.1 Intérêts de la maintenance prédictive

Les enjeux économiques liés à la maintenance des systèmes industriels, dont ceux entrainés par des moteurs asynchrones, sont très importants pour les entreprises. Cette remarque est d'autant plus vraie aujourd'hui en raison de l'automatisation, de la complexification et de l'inter-dépendance des machines et des lignes de production (cf. [Mec04]). Cependant, ce poste de dépense a longtemps été considéré comme inéluctable et faisant partie des frais généraux de fonctionnement.

La maintenance industrielle constitue pourtant un gisement de compétitivité élevé pour beaucoup d'entreprises (cf. [Mec04]). Les coûts directement ou indirectement associés à la maintenance représentent en effet un pourcentage élevé dans l'analyse du coût du cycle de vie (CCV) des systèmes industriels et peuvent être diminués en optimisant la stratégie de maintenance adoptée. Dans [Aho07], [Tam10] et

[Aho12], une analyse du CCV est présentée pour deux systèmes différents et illustre l'impact de la maintenance dans le coût total (construction, utilisation et démantèlement) d'une application industrielle. La première application est constituée d'une pompe centrifuge alimentée par un moteur asynchrone d'une puissance de 400 kW et utilisée dans l'industrie du papier. La seconde application, également utilisée dans une usine de pâte à papier, est composée d'un ventilateur centrifuge entrainé par un moteur de 132 kW. L'analyse du CCV de ces deux systèmes est représentée sur la figure 1.1 et détaille chaque poste de dépense (achat, consommation, frais de maintenance et pertes de production).

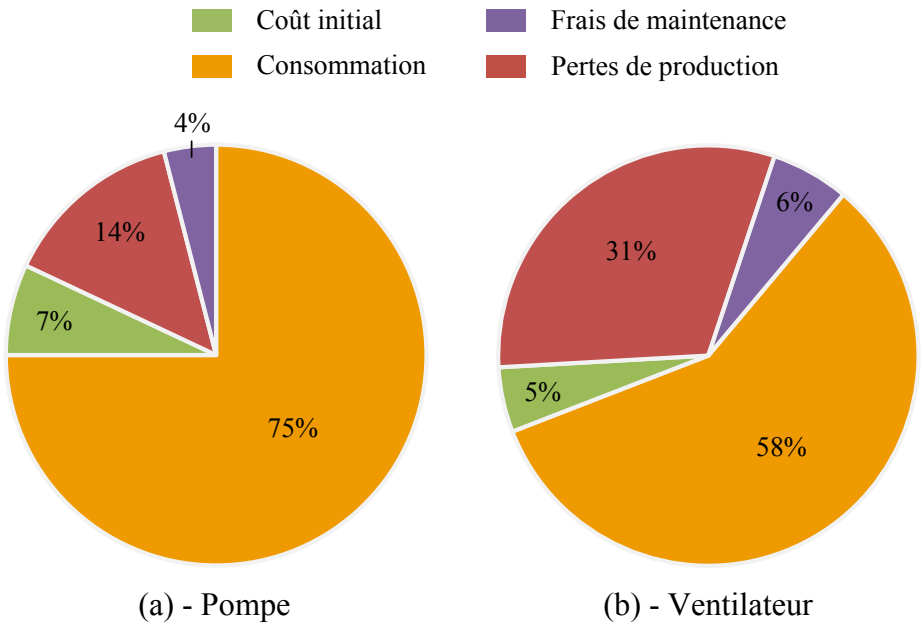


FIGURE 1.1 – Analyse du CCV d'une pompe industrielle (a) et d'un ventilateur d'extraction de gaz et de séchage (b) utilisés dans une usine de papier [Aho12].

Ces deux études, menées sur des périodes de 10 ans (pompe) et 15 ans (ventilateur), montrent tout d'abord l'importance de la consommation électrique des applications dans le coût total de fonctionnement. D'autre part, nous pouvons constater que le pourcentage du CCV dû à la maintenance des systèmes est très élevé. Ce pourcentage comporte d'une part les frais directs liés à la maintenance (pièces, main d'œuvre, etc.) mais également les pertes de production engendrées par l'indisponibilité du matériel lors de ces phases de maintenance .

Afin d'optimiser les coûts de maintenance des systèmes d'entrainement industriels, plusieurs stratégies peuvent être utilisées [Duc06] :

– la **maintenance corrective** qui consiste à effectuer une phase de maintenance que lorsque celle-ci est nécessaire, i.e. lorsqu'une pièce constitutive du système est cassée et empêche le fonctionnement correct de l'application. Cette méthode de diagnostic présente l'avantage de diminuer les frais de maintenance puisque le nombre de pièces et le temps de maintenance est théoriquement réduit au minimum. Cependant, le temps d'indisponibilité et les pertes de production occasionnées par cette approche peuvent être élevées. De plus, la

défaillance d'une pièce peut dégrader d'autres parties du système et également générer des problèmes de sécurité.
- la **maintenance programmée** ou **préventive** qui consiste à effectuer les phases de maintenance selon un échéancier de visites propre à chaque installation (maintenance systématique) ou lorsqu'un ou plusieurs paramètres de fonctionnement, représentatifs des performances du système, dépassent des seuils pré-établis (maintenance conditionnelle). Cette méthode permet quant à elle de réduire l'indisponibilité de l'application et par conséquent de diminuer les pertes de productions, au prix d'un nombre de phases de maintenance plus important.

Ces deux approches ne permettent cependant pas d'optimiser les coûts de maintenance globaux des installations industrielles. En effet, dans le premier cas (maintenance corrective) la diminution des frais de maintenance se fait au détriment de la disponibilité du matériel et inversement pour la seconde approche.

Une troisième méthode de maintenance, appelée **maintenance prédictive**, permet d'optimiser le coût du cycle de vie des applications industrielles en réduisant à la fois les frais de maintenance et les périodes d'indisponibilité du matériel. Cette approche consiste à ne réaliser une phase de maintenance que lorsque celle-ci est nécessaire, i.e. juste avant la défaillance d'une pièce. Une connaissance précise du comportement du système est par conséquent nécessaire pour parvenir à atteindre cet objectif. Des capteurs, des outils de diagnostic ainsi qu'un calculateur permettant de collecter et de fusionner les informations collectées sont par conséquent indispensables pour pouvoir statuer sur l'état de santé d'un système industriel.

Les applications industrielles (ventilateurs, pompes, compresseurs, etc.) entrainées par des moteurs, eux-mêmes alimentés par des variateurs de vitesse, sont des candidats parfaits pour l'utilisation d'une stratégie de maintenance prédictive. D'une part, la forte instrumentation de ces systèmes (cf. 1.1.2) permet d'obtenir de nombreuses mesures qui pourront être exploitées pour estimer l'état de santé de l'application. D'autre part, les variateurs de vitesse industriels actuels disposent d'un système informatique destiné à la commande des moteurs électriques qu'ils alimentent. Cette puissance de calcul déjà existante pourra donc être utilisée, moyennant éventuellement quelques améliorations, pour analyser les données fournies par les différents capteurs et réaliser ainsi le diagnostic du système entrainé.

1.1.2 Systèmes et applications ciblés par l'étude

Applications industrielles typiques

Les applications industrielles ciblées par notre étude sont celles entrainées par des moteurs électriques, et majoritairement par des moteurs asynchrones [Des96]. Parmi ces systèmes, trois familles d'applications représentent à elles seules 63% de l'énergie électrique consommée par les moteurs électriques dans le secteur industriel [Bon02], [Sch08] :
- les **ventilateurs** utilisés principalement pour l'alimentation, la circulation et l'extraction de gaz dans les industries agroalimentaires, chimiques, pétrochimiques, etc. Un exemple de ce type de système est illustré, dans son environ-

nement, sur la figure 1.2(a).
- les **pompes rotodynamiques**, axiales ou centrifuges, utilisées pour le transport et la pressurisation de liquides. Ces systèmes sont principalement utilisés dans l'agroalimentaire, l'industrie pétrolière ainsi que dans les réseaux hydrauliques. Un exemple de pompe rotodynamique est illustré sur la figure 1.2(b). Les pompes volumétriques ne représentent que 25% des pompes utilisées dans l'industrie [Bon02] et ne seront pas analysées dans cette étude.
- les **compresseurs volumétriques**, à vis ou à pistons, permettant de fournir un débit de gaz sous une certaine pression. Ces systèmes sont majoritairement employés pour la production de gaz comprimé et pour la réfrigération. Un système de compression entrainé par un moteur asynchrone est représenté sur la figure 1.2(c).



(a) Ventilation (b) Pompage (c) Compression

FIGURE 1.2 – Exemples d'applications industrielles entrainées par des moteurs asynchrones : système de ventilation (a), de pompage (b) et de compression (c).

Contrairement aux moteurs électriques employés dans l'automobile, les systèmes de levage, etc., les moteurs entrainant les applications présentées précédemment fonctionnent de manière quasi-stationnaire. Leur point de fonctionnement peut varier au cours du temps avec la variation de charge des applications mais cette modification est suffisamment lente pour nous permettre de considérer son fonctionnement comme stationnaire durant quelques secondes, i.e. durant les enregistrements dédiés au diagnostic du système. De plus, en raison des économies d'énergie apportées par l'utilisation de la vitesse variable dans ces trois familles d'applications industrielles (cf. [Bon02]), la part de marché des systèmes alimentés par des variateurs de vitesse ne cesse d'augmenter par rapport aux solutions traditionnelles [Bon02]. L'état de santé de la majorité de ces applications pourra donc être surveillé à travers les variateurs industriels qui les alimentent.

Gamme de moteurs asynchrones Leroy Somer

En raison de leur faible coût et de leur simplicité de commande à vitesse variable (mesure de la vitesse non nécessaire), la majorité des applications présentées dans la sous-section précédente sont entrainées par des moteurs asynchrones à cage [Des96]. Afin de s'adapter aux caractéristiques des différents systèmes de ventilation, de

pompage et de compression présents dans les installations industrielles, une gamme complète de moteurs asynchrones est développée par Leroy Somer et illustrée sur la figure 1.3.



(a) LSES, 0,75 à 200 kW (b) FLSES, 0,75 à 675 kW (c) PLSES, 0,75 à 900 kW

FIGURE 1.3 – Gamme de moteurs asynchrones selon leur famille d'appartenance : LSES (a), FLSES (b) et PLSES (c).

Les propriétés et caractéristiques de cette gamme de machines sont synthétisées dans le tableau 1.1.

Propriété	Valeur	Unité
Puissance P_n	0,75 à 900	kW
Courant I_n	1,7 à 1584	A
Moment M_n	2,5 à 5764	N.m
Polarité	2, 4 ou 6 pôles	-
Vitesse Ω_n	3000, 1500 ou 1000	tr.min^{-1}
Poids total	7,5 à 3450	Hz
Moment d'inertie J	0,0007 à 35	kg.m^2

TABLE 1.1 – Propriétés de la gamme de moteurs asynchrones développée par Leroy Somer. Valeurs fournies pour un réseau d'alimentation 400 V / 50 Hz.

La lecture de ce tableau permet de prendre conscience de la variété des moteurs asynchrones utilisés dans le milieu industriel en basse tension. Nous verrons dans la section 1.3 que cette hétérogénéité, à laquelle s'ajoute celle des charges entrainées, de l'accouplement utilisé, etc., constitue un premier obstacle à la réalisation d'une stratégie de maintenance prédictive. Ce point constitue la première problématique de notre étude (cf. sous-section 1.3.1) qui est traitée dans le chapitre 2.

Variateurs de vitesse industriels Leroy Somer

Les applications industrielles dont nous souhaitons réaliser le diagnostic sont entrainées par les moteurs asynchrones dont la gamme a été présentée dans le pa-

ragraphe précédent. Afin de réduire leur consommation d'énergie et de faciliter leur démarrage [Bon02], ces moteurs sont alimentés pour la plupart par un variateur de vitesse, à partir duquel la surveillance de l'état de santé du système complet pourra être réalisée. Nous allons voir ici que l'utilisation d'un variateur de vitesse présente de nombreux avantages et constitue déjà un premier pas pour réaliser le diagnostic du système qu'il alimente.

Les variateurs développés par Leroy Somer permettant d'alimenter et de contrôler les moteurs asynchrones présentés dans le paragraphe précédent sont composés de plusieurs familles, **Unidrive M**, **Powerdrive F300**, **Powerdrive FX** et **Powerdrive MD2**, permettant de s'adapter à de nombreuses applications industrielles. Ces gammes de variateurs sont illustrés sur la figure 1.4.



(a) Unidrive M, 0,25 à 2800 kW (b) Powerdrive F300, 1,1 à 2800 kW (c) Powerdrive FX, 22 à 150 kW (d) Powerdrive MD2, 45 à 2800 kW

FIGURE 1.4 – Familles de variateurs de vitesse Leroy Somer : Unidrive M (a), Powerdrive F300 (b), Powerdrive FX (c) et Powerdrive MD2 (d).

Ces variateurs présentent de multiples fonctionnalités qui permettent de capitaliser et d'analyser de nombreuses informations sur le moteur asynchrone alimenté ainsi que sur la charge entrainée. D'une part, de nombreuses mesures et estimations sont réalisées par le variateur de vitesse pour des besoins de commande et de sécurité. Celles-ci comportent notamment :

- les 3 signaux des courants de phase $\mathbf{i_1(t)}$, $\mathbf{i_2(t)}$ et $\mathbf{i_3(t)}$ du moteur. Ces signaux sont filtrés à l'aide d'un filtre passe-bas analogique de fréquence de coupure environ égale à 200 Hz et sont acquis avec une fréquence d'échantillonnage f_e pouvant aller jusqu'à 10 kHz et une résolution de 12-bits (11-bits + signe).
- les signaux de la tension de bus continu $\mathbf{U_{DC}(t)}$ et des ordres de commande des IGBTs de l'onduleur $\mathbf{c_1(t)}$, $\mathbf{c_2(t)}$ et $\mathbf{c_3(t)}$. Ces signaux sont obtenus avec les mêmes caractéristiques (fréquence d'échantillonnage et résolution) que celles des signaux de courant et permettent de reconstruire les tensions entre phases du moteur.
- l'estimation de la vitesse moyenne $< \mathbf{\Omega(t)} >$ obtenue à l'aide de la référence de vitesse Ω_{ref} et de la valeur nominale du glissement de la machine.
- l'estimation de la puissance mécanique moyenne $< \mathbf{P_{meca}(t)} >$ fournie.

Ces mesures et estimations peuvent ainsi être utilisées, à l'aide des outils de diagnostic présentés dans la section 1.2, pour générer des indicateurs reflétant l'état de

santé des différentes parties du système.

De plus, la commande des moteurs asynchrones étant réalisée de manière numérique par les variateurs de vitesse Leroy Somer, ceux-ci possèdent un microprocesseur doté d'une puissance de calcul ainsi que des ressources mémoires déjà existantes. Cette architecture peut donc être utilisée, telle quelle ou en effectuant des améliorations, pour analyser les données mesurées et estimées sur le système en intégrant différents outils de diagnostic. Enfin, sur ces applications de pompage, ventilation et compression, les moteurs asynchrones sont généralement contrôlés en boucle ouverte par une loi "V/f = constante". Contrairement à certaines applications (automobile, ascenseurs, etc.), il est ici envisageable de modifier légèrement la référence de vitesse du moteur lors des phases de diagnostic. Ce degré de liberté, dont les conséquences sur le fonctionnement des applications industrielles sont analysées dans la section 3.3, nous permet de répondre partiellement à la seconde problématique de notre étude présentée dans la sous-section 1.3.2.

1.1.3 Répartition des défauts dans les systèmes d'entrainement et leurs charges

Études de répartition des défauts

Afin d'orienter notre étude vers la détection d'une ou plusieurs catégories de défaillances, il est nécessaire de connaitre les défauts se produisant le plus régulièrement dans les systèmes d'entrainement asynchrones et également ceux dont les conséquences sont les plus graves.

Dans la littérature, plusieurs études ont été menées à grande échelle sur des moteurs asynchrones aux caractéristiques fortement différentes afin de connaitre la répartition des défaillances survenant dans ces systèmes [Odo85], [Alb86], [Tho99]. Les résultats obtenus à l'issue de ces différentes études sont représentés sur la figure 1.5 en classant les défauts selon 4 catégories : roulements, stator, rotor et autres.

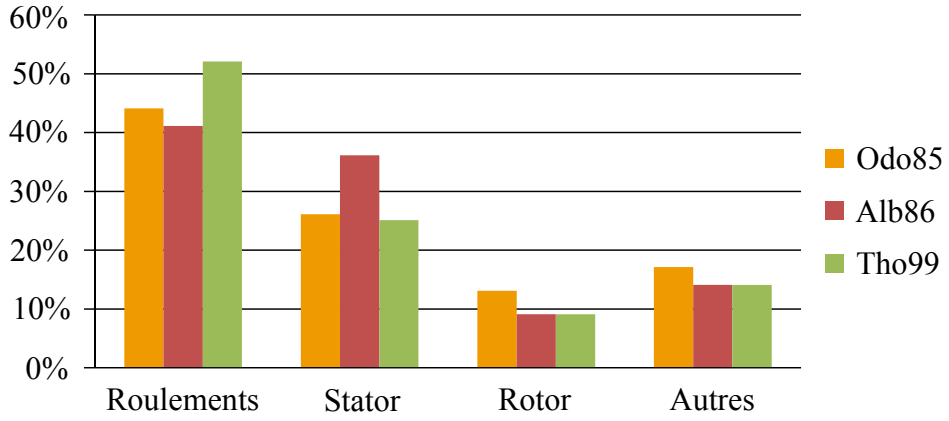


FIGURE 1.5 – Répartition des défaut rencontrés dans les entrainements asynchrones selon les études [Odo85], [Alb86] et [Tho99].

Ces études statistiques nous informent que la majorité des défaillances rencontrées concernent les roulements à billes. Les défaillances au stator (majoritairement

liées à l'isolation des bobinages) constituent également un pourcentage important des dégradations observées. Enfin, les défauts au rotor (arbre, accouplement, etc.) semblent se produire moins fréquemment.

Bien que les informations fournies dans [Odo85], [Alb86] et [Tho99] permettent de se faire une première idée sur la répartition des différents types de dégradations, ces données ne fournissent qu'une aide partielle. D'une part, ces travaux concernent des moteurs électriques moyenne tension dont les puissances varient entre 100 kW et 8 MW tandis que notre étude porte sur des moteurs asynchrones à cage basse tension de puissance comprise entre 0,75 kW et 900kW. Cette première différence peut modifier de façon importante la fréquence d'apparition des défauts électriques et mécaniques. De plus, contrairement à ces travaux, nous nous concentrons ici sur des moteurs alimentés par des variateurs de vitesse. Enfin, seuls les défauts propres au moteur et à son accouplement sont considérés dans les résultats présentés sur la figure 1.5. Les défauts survenant sur la transmission (courroies, boite de vitesse, etc.) ainsi que sur la charge elle-même ne sont en effet pas traités alors qu'ils peuvent tout autant dégrader le fonctionnement d'une application industrielle.

Afin de connaitre les défauts survenant le plus fréquemment dans les systèmes entrainés par les moteurs asynchrones de la gamme présentée dans la sous-section 1.1.2, une étude a été menée auprès d'une filiale de service de Leroy Somer spécialisée dans la maintenance des systèmes d'entrainement. Cette étude n'est pas quantitative comme celles présentées dans [Odo85], [Alb86] et [Tho99] mais se base sur l'expérience acquise au cours des phases de maintenance réalisées. Les chiffres fournis par la suite ne sont donc probablement pas strictement fidèles à la réalité mais fournissent une vision globale de la répartition des défaillances observées dans les systèmes entrainés par les moteurs asynchrones ciblés par notre étude. Les résultats obtenus sont illustrés par la figure 1.6.

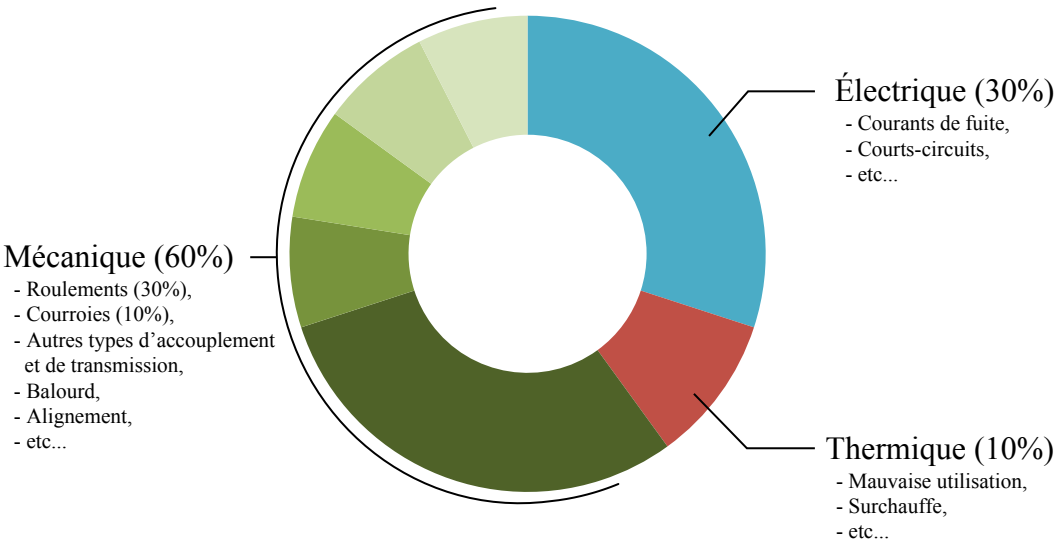


FIGURE 1.6 – Répartition des défaut rencontrés dans les applications entrainées par les moteurs asynchrones de la gamme Leroy Somer (cf. sous-section 1.1.2) selon l'enquête menée auprès d'une filiale de maintenance.

Nous pouvons constater sur ce diagramme que les défauts d'origine mécanique, sur le moteur, la transmission ou la charge, constituent la majorité (60%) des dégradations observées lors des phases de maintenance. Les défauts de roulements constituent à eux seuls la moitié de cette catégorie de défaut. Cependant, les défauts de courroies (perte d'adhérence, battements, etc.), de balourd (principalement par l'encrassement des ventilateurs), d'accouplement et de désalignement sont également régulièrement rencontrés. Les défauts mécaniques externes au moteur (problème de transmission par courroies, balourd sur ventilateur, etc.), qui peuvent affecter de manière importante le fonctionnement d'un système électromécanique, sont donc également pris en compte dans cette analyse. Les défauts électriques (dégradation de l'isolation, courts-circuits inter-spires, etc.) représentent également une part non négligeable (30%) des défaillances observées. Enfin les problèmes thermiques, principalement dûs à une mauvaise utilisation du moteur et/ou à l'absence de sondes de température, constituent quant à eux 10% des défauts rencontrés.

À partir de ces résultats, nous avons donc fait le choix, en accord avec notre partenaire industriel, d'orienter notre étude principalement vers la détection des défaillances mécaniques sur le moteur, la transmission ou sur la charge. Ces défauts sont d'une part majoritaires dans le diagramme présenté sur la figure 1.6. De plus, leur dynamique de dégradation est relativement lente (en comparaison avec celle des défauts de courts-circuits inter-spires) et peut permettre d'effectuer une phase de maintenance avant qu'ils n'aient atteint un stade critique pour le système. Leur diagnostic pourrait ainsi permettre de diminuer la part non-négligeable des pertes financières dues à l'indisponibilité du système surveillé dans son coût de cycle de vie (cf. exemple 1.1).

1.2 État de l'art sur la détection des défaillances d'origine mécanique

Afin de détecter au mieux les dégradations mécaniques dans les systèmes présentés précédemment, un état de l'art des différentes méthodes de diagnostic de cette catégorie de défaillances a été réalisé. Les informations obtenues sont détaillées de manière synthétique dans cette section. De plus, les méthodes basées sur des mesures déjà disponibles sur les variateurs de vitesse industriels (courants, tensions, éventuellement vitesse, etc.) seront ici privilégiées. Les approches vibratoires et acoustiques, dont l'efficacité a été vérifiée dans de nombreux cas, seront quant à elles rappelées de manière succincte en raison de l'ajout de capteurs qu'elles nécessitent.

1.2.1 Présentation des défauts mécaniques

Nous avons vu dans la sous-section 1.1.3 que de nombreuses défaillances d'origine mécanique pouvaient apparaitre dans les applications industrielles entrainées par des moteurs asynchrones. Ces défauts peuvent survenir du côté moteur (défaut de roulements), du côté charge (balourd) ou encore sur la transmission (défaut de courroie(s) ou de boite de vitesse) et l'accouplement (mauvais alignement). De nombreux phénomènes physiques peuvent initier ou accélérer le développement de ces

dégradations. Parmi ceux-ci, nous pouvons notamment citer les problèmes d'alignement, d'environnement extrême (température, corrosion, etc.) ou encore d'utilisation excessive du moteur (surcharge, survitesse, à-coups de couple, démarrages intempestifs, etc.). Afin de faciliter la compréhension des modes de défaillance des défauts mécaniques concernés par notre étude, une liste (non-exhaustive) des causes physiques accélérant leur développement est présentée pour chacun d'entre eux dans le tableau 1.2.

Défaut	Causes physiques	Conséquences sur le système	Réf.
Défaut de roulements	– Contraintes mécaniques, – Défaut de montage, – T°C élevée, mauvaise lubrification, corrosion, contamination, etc.	– Excentricité du rotor, – Oscillations de couple, – Balourd, – Niveaux de vibrations et de température élevés.	[Tra09] [Obe12] [Aub14]
Défaut de courroies	– T°C élevée, contamination, – Poulies désalignées, – Charge excessive, à-coups de couple, battements, etc.	– Patinage excessif, – Usure des poulies, – Rupture des courroies.	[Bro10] [Sey04] [Yam96]
Balourd	– Encrassement, usure, et/ou érosion des pales (ventilateurs/pompes), – Courbure de l'arbre, – Défaut de roulement.	– Vibrations excessives, oscillations de couple, – Accélération du vieillissement de certains éléments à cause des efforts radiaux.	[Pan12] [Kuc13] [Fan08] [Sul10]
Défaut de boite de vitesse	– Charge et/ou vitesse anormalement élevée. – Fatigue mécanique,	– Vibrations et température excessives, – Oscillations de couple.	[Ma96] [Kia15]
Défaut d'alignement	– Défaut de montage, – Usure des parties mécaniques.	– Usure des roulements et accouplements, – Courbure de l'arbre, – Oscillations de couple.	[Lin10] [Blo06]

TABLE 1.2 – Tableau récapitulatif des causes et conséquences sur le système des principales dégradations d'origine mécanique.

En analysant les causes physiques des défauts mécaniques présentées dans ce

tableau, nous pouvons constater que certains défauts sont interdépendants. Par exemple, un mauvais alignement du moteur avec sa charge ou la présence d'un balourd dans le système peuvent générer des contraintes mécaniques excessives sur les roulements et accélérer ainsi leur dégradation. Il est donc important de pouvoir détecter chacun de ces défauts le plus rapidement possible afin que leur impact sur les autres éléments du système soit le plus faible possible.

Les conséquences de ces défauts sur les systèmes électromécaniques ont également été indiquées dans le tableau 1.2. Celles-ci n'ont pas toutes été mentionnées mais nous pouvons tout de même remarquer que ces défauts génèrent un vieillissement accéléré des différentes parties du système (courbure d'arbre, contraintes mécaniques, température et vibrations extrêmes). De plus, une intervention trop tardive peut entrainer la destruction des éléments mécaniques concernés et provoquer une indisponibilité du matériel dont les conséquences financières peuvent être très importantes (cf. sous-section 1.1). Enfin, nous pouvons constater que de nombreux défauts génèrent des vibrations élevées, des oscillations de couple ou encore une excentricité du rotor. Ces phénomènes sont susceptibles d'affecter les grandeurs électriques, magnétiques et mécaniques du système et il est par conséquent envisageable de les analyser en ligne, i.e. durant le fonctionnement de l'application, pour détecter l'apparition de ces différents défauts.

1.2.2 Approche modèle/Approche signal

De nombreuses méthodes de diagnostic ont été développées dans les milieux académiques et industriels afin de surveiller l'état de santé des machines électriques et de leur environnement électrique et mécanique. Les méthodes de détection *hors-ligne*, nécessitant l'arrêt et éventuellement le démontage partiel du système, ne seront pas présentées dans cette section. Les méthodes de diagnostic *en-ligne* peuvent quant à elles se regrouper en deux familles qui vont être décrites ici : l'approche *modèle* et l'approche *signal*.

Approche modèle

L'utilisation de modèles est une approche très intéressante dans le domaine du diagnostic des machines électriques. Cela permet en effet d'utiliser pleinement les connaissances déjà existantes des machines électriques pour établir un modèle du moteur surveillé. Parmi les méthodes de diagnostic basées sur un modèle analytique, l'approche par estimation paramétrique est très utilisée dans la surveillance des machines. Celle-ci consiste à surveiller l'évolution de certains paramètres du modèle (résistances, inductances, ...) au cours de la vie du moteur. Le changement d'un ou plusieurs de ces paramètres peut alors signifier la présence d'un défaut au sein de la machine électrique (barre cassée au rotor, spires en court-circuit, ...). L'approche modèle, dont le principe est illustré sur la figure 1.7, est notamment utilisée pour la détection des courts-circuits entre spires [Sch99], [Liu06], [Kho09], [Aub14] ou des barres rotoriques cassées [Bac02].

Ces méthodes sont très efficaces pour la détection des défauts d'origine électrique pour plusieurs raisons. D'une part, la rapidité de ces algorithmes permet de détecter cette catégorie de défaut dont la dynamique de dégradation peut être forte. D'autre

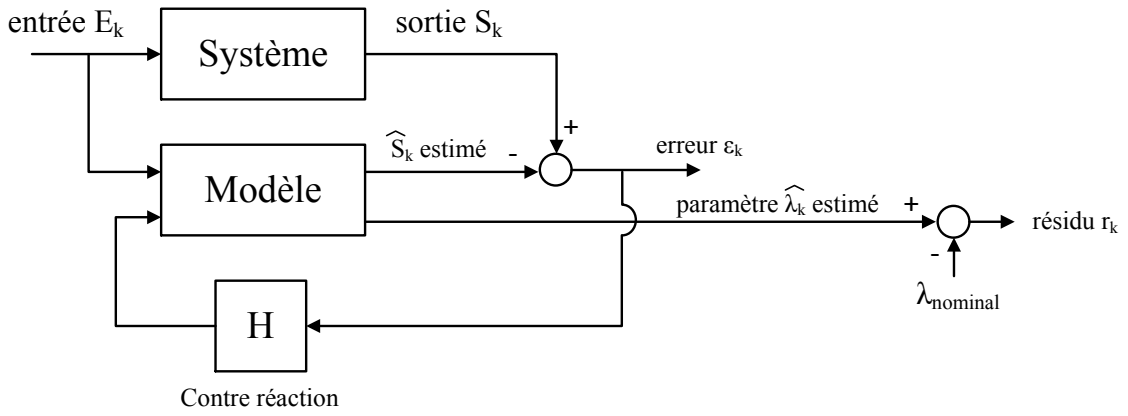


FIGURE 1.7 – Principe de fonctionnement du diagnostic par estimation paramétrique. Les paramètres du moteur sont estimés et comparés en permanence à leurs valeurs nominales afin de détecter l'apparition et la gravité d'un défaut.

part, de nombreux défauts électriques peuvent être détectés via l'approche modèle (courts-circuits inter-spires, barres cassées, etc.) puisque leur apparition dans le système provoque une modification de certains paramètres électriques de la machine. Cette dernière remarque n'est cependant pas véridique dans le cas des défauts mécaniques, qui génèrent principalement des perturbations du couple ou une excentricité du rotor [Blo06]. L'approche signal est par conséquent préférée pour la détection de cette catégorie de défaut.

Approche signal

La plupart des défauts mécaniques génèrent des signatures dans les grandeurs électriques, magnétiques et mécaniques du système lorsqu'ils apparaissent et se développent. En effet, les défaillances présentées dans le tableau 1.2 provoquent pour la plupart une excentricité du rotor ou bien des perturbations du couple à des fréquences qui leurs sont propres. Ces phénomènes engendrent à leur tour des signatures caractéristiques dans les différentes grandeurs mesurées (ou estimées) sur le système [Blo06], [Tra09]. L'analyse de ces signatures de défaut peut être réalisée par différents outils du traitement du signal dans le domaine temporel, fréquentiel ou temps-fréquence, en particulier sur les courants du moteur. Cette méthode de diagnostic, appelée plus généralement MCSA (Motor Current Signature Analysis), est parfaitement adaptée au diagnostic des défauts d'origine mécanique et sera par conséquent adoptée tout au long de notre étude. Afin de comprendre l'intérêt et les performances de cette approche, une analyse synthétique des travaux réalisés dans ce domaine est présentée dans la sous-section suivante.

1.2.3 Méthodes de diagnostic de type MCSA

Approche temporelle

La recherche de paramètres ou de signatures caractéristiques d'un défaut est très rarement effectuée dans le domaine temporel. Les approches fréquentielles et temps-fréquences sont en effet privilégiées dans la majorité des travaux relatifs au diagnostic des machines électriques. Cependant, certaines études se sont intéressées à l'apport de ce type d'analyse pour le diagnostic des machines électriques.

De nombreuses signatures temporelles sont introduites dans [Vac99], [Del12]. Les auteurs de ces études présentent notamment des paramètres énergétiques (valeur efficace, amplitude crête-à-crête etc.), des moments statistiques (écart-type, skewness, kurtosis, etc.) et autres (facteur de crête, de forme, etc.) en vue d'une utilisation pour la surveillance des machines électriques. Dans [Del12] et [Lei08], certains de ces paramètres temporels sont intégrés dans un système de fusion de données avec d'autres signatures issus de différents outils. Ces méthodes sont testées expérimentalement sur la détection de différents types de défauts de roulements et l'intégration de paramètres temporels contribue à leur bonne détection. Nous pouvons enfin noter que l'analyse temporelle des signaux vibratoires et acoustiques a également été souvent utilisée dans la surveillance de différents types de défauts de roulements [Tan99].

Ce type d'analyse reste cependant marginal dans le diagnostic des défauts présentés dans le tableau 1.2, en particulier lorsque des signaux électriques sont utilisés pour réaliser la détection.

Approche fréquentielle

De nombreuses études ont porté sur la recherche de signatures caractéristiques des défauts mécaniques et électriques dans le domaine spectral. Beaucoup de défauts provoquent en effet l'apparition de certains harmoniques dans les différentes grandeurs du système. Les fréquences de ces harmoniques, ou signatures, peuvent être prédites et le suivi de ces composantes permet alors de surveiller l'évolution du défaut recherché.

Dans [Tra09], [Obe12], [Rai02], [Ark05] et [Imm10] plusieurs méthodes de diagnostic des défauts de roulements basées sur l'analyse spectrale classique des courants statoriques sont présentées. La transformée de Fourier rapide est généralement utilisée pour passer du domaine temporel au domaine fréquentiel et ainsi estimer les signatures. Cette approche est utilisée par exemple pour les défauts de roulements [Obe12], [Rai02], [Sta06] mais ses dérivés comme la densité spectrale de puissance ou le périodogramme peuvent également être utilisées [Tra09], [Ark05].

Ces mêmes outils du traitement du signal peuvent également être appliqués sur les courants statoriques pour la détection d'autres défauts d'origine mécanique. Le spectre des courants est en effet étudié dans [Raj06] et [Zha12] afin de fournir des signatures adaptées à la surveillance des boites de vitesse. Des méthodes de détection basées sur le même principe sont également proposées dans [Sal13] et [Blo06] pour la détection des défauts de balourd et dans [Oba03] et [Ebr09] pour la surveillance des problèmes d'alignement et d'excentricité.

Enfin, des signatures caractéristiques de ces défauts sont également visibles dans d'autres grandeurs que les courants statoriques. Dans [Ceb12], des harmoniques caractéristiques du défaut de barres cassées sont détectés dans le champ magnétique externe d'un moteur asynchrone. Le spectre de la puissance instantanée est analysé dans [Kuc13], [Dri12] et permet de fournir des signatures sensibles aux défauts de balourd et d'excentricité. L'analyse spectrale de la fréquence et de l'amplitude instantanée des courants, respectivement notées FI et AI, peut également aboutir à d'excellentes signatures de défaut et constitue une piste intéressante pour la surveillance des défaillances d'origine mécanique [Blo06], [Ark05], [Blo08], [Kia15], [Zha10].

Le principe général du diagnostic via le suivi de signatures de défaut dans le domaine fréquentiel est illustré sur la figure 1.8 dans le cas général d'un défaut générant une signature à la fréquence $f_{défaut}$ dans le signal de courant $i(t)$.

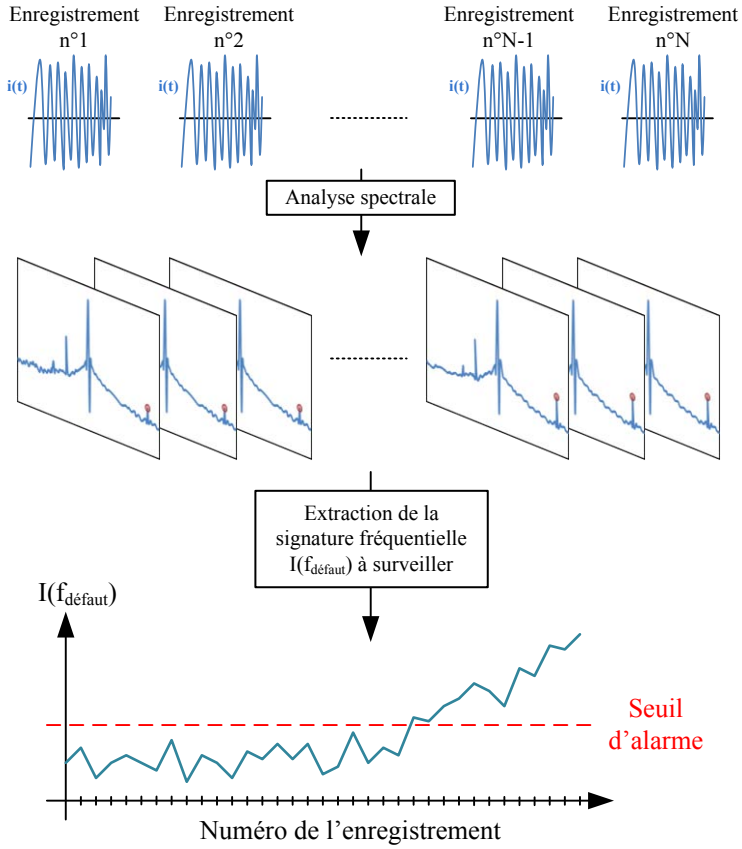


FIGURE 1.8 – Principe de fonctionnement du diagnostic par l'approche signal dans le domaine fréquentiel. Le comportement de l'harmonique du courant $I(f_{défaut})$ est surveillé afin de détecter la présence du défaut associé.

Approche temps-fréquence

Dans certaines conditions, les approches temporelle et fréquentielle ne permettent pas de réaliser correctement le diagnostic des machines électriques. D'une part, se-

lon l'application entrainée par le moteur électrique (automobile, levage, etc.), le point de fonctionnement de celui-ci peut varier de manière continue et imprévisible au cours du temps et rendre impossible l'utilisation des outils de l'analyse fréquentielle classique (transformée de Fourier, périodogramme, etc.). Dans ce cas, l'analyse temps-fréquence (ou temps-échelle), permettant de représenter l'évolution du contenu spectral en fonction du temps, peut permettre le diagnostic. Les outils temps-fréquence couramment utilisés sont les ondelettes [Ant14], [Pon10], la transformée de Fourier à court-terme (STFT) [Ant08], [Wan10], la transformée de Wigner-Ville [Blo06], [Cli10] et d'autres représentations temps-fréquence des signaux étudiés [Tso08], [Pon14]. De plus, certains travaux ont permis d'améliorer la lisibilité et l'interprétation des représentations temps-fréquence obtenues avec ces outils [Aug95].

Cette problématique n'est cependant pas présente dans notre étude où le point de fonctionnement du système (ventilateur, pompe ou compresseur) peut être considéré comme stationnaire sur une période de quelques secondes. En revanche, les méthodes d'analyse dans le domaine temps-fréquence peuvent également être utiles en fonctionnement stationnaire lorsque la signature du défaut surveillé n'est pas connue précisément [Kia09] ou encore lorsque le défaut lui-même possède un caractère non-stationnaire [Hen11], [Ant06]. Le bilan contrasté de ces méthodes sera présenté dans la section 1.2.5.

1.2.4 Méthodes de diagnostic par apprentissage

Les outils de diagnostic présentés dans la sous-section précédente, quelle que soit l'approche utilisée, permettent d'obtenir des signatures caractéristiques de nombreux défauts à partir des signaux électriques ou mécaniques mesurés sur le système. Ces signatures permettent de suivre l'évolution de l'état de santé de l'application industrielle surveillée et de prévoir ainsi les phases de maintenance lorsqu'elles sont nécessaires. Cependant, l'utilisation de signatures de défaut nécessite une forte connaissance du système surveillé pour statuer sur la présence ou non d'une défaillance. Afin d'associer un seuil d'alarme à une signature de défaut, comme celui représenté en rouge sur la figure 1.8, il est en effet nécessaire de connaitre à l'avance son comportement (niveau moyen, variance, etc.). Afin de faciliter cette capitalisation de connaissances, des méthodes de diagnostic par apprentissage ont été développées et permettent d'améliorer d'une part l'automatisation de la détection d'un défaut et d'autre part sa classification (sévérité, localisation, etc.). Un état de l'art des méthodes d'apprentissage utilisées pour le diagnostic des systèmes électriques est par conséquent présenté dans cette section.

Réseaux de neurones et logique floue

Parmi les différentes méthodes d'apprentissages développées pour le diagnostic des machines électriques, de nombreux travaux se sont concentrés sur l'utilisation des réseaux de neurones et de la logique floue. Le principe de ces méthodes consiste à entrainer un système de classification à l'aide de données d'apprentissage. Celles-ci peuvent par exemple être composées de valeurs de certaines signatures de défaut obtenues en régime sain et en régime défaillant. Une fois la période d'apprentissage

terminée, l'intelligence artificielle analyse chaque nouvelle mesure effectuée afin de statuer sur la présence du défaut.

Dans [Gue11] et [Ebr09], un système de réseau de neurones est employé pour la détection des défauts de barres cassées et d'excentricité. Ces défaillances sont détectées de manière sensible via l'utilisation de signatures de défaut obtenues dans le domaine fréquentiel comme données d'entrée du réseau de neurones. Leur classification est également réalisée en fonction de leur sévérité. L'utilisation de réseaux de neurones est également combinée à l'emploi de signatures obtenues dans le domaine temps-fréquence (STFT) dans les études [Zar08] et [Ara09]. Cette combinaison permet la détection et la classification précise des défauts de roulements et de barres cassées. D'autres travaux menés sur la détection de défauts électriques (courts-circuits, perte d'isolation) via l'utilisation de réseaux de neurones sont présentés dans [Sal00], [Cho91].

De nombreuses études ont également été réalisées sur le diagnostic des machines électriques via l'utilisation de la logique floue. Dans [Zid03], [Min10], cette approche est utilisée pour réaliser la détection de défauts électriques au stator. Ces outils sont également utilisés avec succès dans [Zid08] pour la détection de défaillances de la commande d'un moteur et dans [Bal07], [Zou09] pour la détection des défauts de barres cassées et de roulements. Enfin, nous pouvons également signaler que la logique floue peut être combinée de manière intelligente avec l'utilisation de réseaux de neurones pour former des systèmes de classification appelés ANFIS (Adaptative neuro fuzzy inference system). Ces techniques sont utilisées de manière efficace dans [Alt99], [Awa04], [Qui08], [Abu11] et permettent la classification de tous types de défaillances.

Apprentissage statistique

Les méthodes d'apprentissage de type réseaux de neurones ou logique floue peuvent faciliter la détection et la classification de nombreuses défaillances dans les systèmes d'entrainement. Cependant, leur fonctionnement repose sur une phase d'apprentissage qui requiert différents jeux de données représentatifs du fonctionnement sain du système mais également de son fonctionnement défaillant pour les différentes sévérités du ou des défauts recherchés. L'obtention de ces données d'apprentissage peut être problématique, en particulier celles correspondant au fonctionnement défaillant. Afin de faciliter la détection des défauts dans les machines électriques sans toutefois nécessiter de nombreux jeux de données parfois difficiles à obtenir, des méthodes d'apprentissage basées sur des outils statistiques ont été récemment développées et appliquées. L'objectif consiste alors à caractériser le fonctionnement du système uniquement en régime sain, i.e. lorsqu'aucun défaut n'est présent. Cet apprentissage peut par conséquent facilement être réalisé lors des premiers temps de fonctionnement du moteur supposé sain. Le comportement du système est ensuite surveillé afin de détecter un éventuel éloignement vis-à-vis de son comportement sain, signifiant qu'une défaillance est apparue.

Dans [Haz12], le comportement des valeurs extrêmes du spectre vibratoire est caractérisé en régime sain à l'aide de différents outils statistiques. La dégradation des roulements provoque une modification de ce comportement qui permet de détecter la présence du défaut. Une méthode de diagnostic des défauts de roulements sans a

priori, i.e. sans fréquence caractéristique connue à l'avance, est également présentée dans [Zho08]. Une méthode de suivi statistique basée sur les cartes de contrôle est utilisée pour surveiller l'évolution d'un indicateur énergétique extrait du courant et permet de détecter de manière efficace la dégradation des roulements.

Des études se sont également intéressées à la caractérisation statistique du comportement sain des signatures de certains défauts. Dans [Pic14] la moyenne et l'écart-type des signatures caractéristiques des défauts de roulements dans le spectre des courants sont calculées en régime de fonctionnement sain. Cette "référence" permet par la suite de calculer, à l'aide du test statistique de Student, l'éloignement du comportement des signatures surveillées vis-à-vis de leur comportement sain. Le diagnostic du défaut de roulement est alors aussi efficace que lorsqu'un indicateur vibratoire classique est utilisé. Une approche similaire est présentée dans [Har13] et également dans [Obe12] via l'utilisation du kurtosis spectral. Enfin, nous pouvons également citer l'étude [Che13] dans laquelle le comportement sain d'une signature de défaut est caractérisé pour différentes vitesses et pour différents niveaux de charges. Cet apprentissage permet de déterminer un seuil d'alarme a priori pour chacun des points de fonctionnement traités et facilite ainsi la détection du défaut de court-circuit stator.

1.2.5 Bilan sur la littérature actuelle

De nombreux travaux ont été réalisés durant les dernières années sur le diagnostic des machines électriques. Des méthodes efficaces ont été développées et permettent de diagnostiquer un grand nombre de défauts survenant dans les systèmes d'entrainement ciblés par notre étude. Nous avons vu que deux démarches principales permettent de réaliser un diagnostic efficace de ces systèmes : l'approche modèle et l'approche signal. Compte tenu de l'orientation donnée à notre étude dans la section 1.1, i.e. la détection des défauts d'origine mécanique, la seconde approche semble être à privilégier dans le reste de ce travail. Des signatures caractéristiques sont en effet connues pour la plupart des défauts mécaniques recensés dans la sous-section 1.2.1. De plus, les outils de traitement du signal permettant d'extraire ces signatures dans le domaine fréquentiel semblent parfaitement adaptés au fonctionnement quasi-stationnaire des applications concernées par notre travail (pompes, ventilateurs, compresseurs). Les approches de diagnostic temporelles ne sont utilisées que de manière marginale dans la littérature et ne seront a priori pas retenues dans notre étude. Les outils temps-fréquence peuvent quand à eux être intéressants pour l'étude de défauts dont les effets sont non-stationnaires (défauts de roulements par exemple [Ant06]). En revanche, leur utilisation pour le diagnostic des applications fonctionnant à vitesse ou charge variable de manière continue (automobile, levage, etc.) n'est pas indispensable dans notre cas.

Nous pouvons faire plusieurs constats sur les signatures de défaut fournies par l'approche signal dans la littérature scientifique. D'une part, bien que la majorité des défauts ciblés par notre étude aient été étudiés dans les travaux présentés, les effets de certains défauts, comme les défaillances des systèmes de transmission poulies-courroies, n'ont quasiment pas été analysés à travers les méthodes classiques de diagnostic. Avant d'essayer de réaliser la détection de tels défauts, une étude préli-

minaire doit par conséquent être menée afin d'analyser les signatures caractéristiques qu'ils génèrent dans les différentes grandeurs électriques et mécaniques du système, si elles existent. D'autre part, les méthodes de diagnostic de l'approche signal, qui permettent d'extraire des informations brutes à partir des signaux de mesures, fournissent des signatures de défaut difficilement exploitables en l'état. Bien que leur comportement reflète la présence et la sévérité du défaut recherché, il dépend également du système surveillé et de son point de fonctionnement [Fou14]. Une bonne connaissance de l'application (notamment le comportement des signatures de défaut en régime sain) est donc nécessaire pour pouvoir statuer sur son état de santé. Afin de diagnostiquer une large gamme de machines et d'applications, il est par conséquent indispensable d'automatiser cette capitalisation de connaissances. Ces deux problématiques, i.e. la dépendance des signatures de défaut au système surveillé et au point de fonctionnement de celui-ci, sont illustrées en détail dans la section 1.3 à l'aide de signatures de défaut réelles.

Plusieurs processus d'intelligence artificielle facilitant la prise de décision ont été développés dans le cadre du diagnostic des machines électriques. Les systèmes de classification basés sur les réseaux de neurones ou sur la logique floue ont démontré de bonnes performances. Ces méthodes requièrent cependant des jeux de données en régime sain et en régime défaillant, pour leur phase d'apprentissage, qu'il est en pratique impossible de collecter sur chacune des applications industrielles. Il faudrait pour cela réaliser des processus de dégradation pour tous les défauts ciblés avant la mise en fonctionnement de chaque installation.

D'autres pistes ont récemment été explorées ces dernières années pour faciliter l'automatisation du diagnostic des machines électriques. Des méthodes statistiques permettent en effet de générer une référence du comportement sain d'un système (à travers, par exemple, la caractérisation des signatures de défaut en régime sain [Pic14], [Har13]) afin de surveiller si celui-ci s'en éloigne au cours de son fonctionnement à cause de l'apparition d'une défaillance. Ces méthodes ne requièrent par conséquent pas de jeux de données en fonctionnement défaillant et sont a priori compatibles avec le diagnostic d'un grand nombre de systèmes hétérogènes.

L'état de l'art présenté dans cette section et les spécificités de notre contexte industriel (cf. section 1.1) orientent par conséquent notre étude vers une structure de diagnostic schématisée sur la figure 1.9.

1.3 Problématiques liées la surveillance des applications industrielles

1.3.1 Première problématique : dépendance des signatures de défaut au système surveillé

Diversité des systèmes d'entrainement surveillés

Dans la section 1.1, le contexte industriel de notre étude a été introduit et nous avons pu constater qu'une grande variété de systèmes d'entrainement étaient susceptibles d'être surveillés. En effet, la démarche de diagnostic développée dans ce

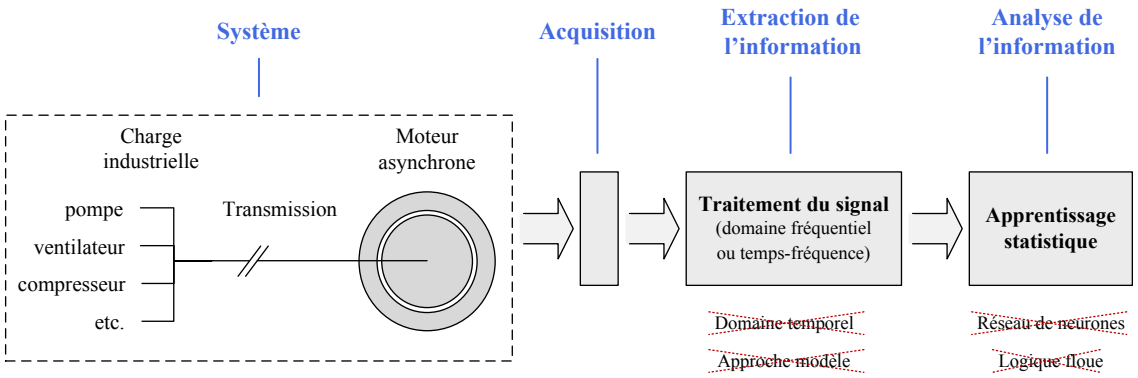


FIGURE 1.9 – Structure de diagnostic à développer pour répondre aux besoins de notre étude.

travail s'adresse à l'ensemble des processus entrainés par la gamme de moteurs asynchrones présentée dans la sous-section 1.1.2. Cette gamme est composée de moteurs couvrant des puissances allant $0,75$ kW à 900 kW. Leurs caractéristiques électriques (courant nominal, polarité, etc.) et mécaniques (couple nominal, vitesse nominale, moment d'inertie, poids total, etc.) sont par conséquent très différentes d'un modèle à un autre. Cette hétérogénéité, à laquelle s'ajoute celle des charges entrainées et des systèmes d'accouplement utilisés, constitue malheureusement un obstacle au développement d'une stratégie de maintenance prédictive basée sur le suivi de signatures de défaut. Elle rend indispensable le développement d'une méthodologie adaptée, que nous présenterons dans les chapitres 2 et 3.

Dépendance des signatures de défaut au système : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$

Afin de mettre en évidence les problèmes liés à la surveillance automatique de nombreux systèmes industriels, une même signature de défaut a été calculée sur deux systèmes différents composés d'un moteur asynchrone (MAs), d'une transmission mécanique et d'une charge simulée par une machine à courant continu (MCC). Les caractéristiques électriques et mécaniques des deux systèmes utilisés sont comparées dans le tableau 1.3.

80 enregistrements des courants de phase, d'une durée de 5 secondes avec un échantillonnage à 100 kHz, ont été réalisés en régime de fonctionnement sain pour chaque système. Nous avons choisi dans cet exemple de considérer l'harmonique de la fréquence instantanée des courants (FI) à la fréquence de rotation f_r du moteur comme signature de défaut à surveiller. Cet harmonique est en effet sensible à certains défauts mécaniques [Blo06], [Tra09], [Kia15] et sera utilisé dans les chapitres 3 et 4 pour la surveillance des défauts de déséquilibre mécanique et de courroies. Les valeurs obtenues pour cette signature ont été représentées sur la figure 1.10 de manière temporelle (haut) et statistique (bas) pour le système n°1 (bleu) et le système n°2 (violet).

Nous pouvons constater sur cette figure que le comportement sain de la signature de défaut $FI(f_r)$ est fortement dépendant de l'application surveillée. Les valeurs de

		Système n°1	Système n°2
MAs	Puissance P_n	$5,5$ kW	30 kW
	Polarité	4 pôles	2 pôles
	Courant I_n	$11,9$ A	$51,2$ A
	Moment d'inertie	$0,016$ kg.m^2	$0,100$ kg.m^2
	Transmission	Accouplement direct rigide	Transmission poulies-courroies
MCC	Puissance	$3,9$ kW	$41,5$ kW
	Moment d'inertie	$0,05$ kg.m^2	$0,15$ kg.m^2

TABLE 1.3 – Comparaison des caractéristiques des deux systèmes étudiés.

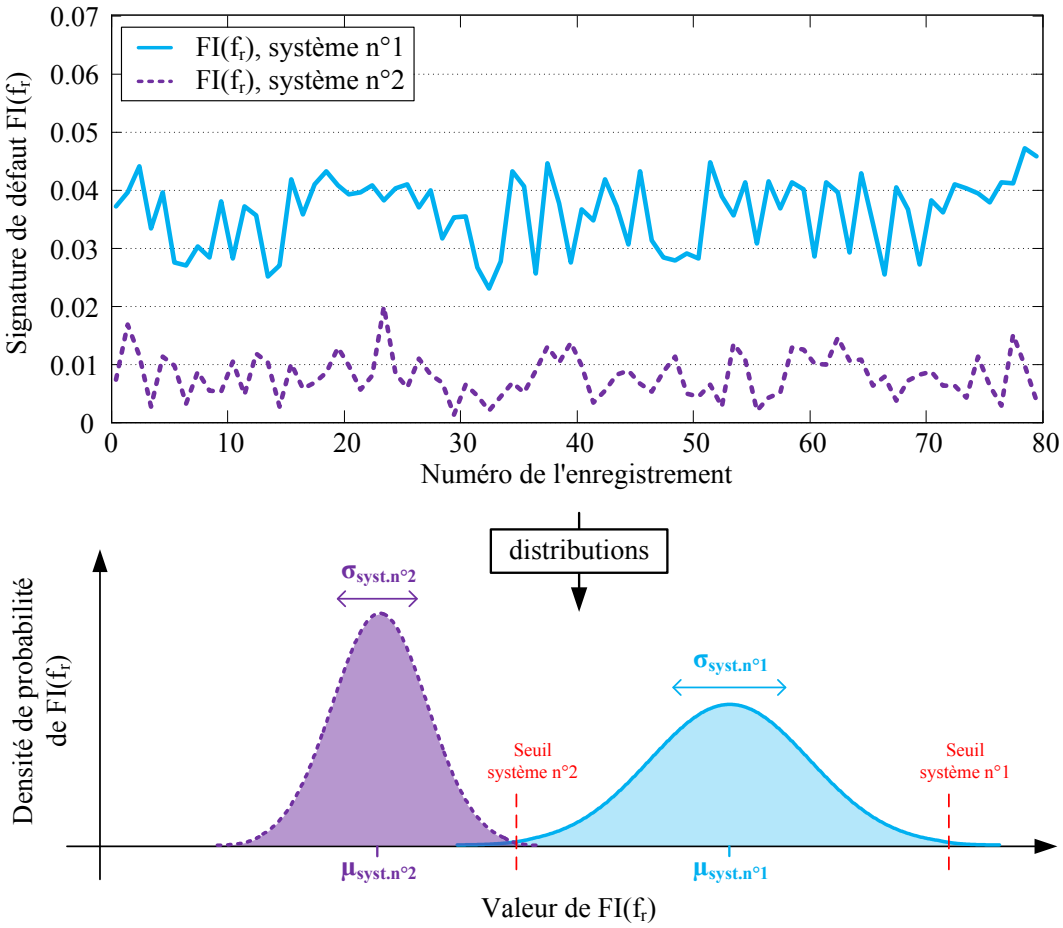


FIGURE 1.10 – Représentations temporelles (haut) et statistiques (bas) de la signature de défaut $FI(f_r)$ pour deux systèmes différents fonctionnant tous deux à $\Omega_n/2$ et $\Gamma_n/2$.

cet harmonique relevées sur le système n°2 se répartissent en effet autour d'une valeur moyenne plus faible que celles obtenues sur le système n°1, avec un écart-type également réduit.

Il est possible, dès lors que nous avons la connaissance du comportement sain de la signature de défaut $FI(f_r)$, d'associer un seuil d'alarme à cette dernière comme celui représenté en rouge sur la figure 1.10. Cependant, il semble difficile de capitaliser cette connaissance sur chacun des systèmes à surveiller en amont de son installation. D'une part, cela représenterait une quantité de travail trop importante compte tenu de la diversité de la gamme de moteurs ciblée par notre étude (cf. tableau 1.1). D'autre part, les systèmes surveillés seront parfois constitués d'une association unique d'un moteur, d'une transmission et d'une charge, impactant de manière imprévisible le comportement des signatures surveillées.

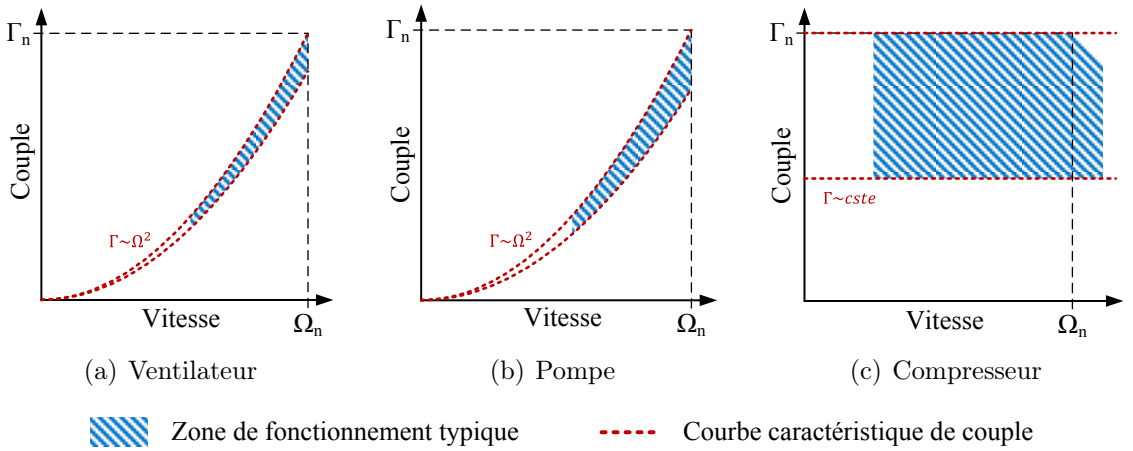
Un processus d'apprentissage "en-ligne" permettant de caractériser le comportement sain des signatures de défaut pour chacun des systèmes doit par conséquent être défini. Puisque des données d'apprentissage en régime défaillant ne peuvent pas être obtenues pour l'ensemble des systèmes et des défauts ciblés, les approches de type réseaux de neurones ou logique floue ne sont pas retenues ici (cf. sous-section 1.2.4). En revanche, les méthodes d'apprentissage statistiques semblent pouvoir permettre la création d'une "référence" du comportement sain des signatures utiles au diagnostic. Une des problématiques de notre étude consiste donc à définir un processus capable de générer, à l'aide des premières mesures effectuées en ligne, une référence statistique caractérisant le comportement sain de la ou des signatures de défaut suivies. L'objectif consiste ensuite à utiliser cette référence pour générer, de manière automatique, un seuil d'alarme permettant de caractériser l'éloignement du système vis-à-vis de son comportement sain et de s'affranchir ainsi des caractéristiques du système (puissance, courant nominal, ...).

1.3.2 Seconde problématique : dépendance des signatures de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement

Profil d'utilisation des applications industrielles

Notre travail se focalise sur l'utilisation des mesures réalisées par les variateurs de vitesse pour réaliser le diagnostic des systèmes industriels qu'ils alimentent. Ces derniers sont donc majoritairement des applications qui utiliseront plus ou moins régulièrement la variation de vitesse au cours de leur cycle de vie afin de réduire leur consommation d'énergie [Bon02]. Le point de fonctionnement du moteur entrainant les pompes, ventilateurs et compresseurs est donc susceptible de se déplacer dans le plan couple-vitesse. Dans le but d'illustrer la nature de ces variations de vitesse et de charge, des profils d'utilisation typiques de ces applications ont été représentés sur la figure 1.11.

Nous pouvons remarquer que la zone parcourue par les moteurs asynchrones n'est pas réduite au point de fonctionnement nominal mais couvre en réalité un large espace dans le plan couple-vitesse. Ces variations peuvent être dues d'une part à la modification de la consigne de vitesse du moteur et d'autre part à la variation des caractéristiques du fluide entrainé (humidité, température, etc.) ou du réseau dans lequel celui-ci circule (pression, hauteur d'eau d'un réservoir, etc.). Malheureuse-



(a) Ventilateur (b) Pompe (c) Compresseur

FIGURE 1.11 – Profils de fonctionnement typiques des moteurs entrainant les applications industrielles de type ventilateur (a), pompe (b) et compresseur (c).

ment, ces variations du point de fonctionnement peuvent impacter le comportement des signatures de défaut et complexifient l'automatisation du diagnostic des applications industrielles.

Dépendance des signatures de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$

Afin d'illustrer cette problématique, i.e. la dépendance des signatures de défaut au point de fonctionnement du moteur, le comportement sain de la signature de défaut $FI(f_r)$ est comparé ici pour deux points de fonctionnement différents du système n°1 (cf. tableau 1.3). Pour cela, 80 enregistrements des courants du MAs, d'une durée de 5 secondes, ont été réalisés pour les points de fonctionnement (Ω_1, Γ_1) et (Ω_2, Γ_2) avec :

- $\Omega_1 = 0,7.\Omega_n \simeq 1050$ tr.min^{-1} et $\Gamma_1 = 0,3.\Gamma_n \simeq 10,8$ N.m,
- $\Omega_2 = 0,9.\Omega_n \simeq 1350$ tr.min^{-1} et $\Gamma_2 = 0,7.\Gamma_n \simeq 25,2$ N.m.

Les valeurs obtenues de la signature $FI(f_r)$ ont été représentées sur la figure 1.12 de manière temporelle (haut) et statistique (bas) pour les points de fonctionnement (Ω_1, Γ_1) (vert pointillé) et (Ω_2, Γ_2) (bleu).

Comme dans le cas de deux systèmes différents (cf. figure 1.10), nous pouvons ici remarquer que la signature de défaut $FI(f_r)$ n'a pas le même comportement en régime sain pour les deux points de fonctionnement testés. Le niveau moyen et l'écart-type de cet harmonique sont en effet plus élevés dans le cas du point de fonctionnement (Ω_2, Γ_2).

La dépendance des signatures de défaut au point de fonctionnement est par conséquent un problématique forte pour l'automatisation du diagnostic d'un système donné. D'après les résultats obtenus sur la figure 1.12 dans notre exemple, il semble impossible d'associer un seuil d'alarme unique à une signature si l'on désire réaliser une détection à la fois sensible et robuste du défaut recherché. Si ce seuil est adapté à un point de fonctionnement particulier, deux situations problématiques peuvent

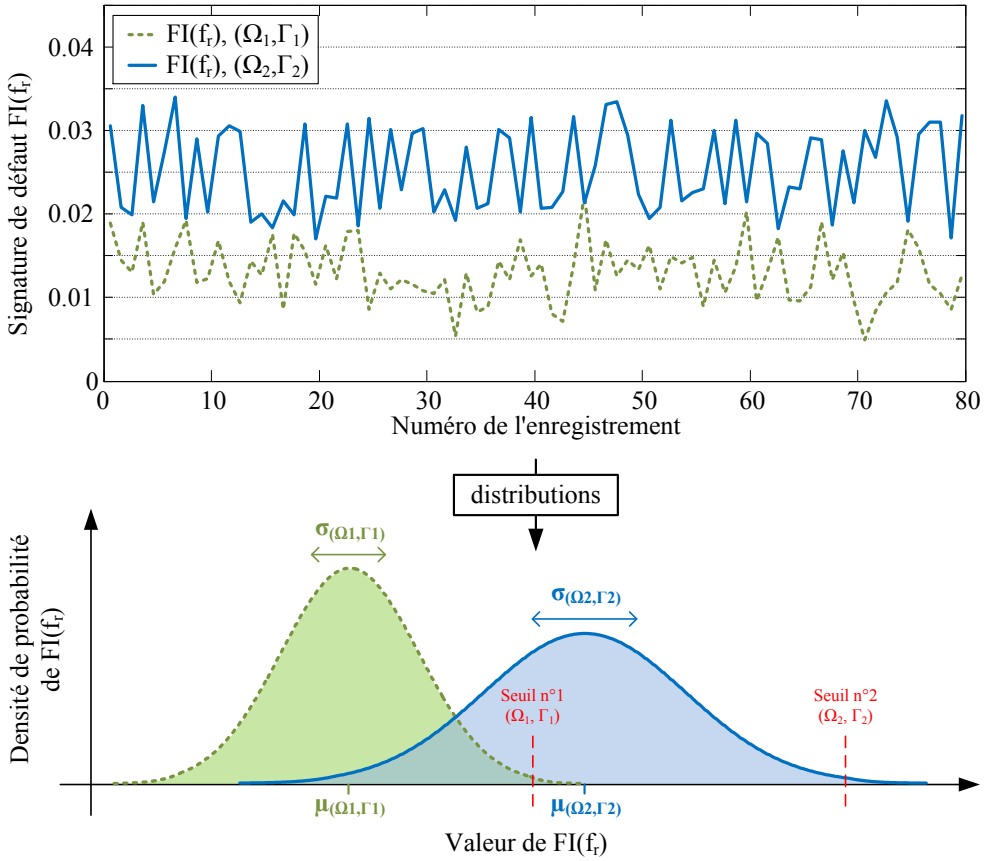


FIGURE 1.12 – Représentations temporelles (haut) et statistiques (bas) de la signature de défaut $FI(f_r)$ calculée sur un système fonctionnant en régime sain pour deux point de fonctionnement différents (Ω_1, Γ_1) et (Ω_2, Γ_2).

se produire en cas de changement de conditions opératoires :

- en régime sain, les valeurs de la signature de défaut surveillées obtenues pour un nouveau point de fonctionnement peuvent être considérées à tort comme défaillantes et générer ainsi des **fausses alarmes**,
- en régime défaillant, les valeurs de la signature obtenues pour un nouveau point de fonctionnement peuvent être considérées à tort comme saines avec pour conséquence la **dégradation de la sensibilité** du système de diagnostic.

Par conséquent, le protocole de diagnostic à développer dans notre étude devra non seulement normaliser les signatures de défaut par rapport au système surveillé mais également vis-à-vis du point de fonctionnement de celui-ci. La référence du comportement sain des signatures surveillées devra par conséquent être réalisée "en-ligne" afin de s'adapter à chaque système surveillé mais devra aussi intégrer le niveau de couple et la vitesse du moteur lors de sa construction.

Conclusion et objectifs de l'étude

Dans ce premier chapitre, le contexte industriel et les besoins qui ont motivé ce travail ont été introduits. D'une part, nous avons pu définir les systèmes ciblés prioritairement par notre étude qui sont composés des ventilateurs, pompes et compresseurs entrainés par la gamme de moteurs asynchrones de Leroy Somer. Ces systèmes sont alimentés par des variateurs de vitesse industriels qui offrent des possibilités intéressantes de diagnostic à travers les nombreuses mesures et estimations qu'ils fournissent (courants, puissance, etc.). De plus, une étude qualitative menée auprès d'une filiale de maintenance de notre partenaire industriel Leroy Somer nous a permis de recenser les besoins de diagnostic pour ces systèmes et d'orienter par conséquent notre étude vers la détection des défauts mécaniques.

Afin de prendre connaissance des travaux déjà effectués dans ce domaine, un état de l'art a ensuite été présenté dans la section 1.2 et nous a permis de diriger notre étude vers l'approche de diagnostic de type signal, en particulier dans le domaine d'analyse fréquentiel. Des signatures caractéristiques de la plupart des défauts recensés sont en effet exploitables pour réaliser leur diagnostic. Certaines défaillances, comme la dégradation des systèmes de transmission de type poulies-courroies, n'ont cependant pas de signatures connues. Une étude approfondie des effets de ce type de défauts est par conséquent nécessaire avant d'envisager leur diagnostic.

Une connaissance approfondie du système est également nécessaire pour différencier le fonctionnement sain du fonctionnement défaillant d'un système à partir du suivi des signatures de défaut. De plus, étant donné la diversité des applications industrielles visées par notre étude, cette capitalisation de données doit être réalisée de manière automatique. Des études ont été menées dans cette direction via l'utilisation de techniques d'intelligence artificielle de type réseaux de neurones ou logique floue et fournissent d'excellents résultats. Cependant, ces systèmes de classification reposent sur une phase d'apprentissage qui nécessite la possession de jeux de données obtenus en fonctionnement sain mais également en fonctionnement défaillant pour permettre ensuite la classification des nouvelles mesures effectuées. Des approches statistiques ont également été proposées dans l'optique de faciliter la prise de décision sur l'état de santé d'un système. Ce type d'approche semble mieux adapté à nos contraintes, i.e. l'impossibilité d'obtenir des jeux de données en régime de fonctionnement défaillant pour tous les systèmes et les défauts recherchés. Par conséquent, c'est cette voie que nous avons choisi de développer dans cette étude.

Enfin, nous avons pu constater que le contenu scientifique de l'étude bibliographique présentée dans la section 1.2 n'est pas suffisant pour répondre au besoin industriel qui a motivé notre étude. De nombreuses signatures de défaut permettent de fournir une information précieuse sur l'état de santé des systèmes électromécaniques. Cependant, notre objectif consiste ici à réaliser le diagnostic d'une multitude de systèmes aux propriétés électriques et mécaniques foncièrement différentes les uns des autres, et dont le point de fonctionnement évolue au cours du cycle de vie. Or, nous avons vu dans la section 1.3 que la variété de systèmes surveillés et le déplacement de leur point de fonctionnement constituent deux problématiques importantes pour le suivi et l'analyse des signatures de défaut obtenues via l'approche signal. Un protocole de diagnostic doit donc être développé afin de pouvoir normaliser les diffé-

rentes signatures de défaut par rapport au système surveillé mais également vis-à-vis de ses conditions opératoires. Cela doit permettre alors de faciliter l'association d'un seuil d'alarme à ces indicateurs et de simplifier par conséquent l'automatisation du diagnostic des applications industrielles entrainées par des moteurs asynchrones.

Deuxième partie

Développement d'un protocole de diagnostic adapté aux contraintes des variateurs de vitesse industriels

Chapitre 2

Normalisation des signatures de défaut vis-à-vis du système d'entrainement surveillé

Sommaire

Introduction **33**
2.1 Référence du comportement sain d'un système d'entraînement . **35**
2.1.1 Surveillance des systèmes d'entraînement 35
2.1.2 Notion de référence du comportement d'un système électromécanique 36
2.1.3 Exemple de la moyenne μ et de l'écart-type σ comme référence statistique 37
2.1.4 Choix de la taille N_{ref} de la référence 38
2.2 Indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ **41**
2.2.1 Exemple du test T_k (grandeur centrée réduite) 41
2.2.2 Exemple d'application du test T_k sur des signatures de défaut réelles 43
2.3 Autres exemples d'outils de normalisation **46**
2.3.1 Test de Grubbs sur la variance 47
2.3.2 Test de Dixon 48
2.3.3 Coefficient d'asymétrie (skewness) et coefficient d'aplatissement (kurtosis) 49
2.4 Automatisation du diagnostic **51**
2.4.1 Performances d'un indicateur de défaut 51
2.4.2 Définition automatique d'un seuil d'alarme 53
2.4.3 Appréciation des différents indicateurs de défaut normalisés 57
Conclusion **60**

Introduction

Les différents type de défaillances pouvant apparaitre dans un moteur électrique au cours de son fonctionnement ont été présentés dans le chapitre 1. Plusieurs mé-

thodes de diagnostic de ces défaillances ont été présentées et en particulier la démarche MCSA. Cette approche consiste dans un premier temps à prédire les signatures générées par le défaut considéré dans les grandeurs mesurables sur le moteur (courants, tensions, flux, vitesse, etc.). Ces signatures, extraites à partir d'outils du traitement du signal (FFT, ondelettes, Wigner-Ville, etc.), sont dans un second temps surveillées afin de détecter l'apparition du défaut recherché. Nous avons pu orienter notre étude vers la détection des défauts d'origine mécanique en raison de leur fort pourcentage d'apparition dans les systèmes d'entrainement (cf. section 1.1). Le choix de la méthode de diagnostic s'est alors porté sur l'approche MCSA en raison de la faible dynamique d'évolution de ce type de défaillances et de l'existence de fréquences caractéristiques pour la plupart d'entre elles. De plus, la stationnarité des systèmes surveillés présentés dans la section 1.1 rend possible l'utilisation d'outils de l'analyse spectrale classique (FFT, périodogrammes, etc.) pour le calculs de ces signatures.

Le suivi des signatures de défaut spécifiques aux défaillances mécaniques peut en effet permettre leur détection. Cependant, la réalisation du diagnostic d'une large gamme de moteurs associés à une grande variété de charges pose certains problèmes liés à l'utilisation de cette méthode. La première problématique à résoudre pour réaliser la surveillance d'un grand nombre de systèmes est due à la grande variété de leurs caractéristiques. En effet, le comportement des signatures de défaut est fortement lié aux caractéristiques intrinsèques du système surveillé. Selon la gamme de puissance considérée, le type de charge entrainée ou encore le type de machine asynchrone utilisée, une même signature $S_{défaut}$ caractéristique d'un défaut mécanique pourra présenter des niveaux foncièrement différents (cf. section 1.3). Il est alors difficile d'utiliser cette signature en l'état puisqu'une même valeur peut correspondre au fonctionnement sain d'un système alors qu'elle signifierait la présence du défaut mécanique recherché dans un autre.

L'objectif de ce chapitre consiste donc à répondre à cette première problématique : **comment normaliser une signature de défaut brute $\mathbf{S_{défaut}}$ afin d'obtenir un indicateur de défaut $\mathbf{I_{défaut}}$ indépendant vis-à-vis du système considéré ?**. Un processus de normalisation d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$ vis-à-vis du système d'entrainement surveillé est présentée dans ce chapitre. Dans un premier temps, la création d'une référence statistique caractérisant le comportement sain de celle-ci sera présentée. Cette référence, construite durant les premiers temps de fonctionnement du moteur, est propre à chaque système d'entrainement et permet ensuite de normaliser la signature $S_{défaut}$ par rapport à son comportement en régime sain. Différents outils statistiques permettant de réaliser cette normalisation seront présentés et testés sur une signature de défaut obtenue pour deux systèmes d'entrainement différents. Des indicateurs pourront ensuite être générés, à l'aide de ces mêmes outils, dans le but de caractériser l'écart de la signature $S_{défaut}$ surveillée vis-à-vis de son comportement sain (i.e. de sa référence) et ainsi de détecter l'apparition du défaut ciblé. Nous verrons enfin qu'un seuil d'alarme peut être automatiquement associé aux différents indicateurs normalisés $I_{défaut}$ générés, et ce quelque soit l'outil statistique utilisé.

La problématique relative au point de fonctionnement du système et présentée dans la section 1.3 n'est pas traitée dans ce chapitre. Nous ferons en effet ici l'hy-

pothèse que le système surveillé travaille au même point de fonctionnement durant tout son cycle de vie. La normalisation des signatures de défaut vis-à-vis du point de fonctionnement du moteur sera considérée dans le chapitre 3. Enfin, ce chapitre présente principalement la méthodologie du processus de normalisation statistique des signatures de défauts. Des signaux générés artificiellement ainsi que quelques uns obtenus expérimentalement seront utilisés pour illustrer les propriétés de normalisation des outils développés. Ce processus sera cependant appliqué, à l'aide des améliorations apportées dans le chapitre 3, sur plusieurs systèmes expérimentaux et pour la détection de différents défauts d'origine mécanique dans les chapitre 4 et 5.

2.1 Référence du comportement sain d'un système d'entraînement

2.1.1 Surveillance des systèmes d'entraînement

Le mode de surveillance des systèmes d'entrainement dépend d'un certain nombre de facteurs comme la dynamique de dégradation des défauts ciblés ou encore le temps de calcul de la méthode de diagnostic utilisée. La dynamique d'évolution des défaillances mécaniques, contrairement à celle de certains défauts électriques (cf. [Aub14]), est généralement faible et ne nécessite pas une acquisition continue des grandeurs électriques du système. De plus, une surveillance continue génèrerait une quantité de données importante à traiter en temps réel, ce qui nécessiterait une puissance de calcul importante, souvent incompatible avec celle disponible dans un variateur de vitesse. Un mode de surveillance adéquat des défauts d'origine mécanique consiste donc à acquérir, de manière régulière et pendant une durée $T_{enregistrement}$, les différentes grandeurs mesurées par le variateur de vitesse et utiles au diagnostic. Les signatures de défauts pertinentes sont ainsi calculées et interprétées pour chaque nouvel enregistrement comme l'illustre la figure 2.1.

Durant toute notre étude, le paramètre $T_{enregistrement}$ sera pris égal à 5 secondes ce qui permet d'obtenir une résolution fréquentielle correcte de $\Delta f = \frac{1}{T_{enregistrement}} = 0,2\text{Hz}$ lors de l'analyse dans le domaine spectral. Le paramètre $T_{attente}$ n'est quant à lui pas défini à proprement parler dans notre étude car les différentes campagnes d'essais ont été réalisées par séries lors desquelles les phases de diagnostic se succèdent rapidement les unes à la suite des autres. $T_{attente}$ a alors dans ce cas un ordre de grandeur d'environ 5 à 10 secondes, soit une à deux fois la valeur de $T_{enregistrement}$. Lors du diagnostic d'une application réelle, où l'algorithme serait implanté dans le variateur de vitesse, ce temps d'attente $T_{attente}$ entre deux phases de diagnostic pourrait être bien plus élevé afin d'effectuer une surveillance du système une fois par heure à une fois par jour par exemple. Ce délai permet d'une part de calculer les différents indicateurs nécessaires au diagnostic (T_{calcul}) sans surcharger le calculateur du variateur et d'autre part de perturber le moins possible le système surveiller (cf. 3.3).

Enfin, par souci de clarté, nous ne considérerons dans ce chapitre qu'une seule signature de défaut, notée $S_{défaut}$, dont l'analyse et le traitement servent à produire un indicateur de défaut robuste et normalisé, noté $I_{défaut}$. La méthode développée

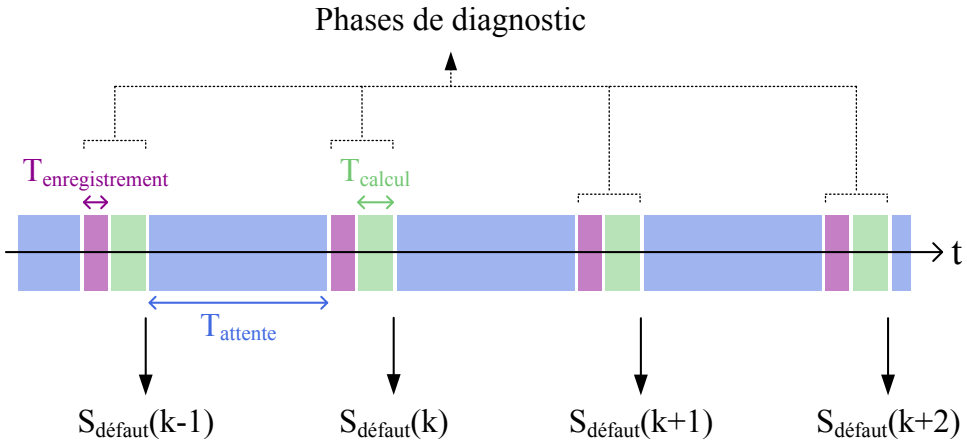


FIGURE 2.1 – Principe de surveillance des systèmes d'entrainement en vue de la détection des défauts d'origine mécanique. Des phases de diagnostic d'une durée $T_{enregistrement}$ sont réalisées régulièrement tous les $T_{enregistrement} + T_{calcul} + T_{attente}$. La signature de défaut $S_{défaut}$ est calculée durant la phase de traitement T_{calcul} pour chaque enregistrement réalisé.

est cependant reproductible à un nombre quelconque de signatures de défaut ou d'autres indicateur de défaut bruts (coefficients d'ondelettes, coefficients de Wigner-Ville, etc.).

2.1.2 Notion de référence du comportement d'un système électromécanique

Comme nous avons pu le constater au chapitre 1, la surveillance d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$ n'est pas directement exploitable lorsque l'on ne connait pas d'avance le système surveillé. Le niveau moyen, la dispersion et les différents autres paramètres caractérisant le comportement de cette signature de défaut en régime de fonctionnement sain sont en effet susceptibles de varier d'un système à un autre, d'un point de fonctionnement à un autre, et il parait alors difficile de prédire un seuil d'alarme associé à cette signature. Un apprentissage doit donc être réalisé lorsque le ou les défauts ciblés ne sont pas présents dans le système, afin de caractériser le comportement de la signature de défaut $S_{défaut}$ en régime de fonctionnement sain. Il est alors possible, une fois cet apprentissage terminé, de comparer chaque nouvelle valeur obtenue $S_{défaut}(k)$ avec ce comportement de *référence* afin de vérifier si le système s'éloigne du comportement sain. La figure 2.2 illustre cette phase d'apprentissage au cours de laquelle la référence du comportement sain de la signature de défaut $S_{défaut}$ suivie est réalisée.

Afin de construire cette référence, nous faisons l'hypothèse que le système peut être considéré comme sain lors de ses premiers temps de fonctionnement. Cette hypothèse suppose que le système soit en bon état de fonctionnement au moment de sa mise en circulation et que son installation ait été effectuée correctement. En revanche, si un défaut est initialement présent dans le système surveillé, la référence créée caractérisera à tort le comportement défaillant de la signature de défaut $S_{défaut}$

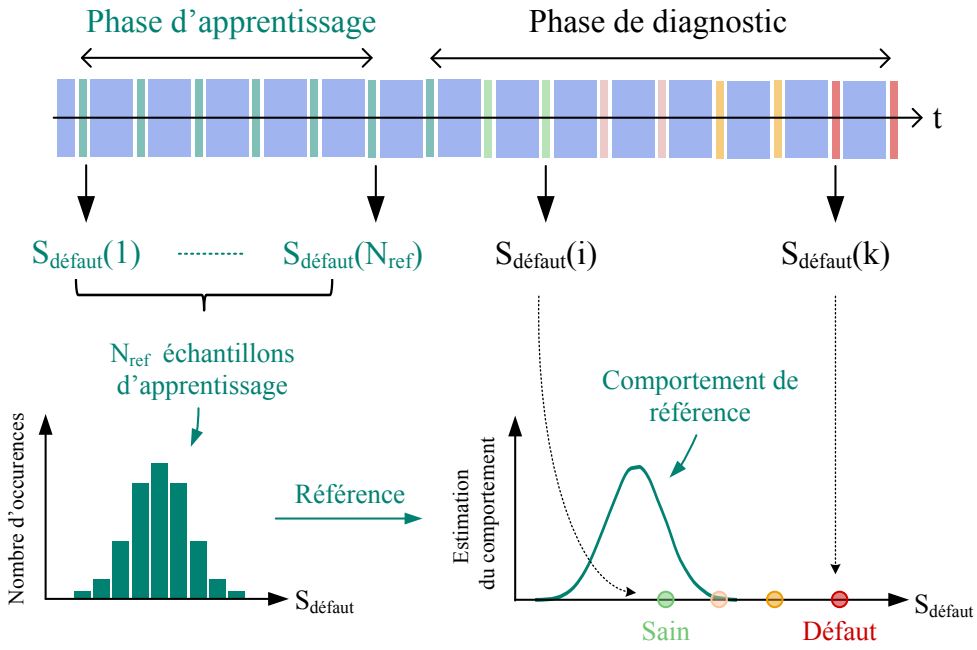


FIGURE 2.2 – Principe de création de la référence caractérisant le comportement de la signature $S_{défaut}$ en régime de fonctionnement sain. Chaque nouvelle valeur obtenue de la signature $S_{défaut}(k)$ peut ensuite être comparée à cette référence pour savoir si le défaut ciblé est apparu ou non dans le système surveillé.

comme sain. Ce défaut ne pourra alors être détecté qu'en cas d'augmentation de sa sévérité.

2.1.3 Exemple de la moyenne μ et de l'écart-type σ comme référence statistique

Afin de réaliser la référence saine de la signature de défaut $S_{défaut}$ à partir d'un ensemble de N_{ref} valeurs obtenues en régime sain, l'idée la plus naturelle consiste à approximer sa distribution en estimant sa moyenne $\widehat{\mu}_{ref}$ et son écart-type $\widehat{\sigma}_{ref}$ sur cet ensemble d'échantillons. Ces deux paramètres, obtenus à l'aide des estimateurs présentés dans les équations 2.1 et 2.2, permettent en effet de connaitre le niveau moyen et la dispersion de la variable $S_{défaut}$ lors du fonctionnement sain, comme l'illustre la figure 2.3.

$$\widehat{\mu}_{ref} = \frac{1}{N_{ref}} \sum_{k=1}^{N_{ref}} S_{défaut}(k) \tag{2.1}$$

$$\widehat{\sigma}_{ref} = \sqrt{\frac{1}{N_{ref}-1} \sum_{k=1}^{N_{ref}} (S_{défaut}(k) - \widehat{\mu}_{ref})^2} \tag{2.2}$$

Dans le cas d'une signature de défaut $S_{défaut}$ suivant une distribution inconnue, ces deux paramètres ne sont pas suffisants pour caractériser son comportement sain

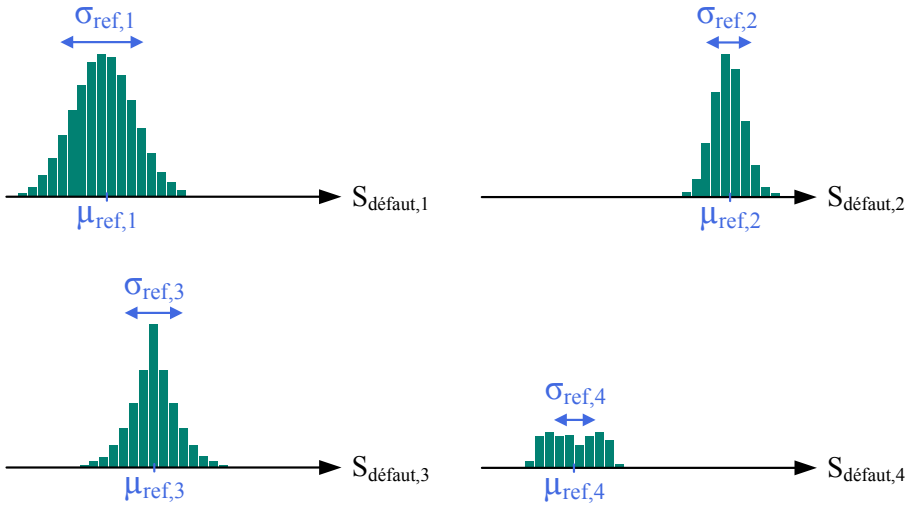


FIGURE 2.3 – Représentation de la moyenne et de l'écart-type de quatre distributions aux caractéristiques géométriques différentes.

sur les N_{ref} échantillons. En effet, le couple $\{\widehat{\mu}_{ref}, \widehat{\sigma}_{ref}\}$ fournit les deux principales informations relatives à la distribution de $S_{défaut}$, à savoir son niveau moyen et sa dispersion, mais ne donne aucune indication sur la forme de celle-ci (distribution symétrique ou asymétrique, "pointue" ou "plate", etc.). Ces deux paramètres sont en revanche suffisants, dans la mesure où il sont correctement estimés, pour caractériser le comportement sain de la signature de défaut $S_{défaut}$ dans le cas particulier où l'on fait sait par avance que son comportement est gaussien (cf. distributions en haut de la figure 2.3), ou qu'il suit une autre loi de distribution connue et symétrique.

L'hypothèse de normalité de la signature de défaut brute $S_{défaut}$, qui sera régulièrement faite dans ce chapitre et dans cette étude, se justifie par plusieurs éléments. D'une part, la signature de défaut brute $S_{défaut}$ correspondra généralement dans notre étude à l'harmonique d'une grandeur électrique à la fréquence caractéristique du défaut considéré. Lorsque le système fonctionne en régime sain et que le défaut n'est pas présent, cet harmonique correspond généralement au bruit du spectre. D'autre part, en considérant que ce bruit est un bruit blanc gaussien, cet harmonique suit alors une loi normale en régime de fonctionnement sain (cf. [Vra03]). Cette supposition, bien que rarement vérifiée de manière rigoureuse, est cependant une bonne approximation du comportement des signatures de défauts provoquées par les défaillances mécaniques. La validité et les conséquences de cette hypothèse seront discutés à partir des nombreuses signatures de défaut obtenues sur différentes machines dans les chapitres 4 et 5.

2.1.4 Choix de la taille N_{ref} de la référence

Le nombre N_{ref} d'échantillons utilisés pour caractériser le comportement sain de la signature de défaut $S_{défaut}$ est un paramètre important qui influe directement sur la qualité de la référence $\{\widehat{\mu}_{ref}, \widehat{\sigma}_{ref}\}$ générée. Une valeur trop faible de ce paramètre peut en effet provoquer des erreurs d'estimation des paramètres μ_{sain} et σ_{sain} (cf.

figure 2.4 (gauche)) et détériorer ainsi la qualité de l'indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ généré par la suite à l'aide de cette référence.

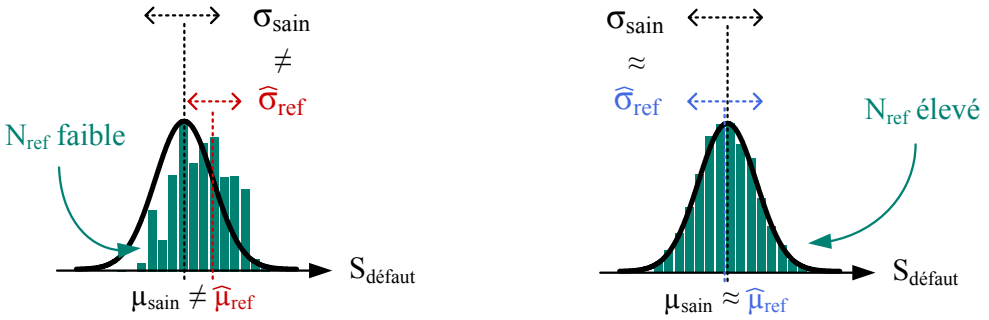


FIGURE 2.4 – Représentation des erreurs d'estimation de la moyenne et de l'écart-type d'une signature de défaut $S_{défaut}$ suivant une loi gaussienne pour une valeur faible du nombre N_{ref} d'échantillons (gauche) et pour une valeur élevée (droite).

Au contraire, une valeur élevée du paramètre N_{ref} conduit à une très bonne estimation de la moyenne et de l'écart-type de $S_{défaut}$ (cf. figure 2.4 (droite)), dont les valeurs exactes seraient obtenues dans le cas virtuel $N_{ref} = \infty$. Bien qu'une valeur importante du paramètre N_{ref} garantisse une excellente estimation de la moyenne et de l'écart-type de la distribution de la signature $S_{défaut}$, il n'est cependant pas souhaitable de choisir une valeur trop élevée du nombre d'échantillons de référence. Une valeur trop forte de N_{ref} rallonge en effet la phase d'apprentissage du système de diagnostic et retarde ainsi le début de la phase de surveillance de celui-ci, au risque d'inclure des échantillons acquis en régime de fonctionnement incertain dans la référence saine de la signature de défaut considérée. Un intérêt particulier doit par conséquent être porté sur le choix du paramètre N_{ref} afin de concilier une estimation correcte des paramètres μ_{sain} et σ_{sain} et un temps d'apprentissage raisonnable.

Afin de pouvoir faire ce compromis, il est nécessaire de connaitre la qualité de l'estimation de la moyenne et de l'écart-type de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ en fonction du nombre N_{ref} d'échantillons de référence. Prenons ici comme exemple une signature de défaut suivant une loi gaussienne $\mathcal{N}(\mu_{sain}, \sigma_{sain})$, avec $\mu_{sain} = 0$ et $\sigma_{sain} = 1$. La qualité de l'estimation de ces deux paramètres en fonction du nombre N_{ref} d'échantillons utilisés a été étudiée de manière numérique selon les étapes suivantes :

1. Pour une valeur donnée du paramètre N_{ref}, $N_{exp} = 10^6$ vecteurs $\overline{Z}_i$ sont générés. Ces vecteurs sont chacun composés de N_{ref} tirages d'une variable aléatoire normale X suivant la loi de distribution $\mathcal{N}(\mu_{sain}, \sigma_{sain}) \rightarrow$ chaque vecteur $\overline{Z}_i$ simule ici l'ensemble de N_{ref} valeurs saines d'une signature de défaut $S_{défaut}$ utilisées pour générer sa référence.
2. La moyenne μ_{sain} et l'écart-type σ_{sain} sont estimés pour chacun des N_{exp} vecteurs $\overline{Z}_i \rightarrow \{\widehat{\mu}_{ref}, \widehat{\sigma}_{ref}\}$.
3. Les étapes 1 et 2 sont répétées pour toutes les valeurs de N_{ref} comprises entre 1 et 200.

Une partie des occurrences de l'estimateur $\widehat{\mu}_{ref}$ (resp. de l'écart-type $\widehat{\sigma}_{ref}$) ont été représentés en bleu clair (resp. vert clair) sur la figure 2.5 en fonction du paramètre N_{ref}.

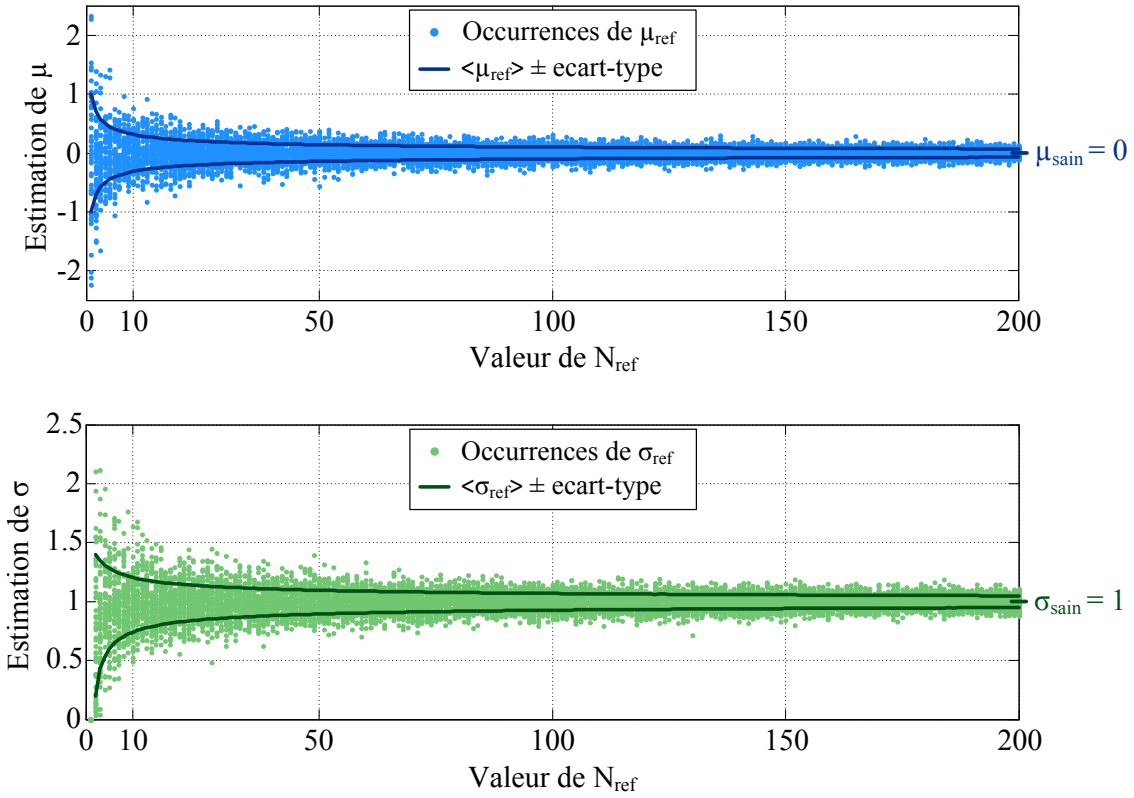


FIGURE 2.5 – Évolution des estimateurs $\widehat{\mu}_{ref}$ et $\widehat{\sigma}_{ref}$ en fonction de N_{ref}, pour une signature $S_{défaut}$ suivant une loi gaussienne $\mathcal{N}(0,1)$.

Nous pouvons remarquer que la dispersion des estimations de la moyenne (cf. figure 2.5 (haut)) et de l'écart-type (cf. figure 2.5 (bas)) d'un vecteur de variables aléatoires (ici de loi normale) diminuent avec la taille N_{ref} de celui-ci. La moyenne et l'écart-type des valeurs de $\widehat{\mu}_{ref}$ et $\widehat{\sigma}_{ref}$ ont été calculées sur les N_{exp} occurrences obtenues, pour chaque valeur de N_{ref}. Les courbes de type moyenne ± écart-type ont été représentées en fonction du paramètre N_{ref} en bleu foncé sur la figure 2.5 (haut) dans le cas de l'estimateur de la moyenne, et en vert foncé sur la figure 2.5 (haut) dans le cas de l'estimateur de l'écart-type. L'analyse de ces enveloppes permet de constater clairement la diminution de l'erreur d'estimation de la moyenne et de l'écart-type en fonction du nombre N_{ref} d'échantillons utilisés pour leur calcul. Cependant, cette décroissance n'est pas linéaire et ces courbes présentent un coude au niveau de la valeur $N_{ref} = 10$. Avant cette valeur, l'utilisation d'un échantillon supplémentaire de la variable X améliore sensiblement la précision de l'estimation des paramètre μ_{sain} et σ_{sain}. En revanche, la précision augmente de plus en plus faiblement en fonction du paramètre N_{ref} après ce coude. Par exemple, les erreurs d'estimation des paramètres μ_{sain} et σ_{sain} sont en moyenne égales à 36% et 28% (en pourcentage de l'écart-type σ_{sain}) lorsque $N_{ref} = 5$. Ces résultats tombent respec-

tivement à 11% et 8% lorsque le paramètre N_{ref} est pris égal à 50. Enfin, le gain d'estimation obtenu pour une valeur de N_{ref} supérieure à 50 ne justifie plus nécessairement l'allongement de la phase d'apprentissage qui en résulte. C'est pourquoi, dans toute la suite de l'étude, le nombre d'échantillons utilisés pour générer les références saines des différentes signatures de défaut sera pris égal à $N_{ref} = 50$. Ce choix n'est pas unique mais représente un compromis adéquat entre une bonne caractérisation du comportement des signatures de défaut brutes en régime de fonctionnement sain et un phase d'apprentissage relativement courte.

2.2 Indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$

Dans la section précédente, nous avons présenté la notion de référence statistique d'une signature de défaut $S_{défaut}$, qui permet de caractériser le comportement de celle-ci en régime de fonctionnement sain. Les estimateurs de la moyenne et de l'écart-type, notés $\widehat{\mu}_{ref}$ et $\widehat{\sigma}_{ref}$, ont été présentés comme exemple de référence du comportement sain d'une signature. Nous avons également pu voir pour cet exemple que le nombre N_{ref} de valeurs de $S_{défaut}$ utilisées pour construire sa référence devait être suffisamment grand pour estimer correctement son comportement sain.

Une référence statistique caractérisant le comportement sain d'une signature de défaut n'est cependant pas suffisante pour réaliser le diagnostic d'un système. Pour chaque nouvelle valeur de la signature $S_{défaut}$ obtenue une fois la phase d'apprentissage terminée, il est en effet nécessaire de pouvoir déterminer si cette valeur concorde ou non avec la référence saine de cette signature. Différents outils statistiques permettent de réaliser cette étape qui consiste à évaluer l'appartenance d'une valeur à une distribution de référence. Parmi ces outils, le test statistique T_k est une possibilité intéressante de définir l'écart d'une valeur $S_{défaut}$ d'une signature de défaut vis-à-vis de sa référence définie par les estimateurs $\widehat{\mu}_{ref}$ et $\widehat{\sigma}_{ref}$. Nous verrons dans cette section que la valeur fournie par ce test permet de définir un indicateur de défaut normalisé associé à la signature brute $S_{défaut}$ et qui ne dépend pas du système électromécanique surveillé. La valeur de cet indicateur reflètera uniquement l'écart de la signature de défaut brute par rapport à son comportement sain et permettra ainsi de détecter le défaut recherché.

2.2.1 Exemple du test T_k (grandeur centrée réduite)

Différents outils mathématiques peuvent être utilisés pour réaliser un indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ caractérisant l'écart d'une signature de défaut brute par rapport à sa référence saine (cf. [Gru69] et [Dea50]). Parmi la diversité de ces outils, le test statistique T_k peut être utilisé pour fournir l'indicateur de défaut normalisé recherché. À partir de la référence $\{\widehat{\mu}_{ref}, \widehat{\sigma}_{ref}\}$ caractérisant le comportement sain de la signature de défaut brute $S_{défaut}$, ce test consiste à vérifier l'appartenance de chaque nouvelle valeur $S_{défaut}(k)$ à celle-ci. Pour cela, la grandeur centrée réduite $S_{défaut,CR}$ est calculée à l'aide de l'équation 2.3 pour chaque enregistrement k réalisé après la phase d'apprentissage.

$$S_{défaut,CR}(k) = \frac{S_{défaut}(k) - \widehat{\mu}_{ref}}{\widehat{\sigma}_{ref}} \tag{2.3}$$

Afin d'illustrer la problématique de cette section et les propriétés du test T_k, nous utiliserons ici deux signatures de défaut brutes, notées $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$. Celles-ci sont générées artificiellement et représentent une signature de défaut brute calculée sur deux systèmes d'entrainement différent, en fonctionnement sain puis défaillant. Ces signatures, représentées sur la figure 2.6 (haut), suivent respectivement les lois de distribution $\mathcal{N}(\mu_{sain,1}, \sigma_{sain,1})$ et $\mathcal{N}(\mu_{sain,2}, \sigma_{sain,2})$ en régime de fonctionnement sain , et $\mathcal{N}(\mu_{défaut,1}, \sigma_{défaut,1})$ et $\mathcal{N}(\mu_{défaut,2}, \sigma_{défaut,2})$ en régime défaillant.

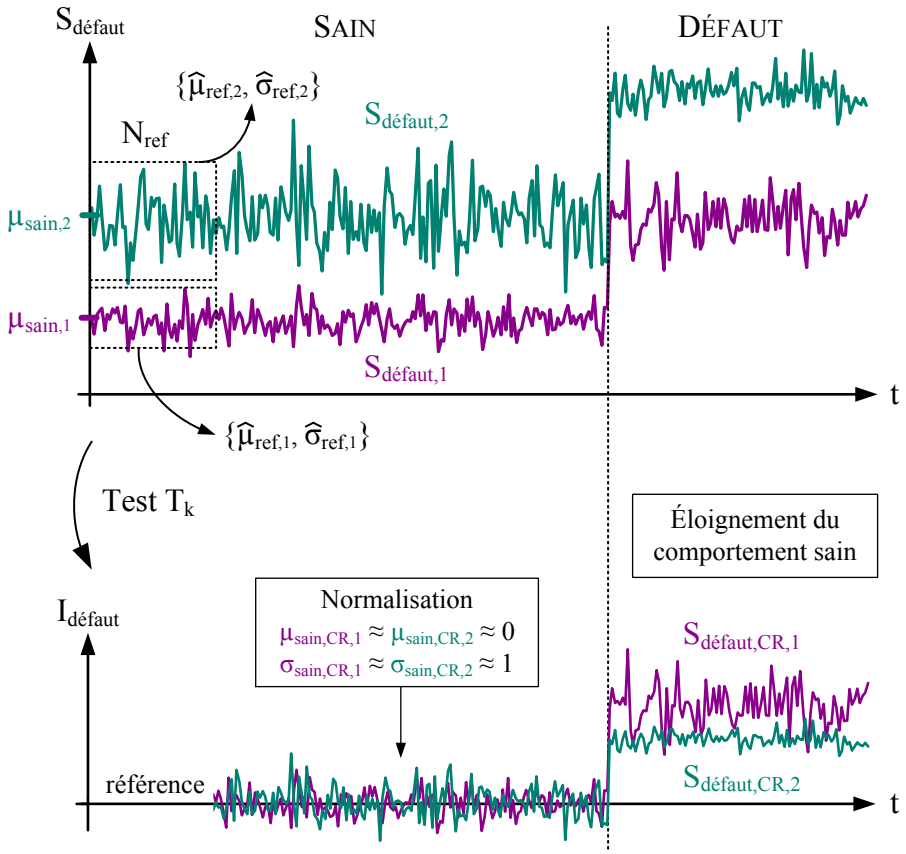


FIGURE 2.6 – Signatures de défaut $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$ générées artificiellement et représentant le comportement d'une même signature de défaut pour deux systèmes d'entrainement différents (haut). Indicateurs normalisés $S_{défaut,CR,1}$ et $S_{défaut,CR,2}$ associés aux signatures brutes et obtenus à l'aide du test T_k (bas).

Comme nous avions pu l'observer dans la section 1.3, la dépendance des signatures de défaut brutes vis-à-vis du système surveillé est une des problématiques rencontrées lorsque l'on souhaite réaliser le diagnostic automatique d'une large gamme d'applications. Cette dépendance est illustrée sur la figure 2.6 (haut) par la différence de comportement des deux signatures $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$ lorsque le système fonctionne en régime sain (et également en régime défaillant). Il semble dans ce cas difficile de réaliser une détection robuste du défaut recherché pour n'importe quel système d'entrainement en utilisant ces signatures de défaut brutes en l'état. Dans cet exemple, une valeur saine de la signature $S_{défaut,2}$ peut en effet correspondre à une valeur défaillante de la signature $S_{défaut,1}$. Pour une signature de défaut donnée,

la définition automatique d'un seuil d'alarme unique et indépendant de l'application considérée n'est alors pas possible.

En revanche, l'utilisation du test statistique T_k sur les signatures de défaut brutes $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$, à l'aide de leurs références statistiques respectives, permet d'obtenir les indicateurs $S_{défaut,CR,1}$ et $S_{défaut,CR,2}$ représentés sur la figure 2.6 (bas). Ces indicateurs sont normalisés puisque leur comportement en régime sain ne dépend pas des caractéristiques (moyennes et écarts-types) des signatures de défaut brutes à partir desquelles ils sont calculés. Leurs valeurs reflètent uniquement la dérive des signatures brutes $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$ par rapport à leur comportement sain. Si le système fonctionne sans défaut, l'indicateur normalisé obtenu à l'aide du test T_k suivra une loi de distribution de moyenne nulle et d'écart-type unitaire, et ce quelque soit le système considéré. Son comportement s'écartera par contre de cette loi si le comportement de la signature de défaut brute est perturbé par la présence du défaut surveillé.

2.2.2 Exemple d'application du test T_k sur des signatures de défaut réelles

Afin de vérifier la méthodologie de normalisation présentée précédemment, les performances du test statistique T_k, et de l'indicateur normalisé qui en résulte, doivent être confirmées dans le cas de signatures de défaut réelles.

Système expérimental

Prenons l'exemple de la détection de plusieurs faibles niveaux de déséquilibre mécanique (ou balourd) dans le système électromécanique présenté sur la figure 2.7.

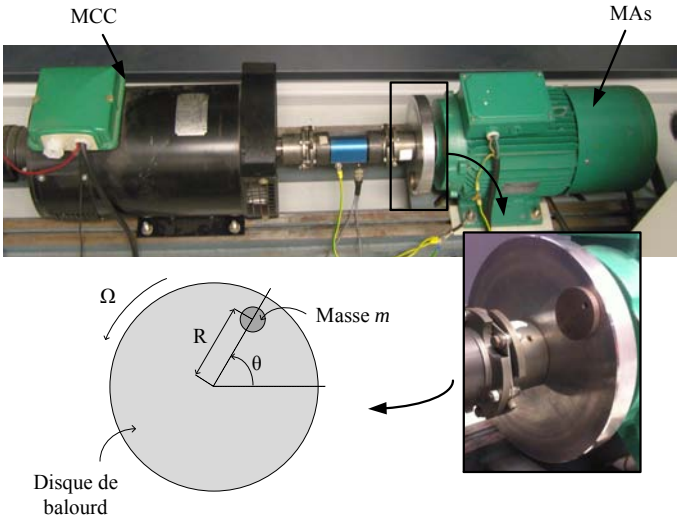


FIGURE 2.7 – Banc expérimental du laboratoire LAPLACE composé du moteur asynchrone de 5,5 kW (MAs n°1 ou MAs n°2 (cf. annexe A.1)), d'une machine à courant continu à gauche et d'un disque de déséquilibre en bas.

Les caractéristiques électriques et mécaniques des deux moteurs asynchrones (MAs n°1 et MAs n°2), du variateur de vitesse et de la machine à courant continu utilisés sont présentées en annexe A.1. Le balourd est réalisé à l'aide du disque de déséquilibre dont la photographie et l'illustration sont présentés sur la figure 2.7 (bas). Différentes masses peuvent être fixées sur ce disque afin de générer des niveaux de balourd croissants. Des essais ont été réalisés dans un premier temps en régime de fonctionnement sain puis pour différents niveaux de déséquilibre mécanique. La description des enregistrements réalisés au cours de ces essais est présentée dans le tableau 2.1.

Santé du système	Oscillations du couple	Nombre d'enregistrements (MAs n°1)	Nombre d'enregistrements (MAs n°2)
Sain	0% de Γ_n	$N_{sain} = 150$	$N_{sain} = 150$
Léger balourd (B_1)	$0,15\%$ de Γ_n	$N_{B1} = 20$	$N_{B1} = 20$
Balourd moyen (B_2)	$0,27\%$ de Γ_n	$N_{B2} = 20$	$N_{B2} = 20$

TABLE 2.1 – Caractéristiques des essais réalisés sur deux moteurs différents (MAs n°1 et MAs n°2) pour la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique.

Les $N_{ref} = 50$ enregistrements qui seront utilisés pour réaliser la référence de la signature de défaut brute sont inclus dans les $N_{sain} = 150$ enregistrements réalisés en régime de fonctionnement sain.

Signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$

Un déséquilibre mécanique génère des oscillations du couple de charge à la fréquence de rotation f_r du système [Blo06]. Ces oscillations de couple, dont le calcul sera détaillé dans le chapitre 4 et dont les valeurs théoriques sont présentées dans le tableau 2.1 pour chaque niveau de balourd, génèrent des signatures de défaut dans les courants aux fréquences caractéristiques $f_s \pm k.f_r$, où f_s est la fréquence d'alimentation du moteur et k un entier naturel [Sal13]. Nous choisirons dans cette section d'utiliser uniquement l'harmonique $I_{ph1}(f_s - f_r)$ du courant de phase 1 comme signature de défaut brute, auparavant nommée $S_{défaut}$ de manière générique. Dans un souci de clarté, l'harmonique $I_{ph1}(f_s + f_r)$ ne sera pas représenté dans cette section, bien que ses performances de détection soient comparables à celle de l'harmonique $I_{ph1}(f_s - f_r)$. La signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ est représentée sur la figure 2.8 en fonction du numéro de l'enregistrement et pour les deux moteurs asynchrones surveillés (MAs n°1 (courbe bleue) et MAs n°2 (courbe violette)). Nous pouvons tout d'abord remarquer sur cette figure que la signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ est sensible, quel que soit le moteur surveillé, au défaut de balourd car son niveau augmente à chaque hausse de la sévérité du défaut. Son comportement reste également stable sur toute la durée du fonctionnement sain. Dans les deux

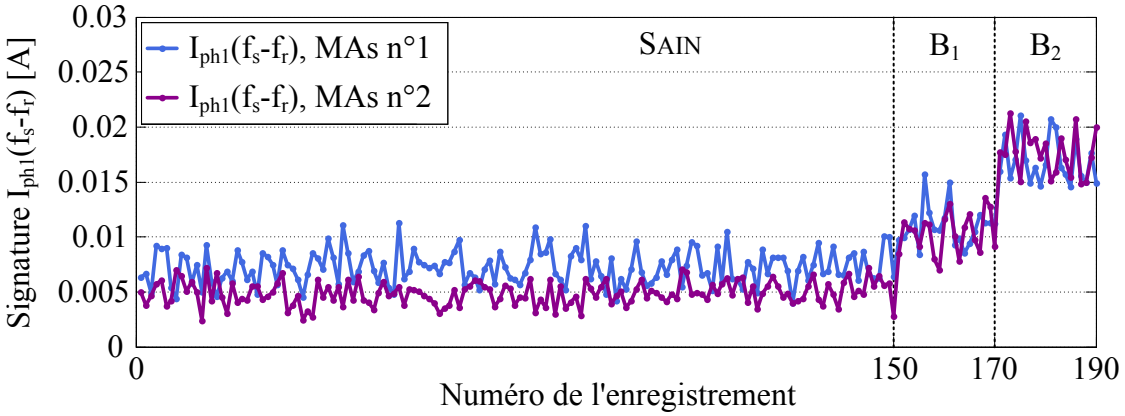


FIGURE 2.8 – Signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ en fonction du numéro d'enregistrement dans le cas du MAs n°1 (courbe bleue) et dans le cas du MAs n°2 (courbe magenta). Le niveau moyen de cet harmonique dépend du moteur surveillé et augmente de manière significative avec la sévérité du balourd.

séries d'essais réalisés dans cette section, seul le moteur asynchrone entrainant la charge a été modifié. De plus, ce changement est modeste puisque les deux moteurs utilisés (MAs n°1 et MAs n°2) ont la même puissance nominale et la même polarité. Cependant, les différences de conception entre ces deux machines suffisent à modifier le comportement, en régime sain, de la signature de défaut $I_{ph1}(f_s - f_r)$. La moyenne et l'écart-type de celle-ci sont en effet visiblement plus élevés lorsque le MAs n°1 est utilisé ($\widehat{\mu}_{ref,MAs\,n^\circ 1} = 0,0072$ et $\widehat{\sigma}_{ref,MAs\,n^\circ 1} = 0,0016$) que dans le cas du MAs n°2 ($\widehat{\mu}_{ref,MAs\,n^\circ 2} = 0,0049$ et $\widehat{\sigma}_{ref,MAs\,n^\circ 2} = 0,0011$).

Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,CR}(f_s + f_r)$

À partir de la signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ représentée sur la figure 2.8 pour les deux moteurs utilisés, nous allons maintenant générer un indicateur de défaut normalisé, noté $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$, pour chacun des moteurs testés en effectuant les étapes suivantes :

1. Estimer, à partir des $N_{ref} = 50$ premiers enregistrements, la moyenne $\mu_{sain,MAs\,n^\circ 1}$ et l'écart-type $\sigma_{sain,MAs\,n^\circ 1}$ de la signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ obtenue pour le MAs n°1 (cf. figure 2.8 (courbe bleue)) $\rightarrow$ $\boldsymbol{\{\widehat{\mu}_{ref,MAs\,n^\circ 1}, \widehat{\sigma}_{ref,MAs\,n^\circ 1}\}}$,
2. Calculer, à l'aide de la référence définie précédemment, la grandeur centrée réduite $\boldsymbol{I_{ph1,CR}(f_s - f_r)(k)}$ pour tout enregistrement $k > N_{ref}$,
3. Réaliser les étapes 1 et 2 sur la signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ obtenue pour le MAs n°2 (cf. figure 2.8 (courbe violette)).

L'indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ obtenu à l'issu de ces différentes étapes est représenté sur la figure 2.9 dans le cas du MAs n°1 (courbe bleue) et du MAs n°2 (courbe violette). Nous pouvons remarquer sur cette figure que le comportement de l'indicateur $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ est indépendant, en régime sain, du

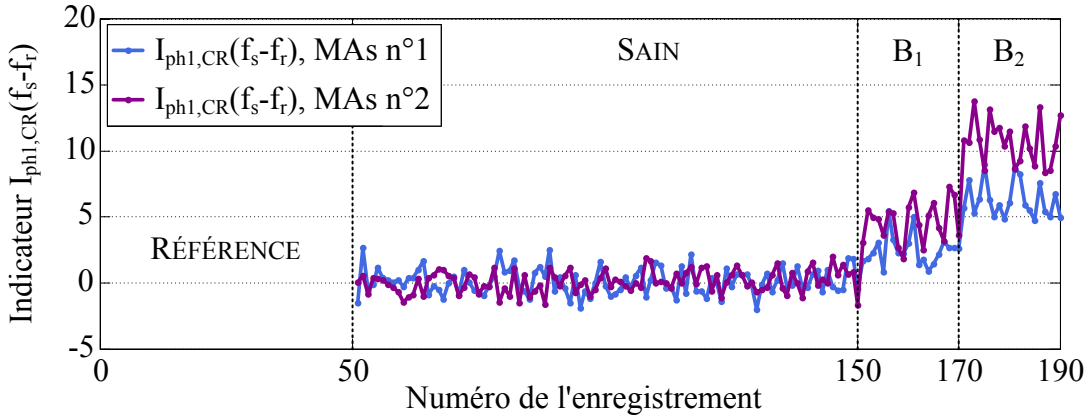


FIGURE 2.9 – Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ obtenu dans le cas du MAs n°1 (courbe bleue) et du MAs n°2 (courbe violette) en fonction du numéro de l'enregistrement.

système surveillé. Cet indicateur est en effet de moyenne nulle et d'écart-type unitaire lorsque le système (MAs n°1 ou MAs n°2) continue de fonctionner en régime sain. En revanche, lorsqu'un niveau de balourd est présent dans le système d'entrainement, le comportement de la signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ s'éloigne de son comportement sain de référence. L'indicateur normalisé $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ reflète alors cet éloignement en prenant des valeurs anormalement élevées, en comparaison de celles obtenues en fonctionnement sain. Contrairement au cas du régime sain, les valeurs de l'indicateur normalisé $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ obtenues en régime défaillant (balourds B_1 et B_2) sont différentes pour les deux moteurs. La réaction d'une signature brute vis-à-vis du défaut surveillé ne peut en effet pas être prédite lors de la phase d'apprentissage. Cependant, cette caractéristique n'est pas préjudiciable à l'automatisation du diagnostic d'une gamme de machines. En effet, la normalisation obtenue par le test statistique T_k et illustrée sur la figure 2.9 permettra de faciliter la détection du défaut recherché puisque le comportement des indicateurs générés par le test T_k sera similaire en régime sain, quelque soit le système considéré. Un seuil d'alarme unique pourra alors être défini dans la section 2.4 et permettre l'automatisation du diagnostic d'une large gamme de systèmes d'entrainement.

2.3 Autres exemples d'outils de normalisation

Nous avons vu dans la section précédente que le test statistique T_k permet, à l'aide d'une référence de type moyenne/écart-type, de normaliser une signature de défaut brute $S_{défaut}$. L'indicateur de défaut normalisé obtenu à l'issu du test T_k est alors indépendant, en régime de fonctionnement sain, du système surveillé. Cependant, cette solution n'est pas l'unique possibilité de caractériser la dérive d'une signature de défaut par rapport à son comportement sain. En effet, différents autres outils mathématiques ou statistiques (cf. [Gru69] et [Dea50]) peuvent être utilisés avec le même objectif : produire un indicateur de défaut indépendant du système surveillé, sensible au défaut ciblé et auquel on peut facilement associer un seuil

d'alarme unique. Parmi ces outils, les tests de Grubbs et de Dixon sont présentés dans cette section ainsi que l'utilisation de moments statistiques tels le coefficient d'asymétrie et le kurtosis, respectivement notés β_1 et β_2. Dans un souci de clarté, nous définissons les vecteurs $\overline{REF}$ et $\overline{TEST}$ par les équations 2.4 et 2.5, respectivement.

$$\overline{REF} = \{S_{défaut}(1), ..., S_{défaut}(N_{ref})\} \tag{2.4}$$

$$\overline{TEST} = \{\overline{REF}, S_{défaut}(k)\} \tag{2.5}$$

Le vecteur $\overline{REF}$ contient les N_{ref} valeurs de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ servant à caractériser son comportement sain durant la phase d'apprentissage. Le vecteur $\overline{TEST}$ contient ces mêmes valeurs de référence auxquelles s'ajoute la valeur de la signature de défaut brute $S_{défaut}(k)$ à tester afin de savoir si le défaut ciblé est apparu à l'enregistrement n°k.

2.3.1 Test de Grubbs sur la variance

Afin de comparer une nouvelle valeur $S_{défaut}(k)$ d'une signature de défaut brute avec son comportement de référence caractérisé sur un ensemble de N_{ref} échantillons, il est possible d'utiliser le test de Grubbs [Gru69], noté G_k, défini par l'équation 2.6.

$$G_k = \frac{S_{ref}^2}{S_{test}^2} \tag{2.6}$$

Les grandeurs S_{ref}^2 et S_{test}^2 sont définies selon

$$S_{ref}^2 = \sum_{i=1}^{N_{ref}} (S_{défaut}(i) - \widehat{\mu}_{ref})^2 \tag{2.7}$$

$$S_{test}^2 = \sum_{i=1}^{N_{ref}+1} (S_{défaut}(i) - \widehat{\mu}_{test})^2 \tag{2.8}$$

où $\widehat{\mu}_{ref}$ (respectivement $\widehat{\mu}_{test}$) représente la moyenne empirique du vecteur $\overline{REF}$ (respectivement $\overline{TEST}$). Ce test consiste donc à comparer la variance des vecteurs $\overline{REF}$ et $\overline{TEST}$ afin de savoir si la valeur $S_{défaut}(k)$ concorde avec son comportement caractérisé durant la phase de référence.

Ce test a été appliqué sur les signatures de défaut $I_{ph1}(f_s - f_r)$ obtenues pour les deux moteurs MAs n°1 et MAs n°2 (cf. figure 2.8) dans l'optique de détecter l'apparition d'un déséquilibre mécanique dans le système d'entrainement surveillé. Les indicateurs $I_{ph1,Grubbs}(f_s - f_r)$ fournis par ce test statistique sont représentés sur la figure 2.10 pour les deux moteurs considérés. Nous pouvons constater que la normalisation des signatures de défaut brutes $I_{ph1,Grubbs}(f_s - f_r)$ vis-à-vis du système surveillé est assurée par le test de Grubbs. Les indicateurs de défaut normalisés $I_{ph1,Grubbs}(f_s - f_r)$ obtenus tendent en effet vers la valeur 1 lorsque le système fonctionne en régime sain. Lorsque la signature de défaut brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ s'éloigne de son comportement de référence, nous pouvons cependant remarquer que, à l'inverse

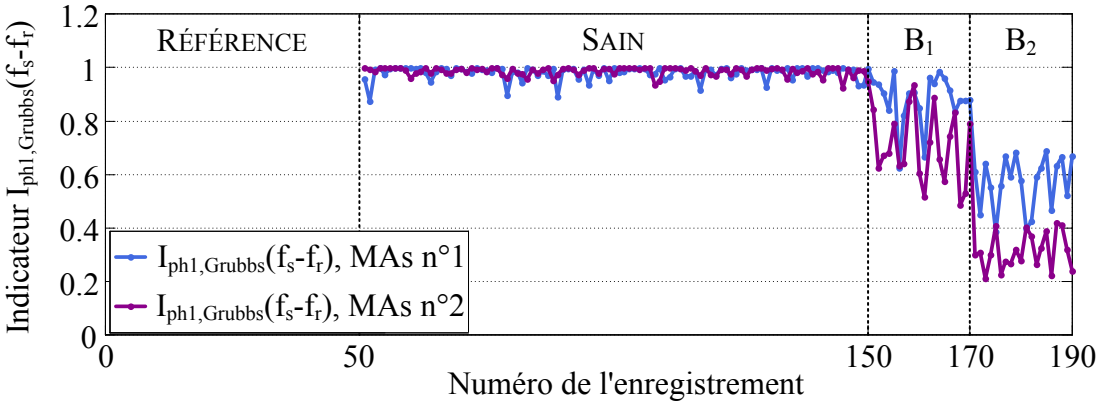


FIGURE 2.10 – Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,Grubbs}(f_s - f_r)$ obtenu avec le MAs n°1 (courbe bleue) et avec le MAs n°2 (courbe violette) en fonction du numéro d'enregistrement.

du test T_k, la valeur de l'indicateur normalisé $I_{ph1,Grubbs}(f_s - f_r)$ diminue. L'apparition d'une valeur anormalement élevée (ou faible) de la signature de défaut brute provoque l'augmentation du terme S^2_{test} et réduit la valeur du test G_k défini par l'équation 2.6. Cette diminution est d'autant plus grande que le défaut est important, i.e. que la signature de défaut brute s'est éloigné de sa référence. De plus, et contrairement au test T_k, l'indicateur issu du test de Grubbs diminuera lorsque la signature de défaut brute surveillé s'éloignera de sa référence, quelque soit le sens de variation de celle-ci.

2.3.2 Test de Dixon

Le test de Dixon, ou test Q_k, est un cas particulier des tests statistiques de détection de valeurs aberrantes. Celui-ci ne se base en effet pas sur des dérivés des moments statistiques comme la moyenne, l'écart-type, la variance, etc. Son calcul nécessite uniquement la connaissance de grandeurs simples à calculer comme le minimum, le maximum ou encore l'étendue des vecteurs $\overline{REF}$ et $\overline{TEST}$ (cf. [Dea50]). La valeur du test de Dixon pour l'élément k d'une signature de défaut $S_{défaut}$ est notée Q_k et est donnée par l'équation 2.9.

$$Q_k = \frac{S_{défaut}(k) - M_{\overline{REF}}}{M_{\overline{REF}} - m_{\overline{REF}}} = \frac{S_{défaut}(k) - M_{\overline{REF}}}{\delta_{\overline{REF}}} \tag{2.9}$$

Le paramètre $M_{\overline{REF}}$ représente la valeur maximale du vecteur $\overline{REF}$, $m_{\overline{REF}}$ la valeur minimale et $\delta_{\overline{REF}}$ son étendue. Ce test consiste donc à comparer la valeur de la signature de défaut $S_{défaut}(k)$ à tester avec la valeur maximale de celle-ci calculée sur la phase de référence, et de normaliser cette différence avec l'étendue de $S_{défaut}$ obtenue durant cette même phase de référence. Ce test a été appliqué sur la signature de défaut $I_{ph1}(f_s - f_r)$ obtenue avec les MAs n°1 et MAs n°2 (cf. figure 2.8) dans l'optique de détecter l'apparition d'un déséquilibre mécanique dans le système électromécanique surveillé. L'indicateur $I_{ph1,Dixon}(f_s - f_r)$ fourni par ce test statistique est représenté sur la figure 2.11 pour les deux moteurs considérés. Bien que la

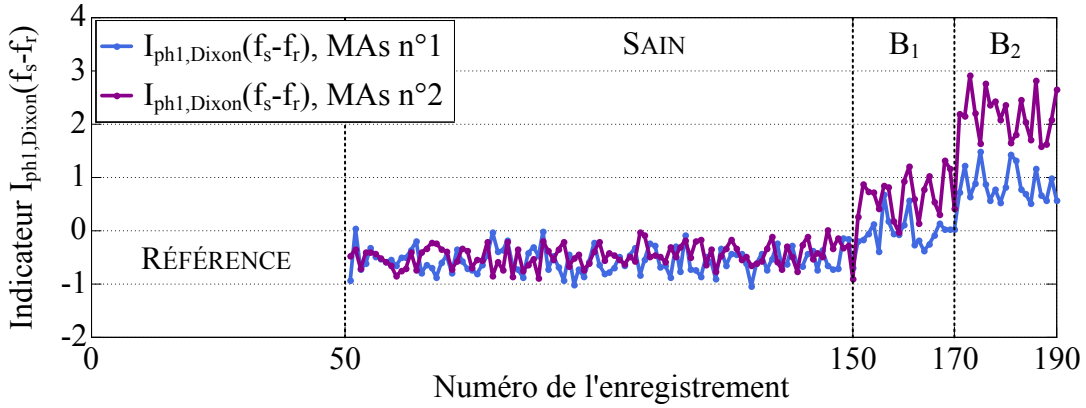


FIGURE 2.11 – Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,Dixon}(f_s - f_r)$ obtenu avec le MAs n°1 (courbe bleue) et avec le MAs n°2 (courbe violette) en fonction du numéro d'enregistrement.

définition de ce test (cf. equation 2.9) soit plus simple que celles des tests T_k et de Grubbs, ses performances en termes de normalisation sont similaires. Le comportement de l'indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,Dixon}(f_s - f_r)$, en termes de sensibilité par rapport au défaut de balourd ainsi qu'en termes de normalisation vis-à-vis du système surveillé, est en tout point identique à celui de l'indicateur obtenu à l'aide du test T_k. Ce test n'est cependant défini que pour la détection de hausses anormales d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$. La détection d'une diminution de celle-ci nécessite l'utilisation d'un second test, semblable à celui défini par l'équation 2.9 mais utilisant le minimum du vecteur $\overline{REF}$ à la place du maximum.

2.3.3 Coefficient d'asymétrie (skewness) et coefficient d'aplatissement (kurtosis)

Les moments statistiques centrés réduits d'ordre 3 et 4, respectivement appelés coefficient d'asymétrie (skewness) et coefficient d'aplatissement (kurtosis), peuvent enfin également être utilisés dans la détection de valeurs anormales d'une signature de défaut, correspondant à un régime de fonctionnement défaillant. Ces deux moments, respectivement notés β_1 et β_2, d'une variable aléatoire x de moyenne μ et d'écart-type σ sont définis par les équations 2.10 et 2.11.

$$\beta_1(x) = \frac{\mathbb{E}(x-\mu)^3}{\sigma^3} = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^2}\right)^3} \tag{2.10}$$

$$\beta_2(x) = \frac{\mathbb{E}(x-\mu)^4}{\sigma^4} = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^3}{\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^2\right)^2} \tag{2.11}$$

Les indicateurs basés sur le skewness, noté S_k, et sur le kurtosis, noté K_k, et permettant de tester l'adéquation de l'élément $S_{défaut}(k)$ avec le vecteur de référence $\overline{REF}$ sont donnés par les équations 2.12 et 2.13.

$$S_k = \beta_1(\overline{TEST}) - \beta_1(\overline{REF}) \tag{2.12}$$

$$S_k = \beta_2(\overline{TEST}) - \beta_2(\overline{REF}) \tag{2.13}$$

Le fonctionnement de l'indicateur β_2 et son comportement vis-à-vis d'une valeur anormale sont fortement détaillés dans [Fou13] et [Fou15]. Ces deux outils ont été appliqués sur la signature de défaut $I_{ph1}(f_s - f_r)$ obtenue avec les MAs n°1 et MAs n°2 (cf. figure 2.8) afin de détecter l'apparition d'un balourd dans le système surveillé. Les indicateurs $I_{ph1,skewness}(f_s - f_r)$ et $I_{ph1,kurtosis}(f_s - f_r)$ fournis par 2.12 et 2.13 sont représentés sur la figure 2.12 pour chacun des moteurs surveillés.

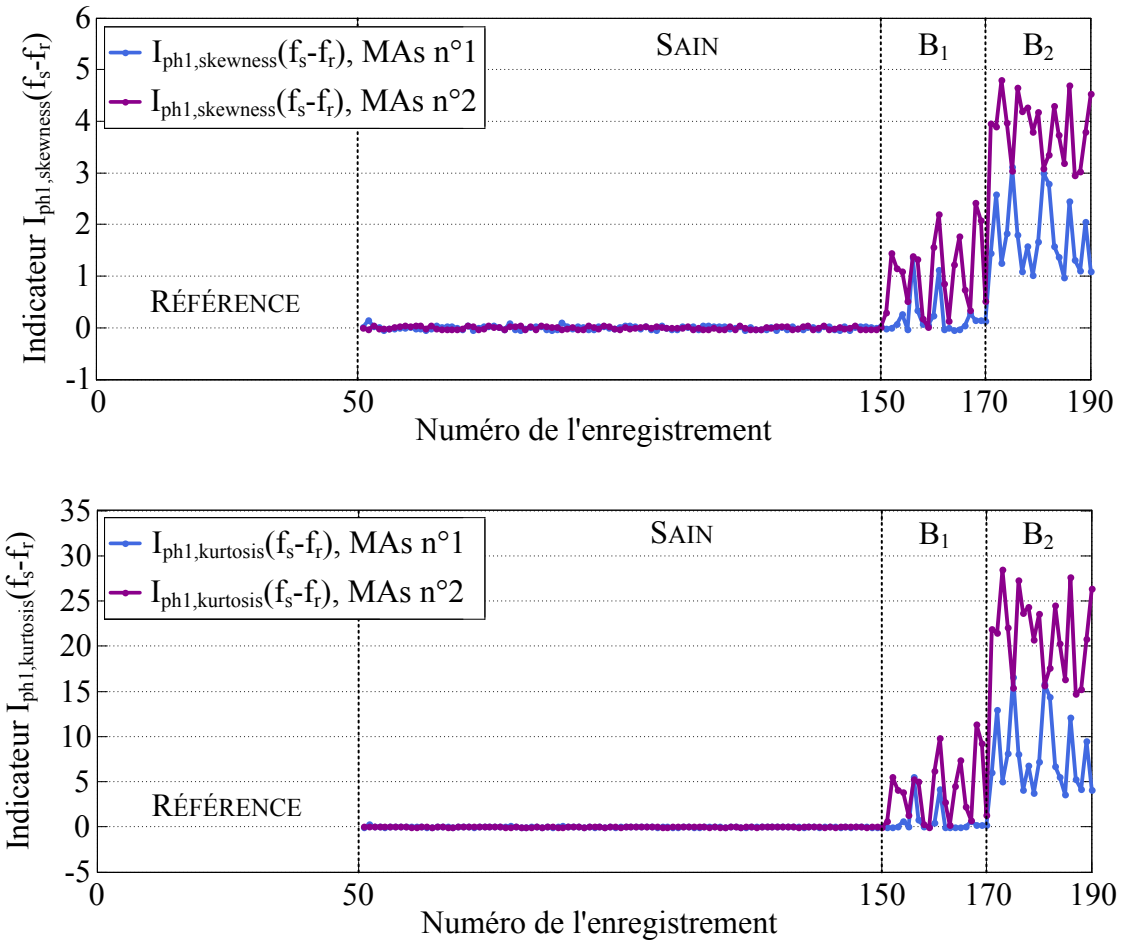


FIGURE 2.12 – Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,skewness}(f_s - f_r)$ (haut) obtenu avec le MAs n°1 (courbe bleue) et avec le MAs n°2 (courbe violette) en fonction du numéro d'enregistrement. Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,kurtosis}(f_s - f_r)$ (bas) obtenu avec le MAs n°1 (courbe bleue) et avec le MAs n°2 (courbe violette) en fonction du numéro d'enregistrement.

Nous pouvons tout d'abord constater la très forte normalisation de ces deux indicateurs d'un point de vue visuel. En effet, tant que le système conserve un régime de fonctionnement sain, la valeur de ces deux indicateurs reste extrêmement proche de 0, et ce quelque soit le moteur surveillé (MAs n°1 ou MAs n°2). Elle s'en écarte en revanche fortement lorsque le défaut ciblé apparaît. La robustesse et la sensibilité de ces indicateurs semblent néanmoins similaires à celles des indicateurs présentés précédemment (test T_k, test de Grubbs et test de Dixon). De plus, tout comme l'indicateur basé sur le test de Grubbs, et à l'inverse de l'indicateur basé sur le skewness, l'indicateur de défaut normalisé calculé à partir du kurtosis augmente lorsqu'une valeur anormale de la signature de défaut brute est testée, quel que soit le sens de variation de celle-ci.

Les propriétés et qualités des différents indicateurs présentés dans cette section seront comparées dans la section suivante, afin de pouvoir choisir le ou les meilleur(s) indicateur(s) de défaut normalisé(s) à utiliser dans le reste de l'étude.

2.4 Automatisation du diagnostic

Plusieurs méthodes de normalisation d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$ ont été présentées dans les sections précédentes. Ces procédés permettent, via l'utilisation d'un test ou d'un moment statistique, de générer un indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$. Contrairement à la signature brute $S_{défaut}$, le comportement de cet indicateur en régime sain est indépendant du système surveillé. De plus, la sensibilité de $S_{défaut}$ vis-à-vis du défaut recherché est conservée par l'indicateur normalisé $I_{défaut}$. Cependant, cet indicateur (quel que soit l'outil utilisé pour le générer) ne permet pas encore de réaliser le diagnostic automatique d'une large gamme de machines. En effet, bien que celui-ci reflète clairement l'apparition d'un défaut et que son comportement soit indépendant du système surveillé, un seuil d'alarme doit lui être associé automatiquement pour pouvoir statuer sur l'état de santé de l'application.

Dans cette section, nous introduirons tout d'abord les performances attendues, en termes de robustesse et de sensibilité, d'un indicateur de défaut. La définition automatique d'un seuil d'alarme, noté $t_{1\%}$ sera ensuite présentée pour les différents indicateurs de défaut normalisés présentés dans les sections 2.2 et 2.3 et permettra d'atteindre ces objectifs. Enfin, une comparaison des différents indicateurs normalisés sera fournie dans la sous-section 2.4.3. Un critère permettant d'évaluer leurs performances sera également présenté.

2.4.1 Performances d'un indicateur de défaut

À partir de la référence saine d'une signature de défaut $S_{défaut}$, dont la construction a été détaillée dans la section 2.1 dans le cas d'une référence de type moyenne/écart-type, un indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ a pu être généré, via divers moyens mathématiques présentés dans les sections 2.2 et 2.3. Un seuil d'alarme permettant d'assurer la détection du défaut recherché lui sera associé dans la sous-section 2.4.2. Cependant, afin de réaliser cette étape nécessaire à l'automatisation du diagnostic d'une large gamme de systèmes d'entrainement, il est im-

portant de spécifier les performances souhaitées de cette association "indicateur + seuil d'alarme". Afin d'illustrer ces performances, les signatures de défaut artificielles $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$ définies dans la section 2.2 sont utilisées comme exemple dans cette sous-section et sont représentées sur la figure 2.13 (haut).

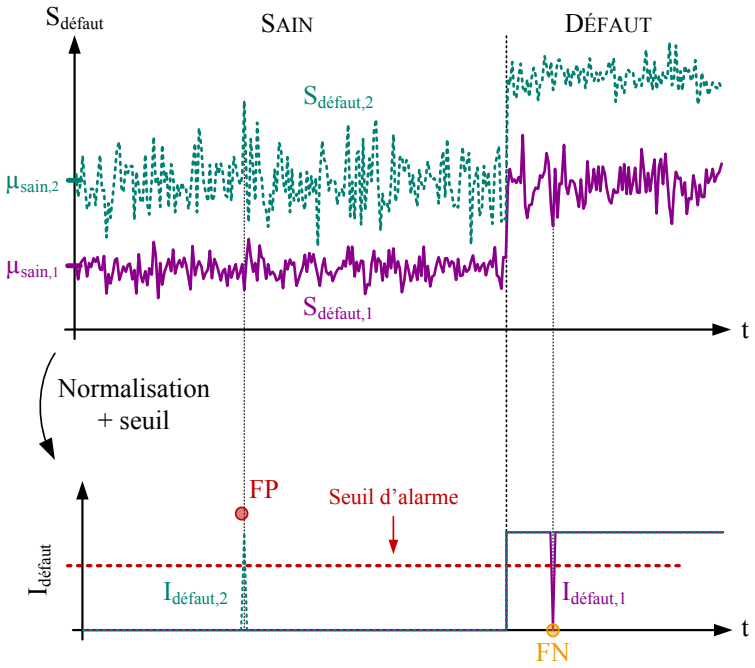


FIGURE 2.13 – Signatures de défaut $S_{défaut,1}$ et $S_{défaut,2}$ générées artificiellement et représentant le comportement d'une même signature de défaut pour deux systèmes d'entrainement différents (haut). Exemples d'indicateurs de défaut normalisés $I_{défaut,1}$ et $I_{défaut,2}$ associés aux signatures brutes avec un seuil d'alarme unique associé (bas).

Afin de pouvoir réaliser un diagnostic optimal des applications surveillées, l'association "indicateur+seuil d'alarme" doit posséder les propriétés suivantes :

1. **Normalisation** : Contrairement à la signature brute $S_{défaut}$, l'indicateur $I_{défaut}$ doit être normalisé, i.e. son niveau ne doit pas être dépendant du système surveillé ou de la nature du défaut considéré mais doit uniquement refléter la présence du défaut ciblé.
2. **Automatisation** : Le seuil d'alarme, représenté en rouge sur la figure 2.13 (bas)), doit pouvoir être associé automatiquement à l'indicateur normalisé $I_{défaut}$. La définition de ce seuil sera détaillée dans la section 2.4.2.
3. **Robustesse** : $I_{défaut}$ doit être robuste, i.e. le pourcentage de fausses alarmes p_{FA}, défini par l'équation 2.14, doit être faible. Le nombre de faux positifs (FP) représentés par le cercle rouge sur la figure 2.13 (bas) doit par conséquent être le plus petit possible.
4. **Sensibilité** : $I_{défaut}$ doit être sensible, i.e. le pourcentage de bonnes détections p_{BD}, défini par l'équation 2.15, doit être élevé. Le nombre de faux négatifs (FN) représentés par le cercle orange sur la figure 2.13 (bas) doit alors être le

plus faible possible.

Les pourcentages de fausses alarmes p_{FA} et de bonnes détections p_{BD} sont définis par les équations 2.14 et 2.15, respectivement.

$$p_{FA} = \frac{N_{FP}}{N_{FP} + N_{VN}} \tag{2.14}$$

$$p_{BD} = \frac{N_{VP}}{N_{VP} + N_{FN}} \tag{2.15}$$

avec

→ N_{FP} le nombre de faux positifs (FP) de l'indicateur I_{defaut}, i.e. le nombre de valeurs de l'indicateur considérées défaillantes alors que le système fonctionne en réalité en régime sain (cercle rouge sur la figure 2.13),

→ N_{VN} le nombre de vrais négatifs (VN) de l'indicateur I_{defaut}, i.e. le nombre de valeurs de l'indicateur considérées saines lorsque le système fonctionne réellement en régime sain,

→ N_{VP} le nombre de vrais positifs (VP) de l'indicateur I_{defaut}, i.e. le nombre de valeurs de l'indicateur considérées défaillantes lorsque le système fonctionne réellement en régime de défaut,

→ N_{FN} le nombre de faux négatifs (FN) de l'indicateur I_{defaut}, i.e. le nombre de valeurs de l'indicateur considérées saines alors que le système fonctionne en réalité en régime de défaut (cercle orange sur la figure 2.13),

Ces différents paramètres peuvent être illustrés dans la matrice de confusion définie dans le tableau 2.2 et représentant la justesse de classification sain/défaut de l'indicateur I_{defaut} en fonction de l'état de santé réel du système.

		Réalité	
		Sain	Défaut
$I_{défaut}$	Sain	VN	FN
	Défaut	FP	VP

TABLE 2.2 – Matrice de confusion représentant la justesse de classification de l'indicateur de défaut normalisé I_{defaut}.

2.4.2 Définition automatique d'un seuil d'alarme

Afin de pouvoir analyser les valeurs obtenues de l'indicateur de défaut normalisé I_{defaut}, il est nécessaire de pouvoir automatiquement lui associer un seuil d'alarme. Ce seuil, similaire à celui représenté en rouge sur la figure 2.13, permettra de discriminer le fonctionnement sain du fonctionnement défaillant. La définition d'un seuil unique associé à l'indicateur normalisé I_{defaut} sera présentée ici dans le cas de l'indicateur $S_{défaut,CR}$, généré à l'aide du test statistique T_k. Ce processus est similaire pour les autres indicateurs normalisés mais ne sera pas détaillé ici.

Une approche possible permettant de générer un seuil d'alarme, unique et indépendant du système surveillé, consiste à utiliser les propriétés statistiques de l'indicateur de défaut normalisé $S_{défaut,CR}$. D'une part, cet indicateur suit une loi de distribution de moyenne nulle et d'écart-type unitaire lorsque le système continue à fonctionner en régime sain (cf. section 2.2). D'autre part, si la signature de défaut brute $S_{défaut}$ suit une loi de distribution particulière, alors la grandeur centrée réduite $S_{défaut,CR}$ suit la même loi de distribution, à la différence que la moyenne et l'écart-type de celle-ci sont respectivement égaux à 0 et 1. Comme il avait été précisé dans la section 2.1, la connaissance de ces deux paramètres (moyenne et écart-type) n'est cependant pas suffisante pour caractériser complètement le comportement de la grandeur centrée réduite $S_{défaut,CR}$. La connaissance du type de loi de distribution de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ est nécessaire pour connaitre la densité de probabilité de la loi de distribution de l'indicateur $S_{défaut,CR}$ et pour pouvoir ainsi définir un seuil d'alarme adéquat.

Afin de faciliter le choix du seuil d'alarme, nous considérerons dans cette partie que la signature de défaut brute $S_{défaut}$ suit une loi de distribution gaussienne, qui correspond au cas particulier d'une composante spectrale relative à un bruit blanc gaussien (cf. [Vra03]). Cette hypothèse implique alors que la loi de distribution de l'indicateur normalisé $S_{défaut,CR}$ est également gaussienne. De plus, cet indicateur étant centré et réduit, on en déduit alors qu'il suit la loi de distribution particulière $\mathcal{N}(0,1)$. Cette connaissance permet désormais de fixer un seuil d'alarme adapté à l'indicateur de défaut normalisé $S_{défaut,CR}$. En effet, la densité de probabilité ϕ et la fonction de répartition Φ d'une variable suivant la loi $\mathcal{N}(0,1)$ sont connues et représentées sur la figure 2.14.

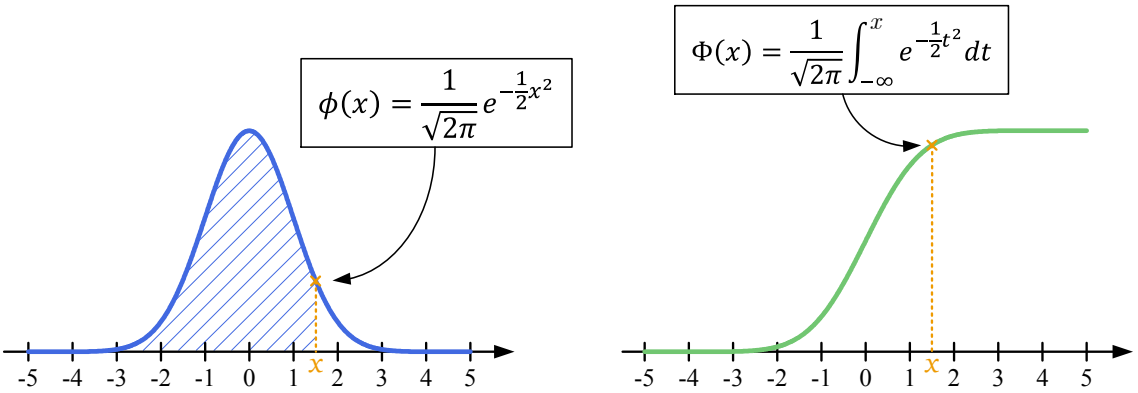


FIGURE 2.14 – Densité de probabilité $\phi(x)$ (gauche) et fonction de répartition $\Phi(x)$ d'une loi normale de moyenne nulle et d'écart-type unitaire.

Grâce à ces deux fonctions, et en particulier la fonction de répartition $\Phi(x)$, on peut déterminer la probabilité que la valeur de l'indicateur $S_{défaut,CR}(k)$ soit supérieure à une valeur t selon l'équation 2.16.

$$\mathbb{P}(S_{défaut,CR}(k) > t) = 1 - \Phi(t) \tag{2.16}$$

La valeur $\Phi(t)$ ne peut pas être calculée de manière analytique. Une table de ses valeurs obtenues numériquement pour différentes valeurs du paramètre t est fournie

en annexe B.1. Grâce à la connaissance de la loi de distribution de l'indicateur de défaut normalisé $S_{défaut,CR}$, il est désormais possible de choisir un seuil d'alarme associé à cet indicateur et dont la valeur sera indépendante du système surveillé, du point de fonctionnement ainsi que de la signature de défaut ciblée. En effet, on peut par exemple choisir comme seuil d'alarme la valeur $t_{1\%}$ définie selon l'équation 2.17.

$$\mathbb{P}(S_{défaut,CR}(k) > t_{1\%}) = 0,01 \tag{2.17}$$

Cette définition signifie donc que si, pour l'enregistrement n°k, la valeur de la variable aléatoire $S_{défaut,CR}$ est supérieure au seuil $t_{1\%}$, il n'y a en théorie qu'1% de chance que le système fonctionne en régime sain. Le système s'est alors probablement écarté de son comportement de référence à cause de la présence du défaut recherché. En effet, lorsque le défaut ciblé apparait dans le système, le niveau moyen de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ augmente (cf. figure 2.6 (haut)) et son comportement s'éloigne de sa référence générée initialement. L'indicateur de défaut normalisé $S_{défaut,CR}$ ne suit alors plus une loi normale centrée réduite (cf. figure 2.6 (bas)) et dépasse en moyenne le seuil d'alarme $t_{1\%}$ avec un pourcentage supérieur à 1%. Nous pouvons alors faire l'hypothèse que le défaut recherché est présent dans le système d'entrainement et une alarme pourra être déclenchée afin d'avertir de sa présence.

La valeur du seuil $t_{1\%}$ donnée par la table B.1 est environ égale à $2,3$. Cette valeur est valable pour à une distribution normale centrée réduite "idéale" c'est-à-dire de moyenne $\mu = 0$ et d'écart-type $\sigma = 1$. Les figures 2.4 et 2.5 montrent cependant que les estimateurs $\widehat{\mu}_{ref}$ et $\widehat{\sigma}_{ref}$ présentent un écart avec les paramètres réels $\{\mu_{sain}$ et $\sigma_{sain}\}$ de la signature de défaut $S_{défaut}$. Cet écart, se réduisant avec l'augmentation le nombre N_{ref} d'éléments utilisés pour générer la référence, génère alors une légère différence entre la loi de distribution de l'indicateur normalisé $S_{défaut,CR}$ et la loi $\mathcal{N}(0,1)$. La valeur du seuil $t_{1\%}$ a donc été calculée numériquement pour différentes valeurs du nombre d'échantillons N_{ref} et est représentée sur la figure 2.15. Nous

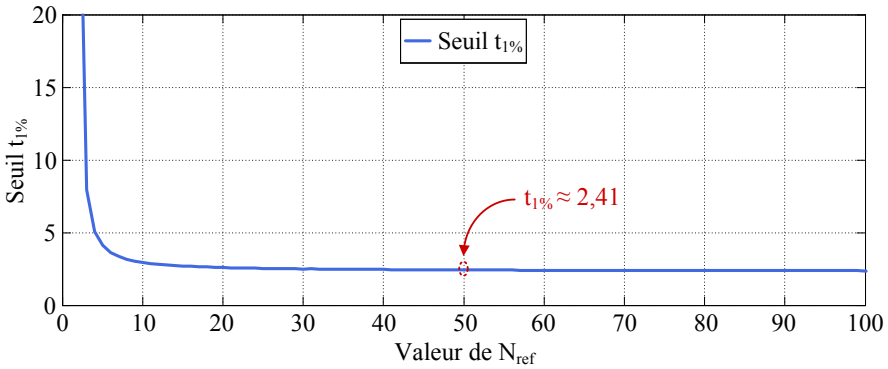


FIGURE 2.15 – Variation de la valeur du seuil $t_{1\%}$ en fonction du paramètre N_{ref}.

pouvons constater sur cette figure que la valeur du seuil $t_{1\%}$ diminue rapidement avec le paramètre N_{ref} pour tendre vers la valeur fournie par la table B.1. Dans le cas particulier $N_{ref} = 50$, nous obtenons la valeur $t_{1\%} \simeq 2,41$.

Afin d'illustrer l'intérêt et l'efficacité du seuil d'alarme $t_{1\%}$, celui-ci a été associé à l'indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ calculé pour les MAs n°1 et MAs n°2. Les résultats sont présentés sur la figure 2.16.

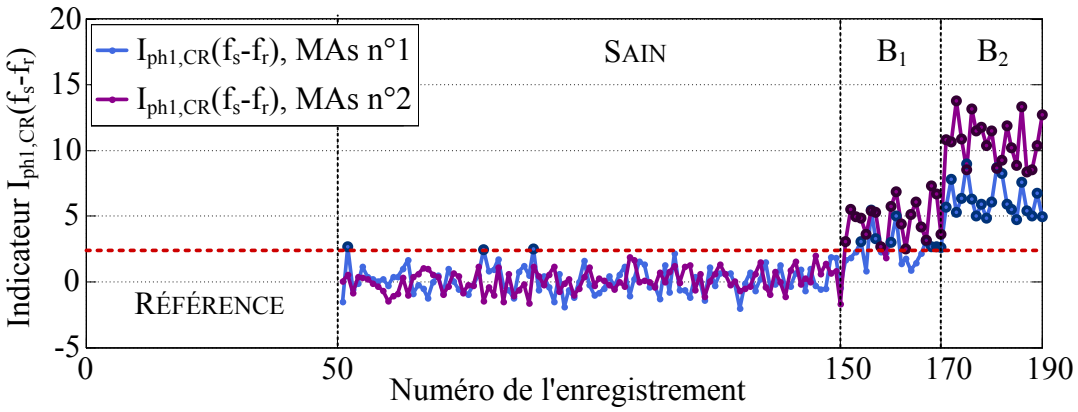


FIGURE 2.16 – Indicateur de défaut normalisé $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ calculé pour le MAs n°1 (courbe bleue) et pour le MAs n°2 (courbe violette). Les valeurs dépassant le seuil $t_{1\%}$ (courbe rouge) sont respectivement représentées par les cercles bleus et violets foncés.

Nous constatons sur cette figure que de très rares valeurs de l'indicateur $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ dépassent le seuil d'alarme $t_{1\%}$ en régime de fonctionnement sain. Ces pourcentages de fausses alarmes, de l'ordre de 2% pour le MAs n°1 et de 0% pour le MAs n°2, concordent donc bien avec un fonctionnement sain du système vis-à-vis du défaut de balourd. En revanche, ces pourcentages atteignent respectivement 40% et 95% lorsque le niveau de balourd B_1 est présent dans le système, et 100% pour le niveau moyen de balourd B_2. L'association de l'indicateur normalisé basé sur le test statistique T_k et du seuil d'alarme $t_{1\%}$ semble donc, dans cet exemple, démontrer les performances exposées dans la sous-section précédente. La normalisation, le seuillage et la robustesse de l'indicateur $I_{ph1,CR}(f_s - f_r)$ sont en effet ici assurés. La sensibilité vis-à-vis du niveau de balourd B_1 est en revanche différente d'un système à l'autre. Ce résultat n'est pas surprenant car la sensibilité de l'indicateur de défaut normalisé dépend de celle de la signature brute à partir de laquelle il est calculé. Cette réaction peut de plus dépendre du système surveillé et il n'est pas possible de l'anticiper lors de la phase d'apprentissage.

En conclusion, la valeur $t_{1\%}$ définie par l'équation 2.17 semble fournir un seuil d'alarme adéquat pour l'indicateur de défaut basé sur le test statistique T_k. Ce n'est pas un seuil d'alarme au sens propre puisqu'un dépassement de celui-ci de l'ordre de 1% en moyenne correspond au fonctionnement normal du système vis-à-vis du défaut surveillé. Cependant, ce pourcentage de dépassement s'écartera de cette valeur de 1% lorsqu'un défaut se développera dans le moteur ou dans son environnement. Comme dans le cas du paramètre N_{ref}, la valeur $t_{1\%}$ n'est cependant pas l'unique possibilité de choix de seuil d'alarme. En effet, des valeurs comme $t_{0,1\%}$ ou $t_{5\%}$ auraient également pu être utilisées en tant que seuils d'alarme en association avec l'indicateur $S_{défaut,CR}$. Les pourcentages de dépassement de ces seuils correspondant à un fonctionnement sain du système auraient alors été respectivement égaux à $0,1\%$ et 5%. Nous conserverons la valeur $t_{1\%}$ comme seuil d'alarme dans la suite de l'étude. De plus, un défaut survenant dans le système ne provoque pas obligatoirement une

hausse du niveau de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ comme c'est le cas sur la figure 2.6 (haut). En effet, certains défauts (comme la dégradation d'un système de transmission par courroies présentée dans le chapitre 5) provoquent une élévation ou une diminution du niveau moyen de la signature de défaut ciblée. Dans ce cas, un système de double seuil $\{t, -t\}$ doit être utilisé pour détecter l'écart de comportement, à la hausse comme à la baisse, de l'indicateur $S_{défaut,CR}$. Puisque la loi de distribution $\mathcal{N}(0, 1)$ de l'indicateur normalisé $S_{défaut,CR}$ est symétrique et que l'on souhaite avoir un pourcentage de dépassement du double seuil $\{t, -t\}$ de l'ordre de 1% en fonctionnement sain comme le cas précédent, la valeur t doit donc être $t_{0,5\%}$ dont la valeur est environ égale à $2,7$ lorsque $N_{ref} = 50$.

Enfin, le processus de définition du seuil d'alarme $t_{1\%}$ est similaire dans le cas des autres indicateurs de défaut normalisés. Les détails de calcul dépendent de chaque méthode statistique utilisée mais une valeur unique $t_{1\%}$ peut être automatiquement associée à chacun des indicateurs présentés dans la section 2.3.

2.4.3 Appréciation des différents indicateurs de défaut normalisés

Comparaison des outils de normalisation

Les différents outils, tests ou moments statistiques, présentés dans les sections précédentes présentent toutes les qualités attendues pour générer un indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ à partir d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$. En effet, les indicateurs générés sont normalisés, robustes, sensibles et un seuil de d'alarme $t_{1\%}$ leur est automatiquement associé. De plus, le calcul de chacun de ses indicateurs peut se faire de manière récursive (cf. annexe B.2). Les N_{ref} valeurs de référence de la signature de défaut brute ne doivent ainsi pas nécessairement être stockées.

Dans le cas particulier de la signature brute $I_{ph1}(f_s - f_r)$ utilisée en exemple dans ce chapitre, les indicateurs de défaut normalisés obtenus à l'aide de ces différents outils montrent des qualités de normalisation similaires. Leurs performances de détection en association avec le seuil $t_{1\%}$, qui seront détaillées dans le paragraphe suivant, sont en effet semblables. Ce résultat, bien qu'il ne soit pas anormal, n'est pas obligatoire et les différents indicateurs présentés dans ce chapitre présenteront souvent des différences en termes de fausses alarmes et de bonnes détections dans la suite de ce travail. Cependant, le comportement et les caractéristiques des indicateurs normalisés issus des différents outils statistiques sont fortement différents. Ces différences sont tout d'abord visuelles mais portent également sur la manière de définir le seuil d'alarme $t_{1\%}$, la possibilité de les calculer de manière récursive, le nombre d'éléments à stocker pour permettre leur calcul, etc. Afin de comparer de la manière la plus exhaustive possible ces différents outils, les caractéristiques des indicateurs qu'ils génèrent ont été résumées dans le tableau 2.3.

Nous pouvons tout d'abord remarquer à la lecture de ce tableau qu'aucun des outils proposés dans cette section ne se dégage comme étant incontestablement supérieur aux autres. Seul le test de Grubbs se dégage de manière plutôt négative par rapport aux autres indicateurs. En effet, la difficile interprétation de ce test ainsi que le faible caractère graphique des indicateurs qu'il génère le rendent moins attractif

Outil statistique	Détection bilatérale	Calcul récursif	Éléments à stocker	Appréciation	
				Simplicité	Visuel
Test T_k	oui (double seuil)	oui	2	✓	∼
Test de Grubbs	oui	oui	2	X	X
Test de Dixon	non	oui	2	✓	∼
Skewness	oui (double seuil)	oui	3	∼	✓
Kurtosis	oui	oui	4	∼	✓

TABLE 2.3 – Comparaison des différents outils statistiques permettant de générer un indicateur de défaut normalisé à partir d'une signature de défaut brute.

par rapport aux autres outils. Les tests T_k et de Dixon sont simples et légers (en termes d'éléments à stocker pour le calcul récursif) mais ils nécessitent un double seuil (ou un second test dans le cas de Dixon) et leur caractère de normalisation n'est pas aussi prononcé, visuellement, que celui du kurtosis ou du skewness. Ces deux derniers sont quant à eux moins faciles à interpréter et leur calcul récursif est plus complexe avec respectivement 3 et 4 éléments à stocker (cf. annexe B.2).

Pour des raisons de clarté, nous ne présenterons dans la suite de l'étude qu'un seul indicateur de défaut normalisé pour chaque signature de défaut étudiée. En général, l'indicateur issu du test T_k sera présenté car son interprétation, développée dans les sections 2.1 et 2.2, est la plus simple parmi celle des différents outils proposés.

Évaluation des indicateurs

Pour un même système surveillé et pour un même défaut ciblé, plusieurs indicateurs de défaut normalisés peuvent être définis et utilisés pour assurer le diagnostic. La différence entre ces indicateurs peut venir du choix de la grandeur d'étude (courant, tension, flux, vitesse, vibration, etc.), de la fréquence caractéristique choisie ou encore de l'outil statistique utilisé pour normaliser la signature de défaut brute $S_{défaut}$ utilisée. Il est alors important de pouvoir évaluer de la meilleure manière les différents indicateurs de défaut possibles dans chaque situation. Dans la section 2.2, les propriétés que doit respecter un indicateur de défaut normalisé ont été présentées et sont :

→ la normalisation,
→ l'automatisation du seuillage,
→ la robustesse,
→ la sensibilité,

Parmi ces quatre critères, celui de normalisation n'est pas directement quantifiable mais sa qualité impactera directement celles des deux dernières propriétés. De même,

l'automatisation du seuillage est assurée par tous les outils statistiques présentés dans ce chapitre et n'est donc pas un facteur discriminant. La robustesse et la sensibilité d'un indicateur sont quant à elles facilement quantifiables par les pourcentages moyens de fausses alarmes p_{FA} (cf. équation 2.14) et de bonnes détections p_{BD} (cf. équation 2.15). À l'aide de ces deux paramètres, nous pouvons donc définir un critère d'évaluation, noté C, des indicateurs de défaut normalisés via l'équation 2.18.

$$C = p_{BD} - p_{FA} \tag{2.18}$$

Ce critère prend une valeur comprise dans l'intervalle $[-1, 1]$:

- → la valeur 1 correspond à un indicateur *optimal* (100% BD/0% FA),
- → la valeur 0 correspond à un indicateur *aléatoire* (50% BD/50% FA), à un indicateur *nul* (0% BD/0% FA) ou encore à un indicateur de défaut *hypersensible* (100% BD/100% FA),
- → la valeur -1 correspond à un indicateur de défaut *minimal* (0% BD/100% FA).

Ce critère permet ainsi, pour un système et pour une sévérité donnée d'un défaut, d'évaluer les performances de détection d'un indicateur. Afin de comprendre son utilité et son fonctionnement, ce critère est calculé dans le cas de la détection d'un déséquilibre mécanique dans le système expérimental présenté sur la figure 2.7. Jusqu'à présent, seul l'harmonique $I_{ph1}(f_s - f_r)$ a été considéré comme signature de défaut brute. Cependant, l'harmonique $I_{ph1}(f_s + f_r)$ aurait également être utilisé (cf. sous-section 2.2.2). De plus, d'autres indicateurs basés sur la vitesse Ω, sur les vibrations γ_{radial} ou encore sur la fréquence et l'amplitude instantanée des courants (respectivement FI et AI) peuvent également être utilisés comme signatures de défaut brutes, en sélectionnant avec soin la fréquence caractéristique (cf. [Blo06], [Tra09] et [Fou15]). Les différentes signatures choisies pour réaliser le diagnostic d'un déséquilibre mécanique sont représentées dans la première colonne du tableau 2.4. Pour chaque signature de défaut, les 5 outils statistiques présentés précédemment ont été utilisés pour générer un indicateur de défaut normalisé. Enfin, nous nous plaçons uniquement dans le cas de la détection du plus faible balourd, noté B_1, afin d'observer les plus larges différences entre les différents indicateurs sélectionnés. En effet, si nous choisissons une sévérité de défaut trop forte, le risque serait d'obtenir une valeur $C = 1$ pour tous indicateurs évalués. De plus, afin de ne pas alourdir ce tableau, seuls les résultats obtenus sur le MAs n°1 seront présentés. Les valeurs du critère C obtenues pour chaque indicateur de défaut normalisé sont représentées dans le tableau 2.4.

D'une part, nous pouvons remarquer à partir de ce tableau que les indicateurs de défaut normalisés n'ont pas nécessairement le même comportement de détection pour une même signature de défaut. En effet, des différences de la valeur du critère C apparaissent avec l'outil statistique utilisé sur les différentes signatures de défaut brutes. D'autre part, nous pouvons déduire, à partir des valeurs du critère C obtenues pour les différents indicateurs, que les indicateurs de défaut normalisés basés sur la signature de défaut brute $FI(f_r)$ sont les plus pertinents dans le cas de la détection du défaut de déséquilibre. Ce résultat était prévisible et sera expliqué en détail dans le chapitre 4.

		Outils statistiques				
		test T_k	test de Grubbs	test de Dixon	skewness	kurtosis
Signatures de défaut	$I_{ph1}(f_s - f_r)$	$0,42$	$0,30$	$0,30$	$0,44$	$0,39$
	$I_{ph1}(f_s + f_r)$	$0,65$	$0,65$	$0,65$	$0,65$	$0,65$
	$AI(f_r)$	$0,30$	$0,30$	$0,25$	$0,30$	$0,30$
	$FI(f_r)$	$1,00$	$1,00$	$1,00$	$1,00$	$1,00$
	$\Omega(f_r)$	$0,19$	$0,10$	$0,19$	$0,14$	$0,14$
	$\gamma_{radial}(f_r)$	$0,50$	$0,45$	$0,50$	$0,40$	$0,50$

TABLE 2.4 – Calcul du critère d'évaluation C pour des indicateurs de défaut normalisés calculés à partir de différentes signatures de défaut brutes et à l'aide de différents outils statistiques. Résultats obtenus sur le MAs n°1.

Le critère d'évaluation C permettra donc, dans la suite de l'étude, d'estimer la qualité des différents indicateurs de défaut normalisés obtenus lors de la détection d'un défaut particulier sur un système d'entrainement donné. Il permettra d'évaluer à la fois la signature de défaut brute sélectionnée pour détecter le défaut et le processus statistique choisi pour la normaliser.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté différents outils statistiques permettant de normaliser une signature de défaut brute dans le cas particulier d'un système fonctionnant à un point de fonctionnement unique dans le plan couple-vitesse. La surveillance des défauts d'origine mécanique ne nécessitant pas un système de diagnostic en "temps réel", nous avons introduit la notion de référence d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$ afin de caractériser son comportement en régime sain. Cette référence doit être réalisée dans les premiers temps de fonctionnement du système d'entrainement surveillé lorsque celui-ci peut être considéré comme sain. Un exemple de référence statistique basée sur la moyenne et l'écart-type de la signature de défaut brute sur N_{ref} enregistrements a été présenté. Le choix du paramètre N_{ref}, devant réaliser un compromis entre une bonne approximation du comportement de la signature et une phase d'apprentissage courte, a été fixé égal à 50 pour le reste de l'étude.

Par la suite, un indicateur de défaut normalisé basé sur cette référence statistique (i.e. le couple $\{\widehat{\mu}_{ref}, \widehat{\sigma}_{ref}\}$) et généré à l'aide du test statistique T_k a été présenté. Un seuil d'alarme, noté $t_{1\%}$, peut lui être automatiquement associé à l'issue de la phase de référence et permettre une automatisation de la détection. L'indicateur ainsi généré, noté $S_{défaut,CR}$, a été testé sur la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique dans deux systèmes d'entrainement asynchrones différents

(MAs n°1 et MAs n°2), en prenant comme signature de défaut brute l'harmonique du courant statorique $I_{ph1}(f_s - f_r)$. Les résultats obtenus dans cet exemple ont permis de valider le caractère de normalisation, de robustesse et de sensibilité de l'indicateur de défaut créé ainsi que la bonne adéquation de son seuil d'alarme associé $t_{1\%}$.

D'autres outils statistiques permettant de caractériser le fonctionnement sain d'une signature brute $S_{défaut}$, et à partir de celle-ci de générer un indicateur de défaut normalisé, ont été présentés. Leurs performances, tant sur le plan de la robustesse que celui de la sensibilité, semblent similaires à celles du test T_k présenté auparavant. Cependant, une comparaison de ces différents indicateurs a été réalisée afin de mettre à jour leurs différences en termes de simplicité d'interprétation, de seuillage, de récursivité de leur calcul, etc. Nous choisirons de conserver l'indicateur de défaut normalisé $S_{défaut,CR}$ (issu du test T_k) dans la suite de l'étude en raison de sa simplicité d'interprétation. Enfin, un critère de comparaison, noté C, a été défini afin de pouvoir comparer les indicateurs de défaut normalisés obtenus à partir de différentes signatures de défaut ou différents outils statistiques.

Dans ce chapitre, une solution à la problématique de normalisation des signatures de défaut brutes vis-à-vis de l'application surveillée a été apportée. Cependant, nous nous sommes placés tout au long de ce chapitre dans le cas d'un système ne fonctionnant qu'à un seul point de fonctionnement. Le processus de normalisation doit donc être adapté afin d'intégrer l'influence de celui-ci dans la phase d'apprentissage. Cette problématique est étudiée dans le chapitre 3 et un protocole de diagnostic fondé sur plusieurs étapes sera défini.

Chapitre 3

Normalisation des signatures de défauts vis-à-vis du point de fonctionnement du système d'entrainement surveillé

Sommaire

Introduction **63**
3.1 Influence du point de fonctionnement sur les signatures de défaut **64**
3.1.1 Introduction : détection d'un défaut d'origine mécanique 65
3.1.2 Influence du niveau de charge sur les signatures de défaut : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$ 72
3.1.3 Influence de la vitesse du moteur sur les signatures de défaut : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$ 74
3.2 Développement d'un protocole de diagnostic sur l'ensemble du plan couple-vitesse **76**
3.2.1 Choix d'un ensemble de vitesses de diagnostic 76
3.2.2 Segmentation de l'axe de charge 82
3.2.3 Sectorisation du plan couple-vitesse et création de multiples références statistiques 86
3.3 Utilisation du protocole de diagnostic sur les applications industrielles **90**
3.3.1 Impact du protocole sur les applications ciblées par l'étude 90
3.3.2 Adaptabilité du protocole de diagnostic 94
Conclusion **96**

Introduction

L'étude présentée dans le chapitre précédent a permis de définir une méthode de normalisation d'une signature de défaut brute $S_{défaut}$ afin de rendre possible le diagnostic d'un ensemble de moteurs électriques aux caractéristiques et aux applications différentes. À partir d'une référence saine de cette signature et d'un outil statistique adapté à la détection de valeurs aberrantes, un indicateur de défaut $I_{défaut}$ peut être

défini et permet, à l'aide d'un seuil d'alarme $t_{1\%}$ préalablement défini de manière théorique, de réaliser un diagnostic robuste du moteur surveillé. Cependant, la méthode présentée dans le chapitre 2 est uniquement définie dans le cas d'un système fonctionnant autour d'un point de fonctionnement particulier dans le plan couple-vitesse. Ce cas peut correspondre à quelques applications particulières (utilisant un variateur de vitesse uniquement pour éviter un démarrage direct sur le réseau par exemple) mais la plupart des systèmes alimentés par un convertisseur de fréquence utilisent la variation de vitesse durant leurs cycles de fonctionnement.

Comme cela a été présenté dans la section 1.3, la variation du point de fonctionnement d'un système peut fortement se répercuter sur le comportement des signatures de défauts en régime de fonctionnement sain (et également en régime défaillant). Si la référence statistique d'une signature de défaut est réalisée pour un point donné du plan coule-vitesse, tout changement de point de fonctionnement pourra être considéré à tort comme l'apparition d'un défaut. Un protocole de diagnostic doit donc être défini afin de générer des indicateurs de défaut conservant les qualités de normalisation, de robustesse et de sensibilité acquises par l'utilisation d'une référence statistique, mais doit également conserver ces qualités lorsque le point de fonctionnement du système surveillé varie. La première section de ce chapitre est consacrée à l'étude des effets d'une défaillance mécanique sur les grandeurs mesurées sur le système. Les signatures adaptées à la surveillance de ce type de défauts y sont présentées et l'influence de la vitesse et de la charge du moteur sur celles-ci est étudiée. À partir de ces résultats, un protocole de diagnostic basé sur la sectorisation du plan couple-vitesse et la création de multiples références statistiques est présenté dans la section suivante. L'impact de cette méthode sur les applications ciblées par notre étude est défini dans la dernière section de ce chapitre. L'application de ce protocole de diagnostic à la détection d'un défaut de balourd ainsi que de la défaillance d'un système de transmission par courroies est ensuite présentée dans les chapitres 4 et 5 pour plusieurs moteurs aux caractéristiques différentes.

3.1 Influence du point de fonctionnement sur les signatures de défaut

Afin de pouvoir définir un protocole de diagnostic intégrant au mieux l'influence d'un changement de point de fonctionnement, les effets d'un changement de vitesse ou du niveau de charge seront étudiés séparément dans cette section. Les signatures de défauts caractéristiques des oscillations de couple générées par cette catégorie de défaillances sont tout d'abord analysées. À l'issue de cette étude, la fréquence instantanée (FI) des courants est retenue pour le suivi des défauts considérés pour des raisons de sensibilité et de disponibilité des mesures nécessaires à son calcul. L'évolution de la signature de défaut $FI(f_r)$ d'un moteur asynchrone est ensuite étudiée en fonction de son niveau de charge et de sa vitesse.

3.1.1 Introduction : détection d'un défaut d'origine mécanique

Effets d'une oscillation du couple de charge

Dans cette étude, nous nous concentrons principalement (cf. 1.1) sur la détection des défauts d'origine mécanique qui regroupent les défauts de balourd, de courroies, de désalignement du rotor, de roulements, etc. Ces défauts provoquent, pour la plupart, des perturbations du couple de charge appliqué au moteur asynchrone. Ces perturbations peuvent survenir à des fréquences caractéristiques prévisibles dans le cas de certains défauts (roulements, balourd, etc.).

Le cas général d'un défaut provoquant une oscillation du couple de charge à la fréquence f_{osc} a été étudié par [Blo06]. Les conséquences d'une telle oscillation sur les différentes grandeurs, mécanique (vitesse $\Omega(t)$), magnétiques (force magnétomotrice rotorique $F_r(\theta, t)$ et induction magnétique $B(t)$) et électriques (courants rotoriques et statoriques) ont été étudiées et la synthèse de cette analyse est illustrée sur la figure 3.1.

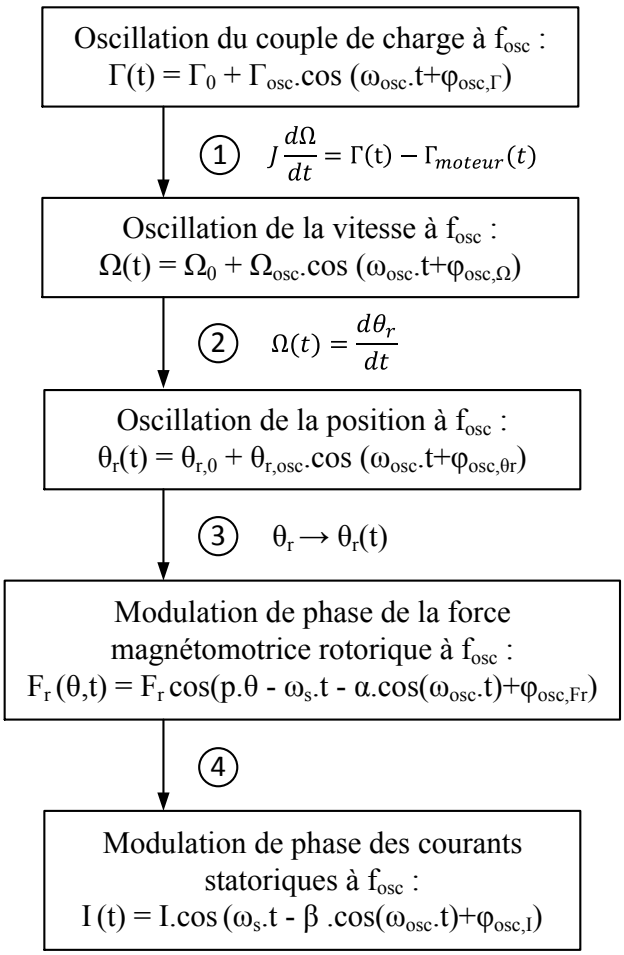


FIGURE 3.1 – Représentation synthétique de l'effet d'une oscillation de couple de charge à la fréquence f_{osc} sur les grandeurs mécaniques et électriques d'une machine asynchrone (cf. [Blo06]).

Nous pouvons remarquer sur cette représentation que l'oscillation du couple de charge provoque une oscillation de la vitesse du moteur à cette même fréquence. Cette oscillation est également présente, par simple intégration, sur la position angulaire $\theta_r(t)$ du rotor et provoque ainsi une modification de la phase de la force magnétomotrice rotorique $F_r(t)$. Cette modulation affecte finalement la phase des courants statoriques à travers le terme $\beta.cos(\omega_{osc}.t)$ dans la figure 3.1, où $\omega_{osc} = 2\pi f_{osc}$ et β représente l'indice de modulation de phase. La fréquence caractéristique f_{osc} du défaut se retrouve donc à travers les oscillations ou les modulations de phase que ce défaut génère sur les différentes grandeurs électromagnétiques et mécaniques du moteur asynchrone. Cette analyse est particulièrement intéressante et les effets prédits (i.e. la modulation de phase des courants statoriques) sont confirmés dans les chapitres 4 et 5. Cependant, ce modèle considère le couple électromagnétique $\Gamma_{moteur}(t)$ fourni par le moteur comme constant et égal au couple de charge moyen Γ_0, ce qui n'est pas toujours le cas en réalité. Cette limite est expliquée de manière détaillée dans [Tra09] et un modèle harmonique de la machine asynchrone en présence d'une oscillation du couple de charge à la fréquence f_{osc} est présenté. Ce modèle confirme la présence des modulations de phase du courant statorique prévue par l'analyse du premier ordre présentée sur la figure 3.1. Cependant, des modulations d'amplitudes à cette même fréquence caractéristique sont également présentes et peuvent même être prédominantes vis-à-vis des modulations de phase pour des oscillations de couple à basses fréquences ($f_{osc} < 5 \sim 10Hz$ dans le cas du MAs n°1 de l'annexe A). De plus, tous les défauts d'origine mécanique ne génèrent pas nécessairement des oscillations du couple de charge. Par exemple, les dégradations liées à l'excentricité statique ou dynamique du rotor provoquent une modification de la valeur locale de l'entrefer. D'après [Blo06], cette variation de l'entrefer génère une modulation d'amplitude des courants statoriques.

Afin d'obtenir des signatures de défaut brutes sensibles aux défaillances d'origine mécanique, il est alors nécessaire d'utiliser un mode de représentation adapté à la détection des modulations de phase (PM) et d'amplitude (AM) des grandeurs électriques mesurées.

Détection des modulations de phase et d'amplitude

Soient $I_1(t)$, $I_2(t)$ et $I_3(t)$ les trois courants de phase d'un moteur asynchrone. Dans cette section, nous utiliserons pour chacun de ces courants l'expression générique définie par l'équation 3.1.

$$I_i(t) = A_{I_i}(t).cos\big(\Phi_{I_i}(t)\big) + b_i(t) \tag{3.1}$$

où

$$A_{I_i}(t) = I \cdot \Big(1 + \overbrace{\alpha.cos(2\pi f_{AM}t + \phi_{AM})}^{\text{Modulation d'amplitude}}\Big) \tag{3.2}$$

$$\Phi_{I_i}(t) = 2\pi f_s t + \underbrace{\beta.cos(2\pi f_{PM}t + \phi_{PM})}_{\text{Modulation de phase}} + \phi_{I_i} \tag{3.3}$$

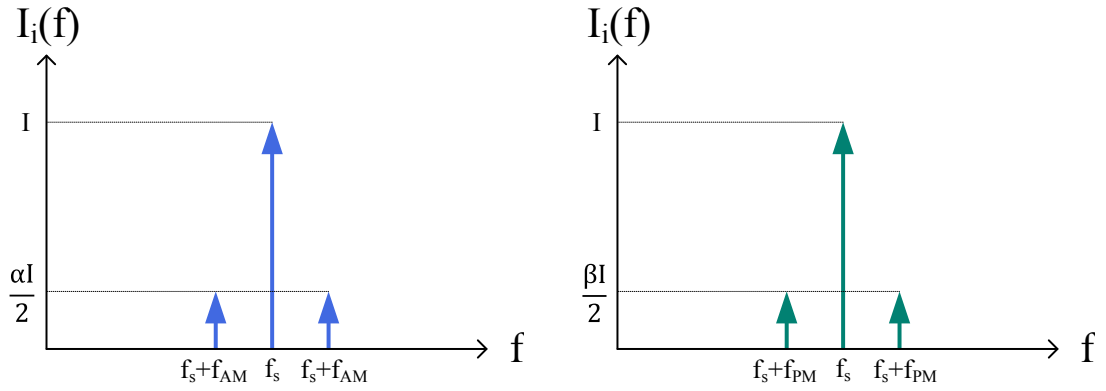
Les termes I et f_s représentent l'amplitude et la fréquence du fondamental du courant tandis que les termes α et f_{AM} (resp. β et f_{PM}) représentent l'indice et

la fréquence de modulation d'amplitude (resp. de phase) du courant. La variable $b_i(t)$ représente quant à elle un bruit blanc gaussien. Les différentes possibilités de modulation du signal de courant $I_i(t)$ sont données dans le tableau 3.1.

Type de modulation	Valeur des indices de modulation
Sans modulation	$\alpha = 0$ et $\beta = 0$
Modulation AM	$0 < \alpha < 1$ et $\beta = 0$
Modulation PM	$\alpha = 0$ et $0 < \beta < 1$
Modulations AM et PM	$0 < \alpha < 1$ et $0 < \beta < 1$

TABLE 3.1 – Plage de valeurs des indices de modulation α et β selon de type de modulation des courants de phase.

L'étude directe des courants de phase I_i dans le domaine spectral permet de détecter l'apparition de ces modulations. En effet, la modulation d'amplitude (resp. de phase) d'un courant sinusoïdal d'amplitude I et de fréquence fondamentale f_s à la fréquence f_{AM} (resp. f_{PM}) et avec un indice de modulation α (resp. β) génère deux harmoniques de part et d'autre du fondamental. Ces deux composantes se situent aux fréquences $f_s \pm f_{AM}$ (resp. $f_s \pm f_{PM}$) et ont une amplitude égale à $\frac{\alpha I}{2}$ (resp. $\frac{\beta I}{2}$) comme l'illustre la figure 3.2.



(a) Modulation d'amplitude (AM). (b) Modulation de phase (PM).

FIGURE 3.2 – Contenu spectral d'un courant de phase modulé en amplitude (a) ou modulé en phase (b).

L'expression de l'amplitude des deux harmoniques latéraux s'obtient par développement de la formule (3.1) en prenant $\beta = 0$ dans le cas de la modulation AM. Dans le cas de la modulation de phase, elle s'obtient en prenant $\alpha = 0$ dans l'équation (3.1) et en estimant les termes de type $cos(z.cos(\theta))$ à l'aide des fonctions de Bessel [Abr64]. Bien que l'étude spectrale des courants de phase permette de détecter l'apparition de modulations de phase ou d'amplitude, certains inconvénients

peuvent être constatés. D'une part, il n'est pas possible de discriminer le caractère AM ou PM d'une modulation détectée sur les courants. En effet, rien n'indique dans l'amplitude ou dans la fréquence des composantes latérales de la figure 3.2 que celles-ci correspondent à un type de modulation plutôt qu'à un autre. D'autre part, l'effet de la modulation (AM ou PM) est divisé en deux harmoniques latéraux par rapport au fondamental et chaque courant de phase est traité de manière indépendante. Ces deux points conjugués peuvent induire une baisse de sensibilité vis-à-vis du défaut surveillé car le niveau des harmoniques recherchés doit être significativement supérieur à celui du bruit pour que le défaut puisse être détecté.

Afin d'améliorer la détection de la modulation des courants, il a été montré que ([Blo06], [Tra09]) l'analyse directe de l'amplitude et de la phase instantanée des courants statoriques permet de détecter et de différencier les modulations d'amplitude et de phase. Ces deux grandeurs peuvent être obtenues à l'aide de la transformée de Hilbert qui permet d'associer, à un signal réel $I_i(t)$, un signal analytique $\bar{I}_i(t)$. L'amplitude $A_{I_i}(t)$ et la phase instantanée $\Phi_{I_i}(t)$ du courant $I_i(t)$ peuvent alors facilement être calculées et analysées dans le domaine spectral. Cependant, le bon fonctionnement de cette transformée n'est pas assuré dans le cas de modulations rapides (f_{AM} ou $f_{PM} > f_s$) à cause du théorème de Bedrosian (cf. [Tra09]). De plus, la redondance des mesures des différents courants de phase I_1, I_2 et I_3 disponibles sur les variateurs Leroy Somer n'est pas exploitée car cette transformation ne s'applique que sur un seul signal. Afin de remédier aux problèmes liés à l'utilisation de la transformée de Hilbert, il est possible d'utiliser la transformée de Concordia pour générer un signal analytique unique représentatif des trois courants statoriques. Cette transformation permet d'exprimer un vecteur triphasé dans un repère orthogonal (α, β) selon l'équation (3.4).

$$\begin{pmatrix} I_\alpha \\ I_\beta \end{pmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix}}_{\text{Matrice de Concordia } C_3} \times \begin{pmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{pmatrix} \tag{3.4}$$

Le principe de cette transformation mathématique est illustrée sur la figure 3.3 dans le cas des courants statoriques I_1, I_2 et I_3 d'un moteur asynchrone.

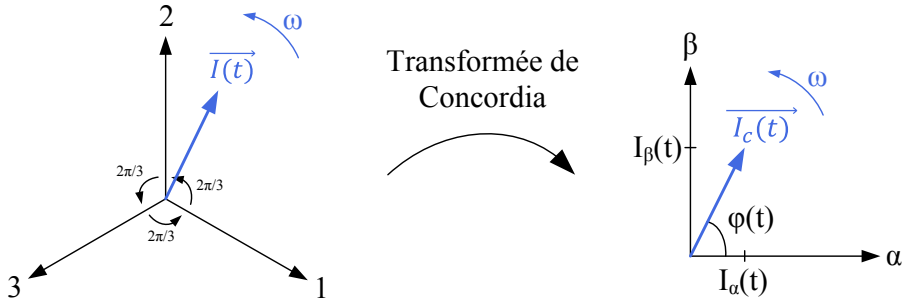


FIGURE 3.3 – Représentation graphique de la transformée de Concordia. Le vecteur $\overrightarrow{I}(t)$ passe d'une expression triphasée $\{I_1(t), I_2(t), I_3(t)\}$ à une expression à deux composante $\{I_\alpha(t), I_\beta(t)\}$.

Les grandeurs I_α et I_β peuvent être considérées comme les parties réelles et

imaginaires du signal analytique de Concordia $I_c(t)$ défini par l'équation (3.5).

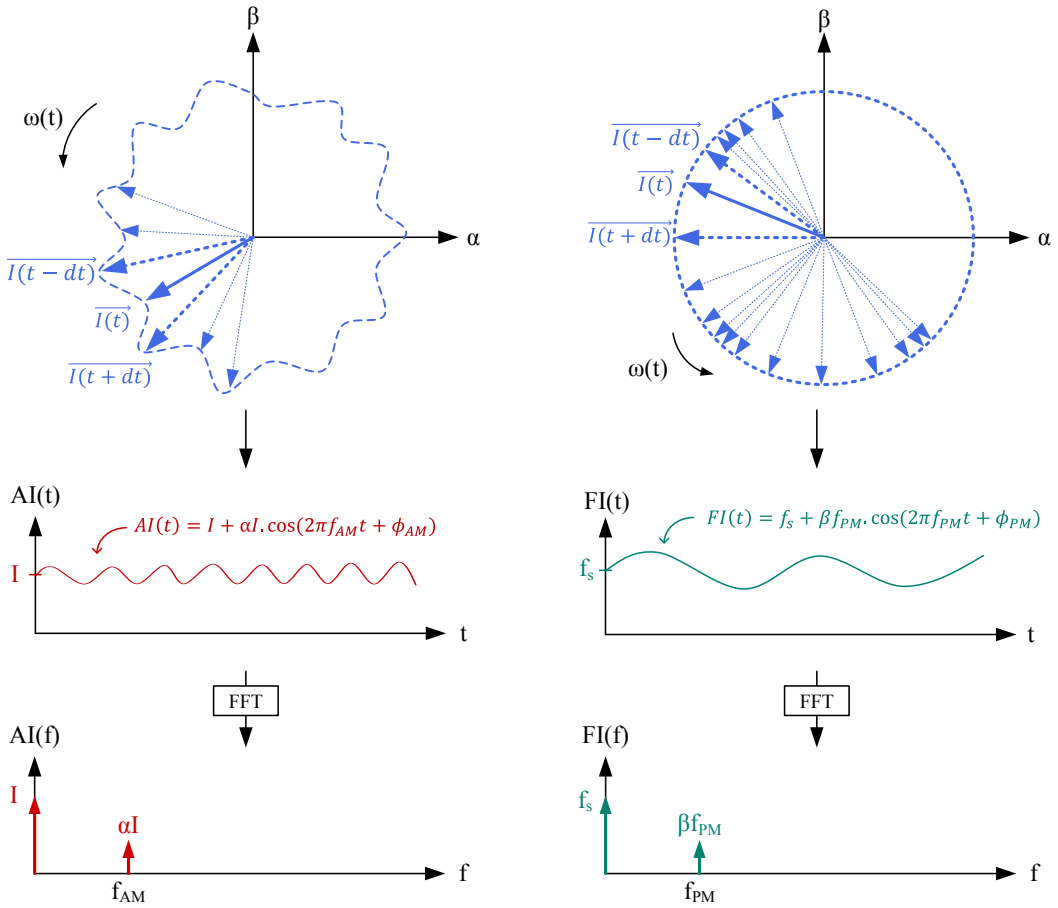
$$\begin{aligned} I_c(t) &= a(t)e^{j\phi(t)} \\ &= I_\alpha(t) + j.I_\beta(t) \end{aligned} \tag{3.5}$$

À partir du signal analytique $I_c(t)$, il est possible de calculer l'amplitude $AI(t)$ et la fréquence instantanée $FI(t)$ des courants statoriques à l'aide des équations (3.6) et (3.7).

$$AI(t) = |I_c(t)| \tag{3.6}$$

$$FI(t) = \frac{1}{2\pi}\frac{d\phi(t)}{dt} \tag{3.7}$$

L'étude de l'amplitude et de la fréquence instantanée des courants permet alors, d'une part de détecter les modulations pouvant survenir sur les courants de phase, et d'autre part de différencier le type de modulation (AM ou PM). L'effet des deux types de modulation sur les signaux $AI(t)$ et $FI(t)$ est représenté sur les figure 3.4(a) et 3.4(b).



(a) Modulation d'amplitude (AM).

(b) Modulation de phase (PM).

FIGURE 3.4 – Représentation de l'impact des modulations d'amplitude (a) et de phase (b) des courants leur amplitude $AI(t)$ et fréquence $FI(t)$ instantanée.

Nous pouvons facilement constater sur la figure 3.4(a) qu'une modulation d'amplitude impacte le module du vecteur complexe $I_c(t)$ (haut) et par conséquent l'amplitude instantanée $AI(t)$ (bas) tandis que la phase instantanée du signal n'est pas affectée. En revanche, une modulation de phase n'a pas d'effet sur le module de la grandeur $I_c(t)$ alors que l'évolution de sa phase instantanée est perturbée (haut). La modulation PM des courants statoriques a donc un effet direct sur la fréquence instantanée $FI(t)$ des courants (figure 3.4(bas)). Par conséquent, l'étude de l'amplitude et de la fréquence instantanée calculées grâce à la transformée de Concordia est avantageuse pour différentes raisons :

- il est possible de différencier le type de modulation, AM ou PM, par l'analyse conjointe de l'AI et de la FI des courants. Cette caractéristique permet notamment de discriminer certains défauts ayant la même fréquence caractéristique mais ne générant pas le même type de modulation sur les courants (exemple des défauts de balourd et d'excentricité [Blo06]),
- la modulation des courants, AM ou PM, génère un seul harmonique sur l'AI ou la FI des courants contrairement à deux harmoniques latéraux au fondamental sur les courants de phase. De plus, ces grandeurs sont calculées à partir d'une combinaison linéaire des trois courants. Ces deux points permettent d'obtenir, à indice de modulation égal, des signatures de défaut moins bruitées sur l'AI et la FI que sur les courants de phase.

Afin de mettre en évidence ce second point, 150 signaux de courants triphasés ont été générés sous MATLAB à partir de l'équation de courant de phase (3.1). Chaque signal a une durée $T = 5s$ et est échantillonné à une fréquence $Fe = 10kHz$. Ces signaux sont composés d'un fondamental d'amplitude $I = 10A$ et de fréquence $f_s = 50Hz$. Une modulation d'amplitude d'indice de modulation $\alpha = 0,01$ et de fréquence $f_{AM} = 20Hz$ est appliquée aux courants de phase à partir de l'enregistrement n°151. Les indicateurs de défaut normalisés générés à partir des signatures de défaut issues de l'amplitude instantanée (courbe rouge) et du courant de phase (courbe bleue) sont présentées sur la figure 3.5.

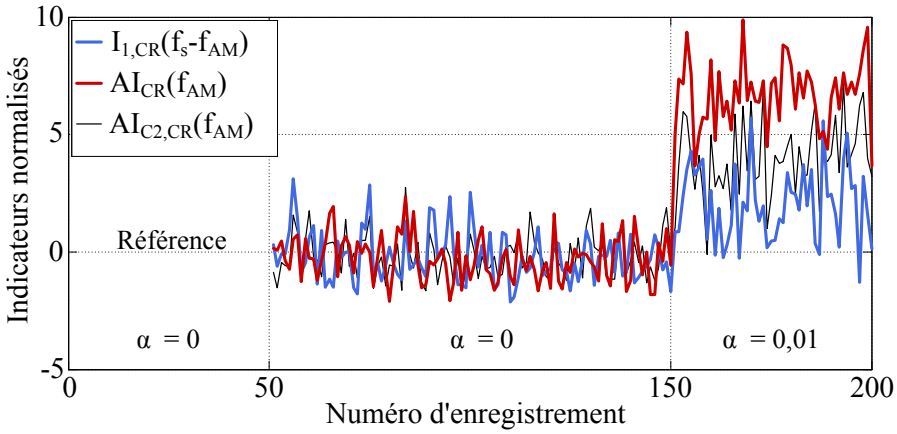


FIGURE 3.5 – Indicateurs de défaut normalisés $I_{1,CR}(f_s - f_{AM})$ (bleu) et $AI_{CR}(f_{AM})$ (rouge). Les indicateurs issus de l'amplitude instantanée calculée à partir de la transformée de Condordia à deux composantes est également représentée (noir). Pour des raisons de visibilité, l'harmonique $I_1(f_s + f_{AM})$ n'a pas été représenté ici.

Nous pouvons constater sur cette figure que la signature de défaut brute basée sur l'amplitude instantanée des courants AI permet une meilleure détection de la modulation AM que celle basée sur le courant de phase I_1. Les pourcentages de bonne détection de la modulation AM sont en effet respectivement égaux à 40% et 100% (cf. tableau 3.2).

Indicateur	Valeur du critère C
$I_{1,CR}(f_s - f_{AM})$	$0,37$
$AI_{C_2,CR}(f_{AM})$	$0,70$
$AI_{CR}(f_{AM})$	$1,00$

TABLE 3.2 – Valeur du critère C calculée pour chacun des indicateurs normalisés dans le cas de la détection d'une modulation d'amplitude des courants de phase.

La valeur du critère C correspondant à l'indicateur $AI_{C_2,CR}(f_{AM})$ est également indiquée dans le tableau 3.2. Tout comme l'indicateur $AI_{CR}(f_{AM})$, $AI_{C_2,CR}(f_{AM})$ est calculé à partir de la transformée de Concordia en n'utilisant toutefois que les deux courants de phase I_1 et I_2. En effet, les courants d'un moteur asynchrone étant équilibrés, la connaissance de 2 courants de phase est suffisante pour calculer les composantes I_α et I_β à l'aide d'une matrice de Concordia adaptée, notée C_2 et de dimension 2×2. La sensibilité de cet indicateur, bien que meilleure que celle de l'indicateur basée sur le courant de phase uniquement, est plus faible que celle de l'indicateur $AI_{CR}(f_{AM})$. En effet, l'indicateur $AI_{C_2,CR}(f_{AM})$ n'utilise que deux courants de phase dans son calcul contre trois celui de $AI_{CR}(f_{AM})$. Le bruit obtenu sur le signal d'amplitude est alors diminué de manière moins importante. Les résultats obtenus dans le cas de la détection d'une modulation PM sont similaires à ceux présentés sur la figure 3.5 et dans le tableau 3.2. L'indicateur normalisé issu de la fréquence instantanée (calculée via la transformée de Concordia 3.4) possède la meilleure valeur du critère C dans le cas de la détection d'une modulation de phase.

Dans le reste de l'étude, nous privilégierons donc l'utilisation des harmoniques $AI(f_{défaut})$ et $FI(f_{défaut})$ pour la surveillance d'un défaut mécanique de fréquence caractéristique $f_{défaut}$ (cf. chapitre 1.2). Nous verrons dans le chapitre 5 que l'amplitude et la fréquence instantanée des courants peuvent également être utilisées dans le cas de défauts n'ayant pas de signatures caractéristiques ou lorsque celles-ci ne sont pas suffisamment sensibles. Enfin, la majorité des défauts mécaniques ciblés par notre étude génèrent des oscillations du couple de charge à la fréquence $f_{défaut}$. Nous avons vu précédemment que l'effet prédominant de ce type de défaillance est la modulation PM des courants de phase à cette fréquence $f_{défaut}$. L'harmonique $FI(f_{défaut})$ sera donc souvent utilisé comme signature de défaut brute dans les chapitres 4 et 5. De plus, le cas de la signature de défaut $FI(f_r)$ relative au défaut de balourd et brièvement présentée dans le chapitre 2 est utilisé en exemple dans ce chapitre.

3.1.2 Influence du niveau de charge sur les signatures de défaut : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$

Comme nous avons pu l'observer dans le chapitre 1, le comportement des signatures de défaut ne dépend pas uniquement de la présence ou non d'un défaut dans le système. Le niveau moyen des harmoniques surveillés, tout comme leur variance, peut en effet être affecté par le point de fonctionnement du moteur. L'utilisation d'une référence statistique et d'un indicateur normalisé doit donc être adaptée aux systèmes fonctionnant à vitesse et à charge variable au cours de leur cycle de vie. Afin de réaliser un protocole de diagnostic intégrant au mieux l'influence du point de fonctionnement sur les signatures de défaut, l'impact du niveau de charge sur celles-ci est étudié dans cette section dans le cas particulier de la signature de défaut brute $FI(f_r)$ (relative, entre autres, au défaut de balourd).

Des enregistrements préliminaires ont été réalisés sur le système expérimental présenté en annexe A.1 en utilisant le MAs n°1 dont les caractéristiques sont détaillées en annexe A.1.2. Tous les enregistrements présentés ici ont été réalisés pour une même vitesse du moteur ($\Omega = 0,7.\Omega_n = 1050$ tr.min^{-1}) et dans des conditions correspondant au fonctionnement sain du système (i.e. sans masse de déséquilibre attachée au disque de balourd). Seul le niveau de charge du moteur asynchrone a été modifié au cours des enregistrements de manière à ce que tout changement observé soit uniquement dû à la variation de ce facteur. Les caractéristiques des essais réalisés pour étudier l'influence du niveau de charge sur la signature de défaut $FI(f_r)$ sont présentées dans le tableau 3.3.

Nombre d'enregistrements	Niveau de charge Γ
120	$\Gamma_1 \simeq 0,25.\Gamma_n$
120	$\Gamma_2 \simeq 0,35.\Gamma_n$
120	$\Gamma_3 \simeq 0,45.\Gamma_n$
120	$\Gamma_4 \simeq 0,55.\Gamma_n$

TABLE 3.3 – Caractéristiques des enregistrements réalisés pour étudier l'influence du niveau de charge sur la signature de défaut $FI(f_r)$.

L'harmonique $FI(f_r)$ a été calculé pour chacun de ces enregistrements à l'aide des équations (3.4) et (3.7). La représentation de cette signature de défaut est illustrée sur la figure 3.6.

Nous pouvons tout d'abord constater que le comportement de la signature de défaut $FI(f_r)$ est dépendante du niveau de charge du système. En effet, dans ce cas particulier, le niveau moyen et la variance de l'harmonique $FI(f_r)$ décroissent avec l'augmentation du niveau de charge. Cette évolution, ici observée dans la fenêtre de charge $[0,25.\Gamma_n, 0,55.\Gamma_n]$, peut perturber le fonctionnement d'un indicateur de défaut normalisé basé sur $FI(f_r)$ dans le cas où une seule référence statistique serait réalisée.

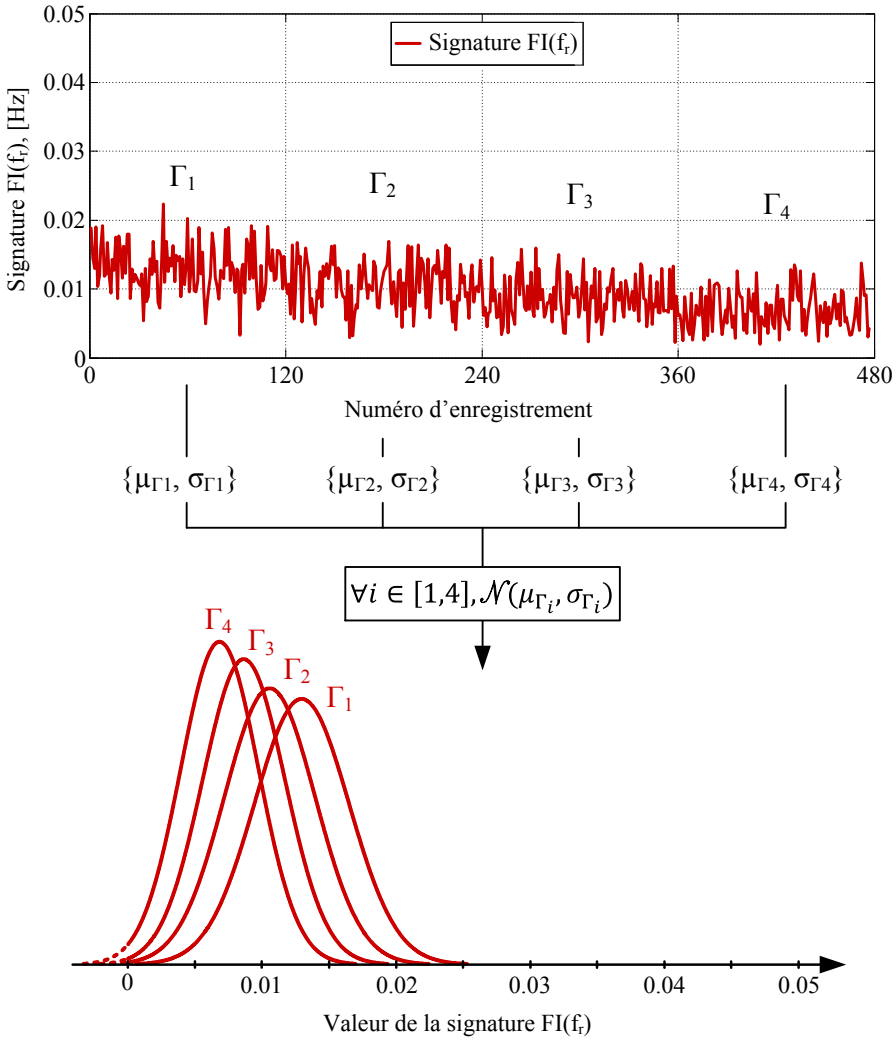


FIGURE 3.6 – Influence du niveau de charge ($\Gamma_1 \simeq 0,25.\Gamma_n$, $\Gamma_2 \simeq 0,35.\Gamma_n$, $\Gamma_3 \simeq 0,45.\Gamma_n$ et $\Gamma_4 \simeq 0,55.\Gamma_n$) sur la signature de défaut $FI(f_r)$ (MAs $5,5kW$ n°1). Variation modérée et monotone de la signature de défaut brute avec le niveau de charge Γ.

En effet, une référence saine réalisée autour du point de charge Γ_4 ne reflète par le comportement sain de la signature considérée au point Γ_1. Un indicateur normalisé construit à partir de cette référence pourrait alors considérer les valeurs obtenues autour du point Γ_1 comme défaillantes alors que le système fonctionne toujours de manière saine. Au contraire, une référence réalisée sur l'ensemble des niveaux de charge pourrait éventuellement fournir un indicateur robuste vis-à-vis d'un changement de celui-ci. Cependant, l'estimation du comportement de la signature de défaut autour de chaque niveau de charge serait alors imprécise et conduirait à une perte de sensibilité de l'indicateur normalisé fourni. Il ne pourrait en effet pas différencier, par exemple, un enregistrement sain réalisé autour du point de charge Γ_1 et un enregistrement défaillant réalisé autour de Γ_4. Ces considérations sont illustrées de manière plus détaillées dans la section 3.2 sur les figures 3.10 (dans le cas d'une variation

de vitesse) et 3.13 (dans le cas d'une variation du niveau de charge). Cependant, nous pouvons remarquer que l'évolution du comportement de la signature de défaut $FI(f_r)$ avec le niveau de charge est monotone et relativement douce. En effet, les écarts de niveau de charge entre chaque série d'enregistrements présentées dans le tableau 3.3 sont conséquents et représentent 10% du couple nominal du moteur. La différence de niveau de la signature $FI(f_r)$ entre deux séries d'enregistrements est pourtant faible comparativement à la variance de celle-ci.

Bien que l'évolution de la signature de défaut $FI(f_r)$ en fonction du niveau de charge soit modérée (cf. figure 3.6), une référence statistique de cet harmonique n'intégrant pas le couple Γ fourni par la machine lors de l'enregistrement ne semble donc pas suffisante pour réaliser un diagnostic efficace. Le niveau de charge devra donc être pris en compte dans la section 3.2 lors de la création du protocole de diagnostic.

3.1.3 Influence de la vitesse du moteur sur les signatures de défaut : exemple de l'harmonique $FI(f_r)$

L'influence de la vitesse du moteur asynchrone sur le comportement des signatures de défaut est maintenant étudiée dans cette section afin de définir un protocole de diagnostic gérant le mieux possible les changements de points de fonctionnement. Pour cela, des essais similaires à ceux présentés dans la section précédente ont été réalisés mais en faisant varier cette fois-ci la vitesse mécanique Ω. Les caractéristiques des essais réalisés pour observer l'évolution de la signature $FI(f_r)$ avec la vitesse du moteur sont présentées dans le tableau 3.4.

Nombre d'enregistrements	Vitesse mécanique Ω
80	$\Omega_1 \simeq 0,5.\Omega_n$
80	$\Omega_2 \simeq 0,7.\Omega_n$
80	$\Omega_3 \simeq 0,9.\Omega_n$

TABLE 3.4 – Caractéristiques des enregistrements réalisés pour étudier l'influence de la vitesse mécanique Ω sur la signature de défaut $FI(f_r)$.

L'harmonique $FI(f_r)$ a été calculé pour chacun de ces enregistrements à l'aide des équations (3.4) et (3.7). La représentation de cette signature de défaut est illustrée sur la figure 3.7. Nous pouvons constater sur cette figure que le comportement de la signature de défaut $FI(f_r)$ est très fortement impacté par le changement de vitesse du moteur. La variation du niveau moyen de cet harmonique n'est pas monotone avec l'augmentation de la vitesse du moteur. De plus, la variation du comportement de la signature de défaut $FI(f_r)$ avec la vitesse (cf. figure 3.7 (haut)) est bien plus importante que sa variation avec le niveau de charge (cf. figure 3.6 (haut)). En effet, les distributions représentant le comportement de cette signature pour les différentes vitesses testées (en bleu sur la figure 3.7 (bas)) sont quasiment distinctes les unes des autres pour chacune des trois vitesses Ω_1, Ω_2 et Ω_3.

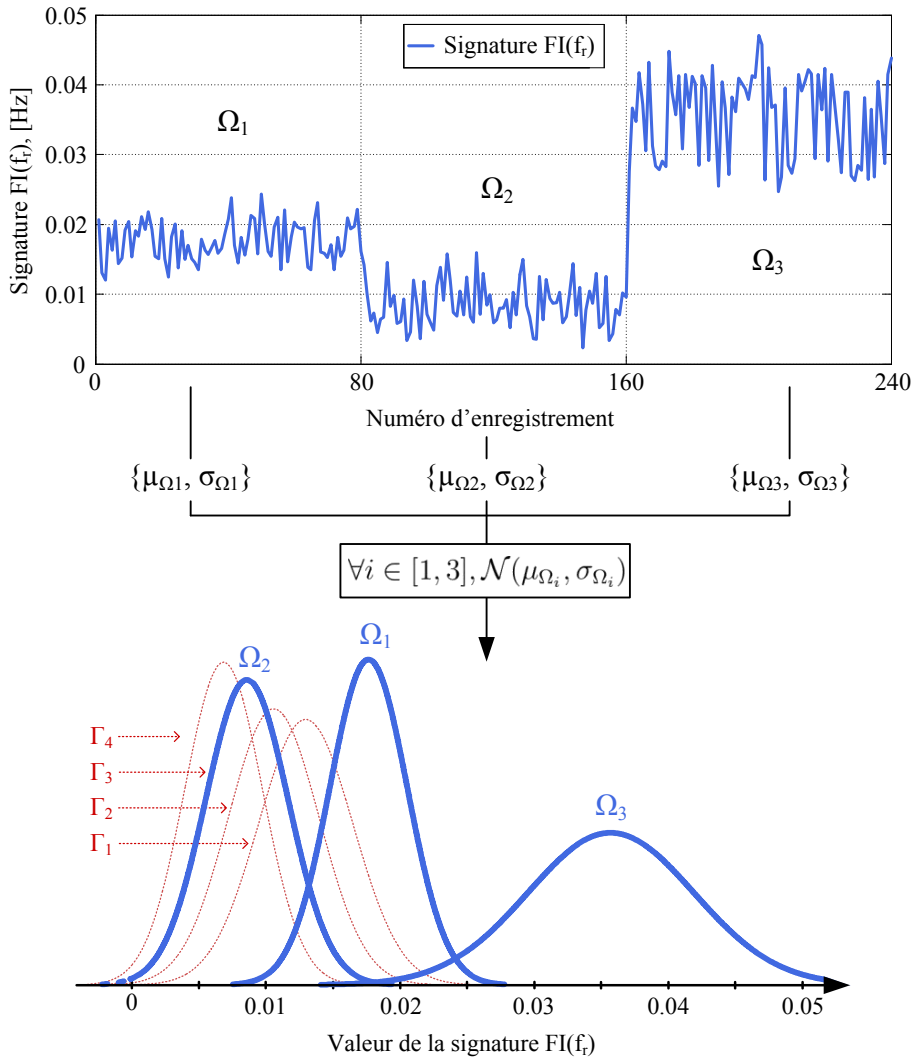


FIGURE 3.7 – Influence de la vitesse mécanique du moteur ($\Omega_1 \simeq 0,5.\Omega_n$, $\Omega_2 \simeq 0,7.\Omega_n$ et $\Omega_3 \simeq 0,9.\Omega_n$) sur la signature de défaut $FI(f_r)$ (MAs $5,5kW$ n°1). Variation forte de la signature de défaut brute avec la vitesse Ω. Les variations observées avec le niveau de charge ont été rappelées par les courbe en rouge pour comparaison.

De manière plus prononcée encore que le niveau de charge Γ, la vitesse Ω du moteur est donc un paramètre à prendre impérativement en compte lors de la construction de la référence.

En conclusion, le protocole de diagnostic développé dans la section suivante doit prendre en compte le niveau de charge et la vitesse du moteur lors de la phase d'apprentissage. Celui-ci doit en effet être capable de différencier le changement d'une signature de défaut dû à une modification du point de fonctionnement (cf. figures 3.6 et 3.7) de celui dû à l'apparition du défaut ciblé.

3.2 Développement d'un protocole de diagnostic sur l'ensemble du plan couple-vitesse

Nous avons vu dans le chapitre 1, et de manière plus détaillée dans la section précédente, que le point de fonctionnement d'un moteur a une forte influence sur le comportement des signatures de défaut. Le processus de normalisation présenté dans le chapitre 2 doit donc être adapté pour en intégrer l'influence sur le comportement des signatures de défaut. Un protocole de diagnostic est défini dans cette section afin de générer, toujours à partir d'une phase d'apprentissage statistique, des indicateurs de défaut normalisés qui soient sensibles aux défauts surveillés mais également robustes vis-à-vis des changements de vitesse et de charge du système.

3.2.1 Choix d'un ensemble de vitesses de diagnostic

Les systèmes ciblés par notre étude ont été présentés dans le chapitre 1 et sont essentiellement composés des compresseurs, de ventilateurs et de pompes. Le point de fonctionnement de ce type de dispositif électromécanique peut être considéré comme stationnaire durant les phases d'acquisition nécessaires à leur diagnostic. La vitesse de rotation de ces applications est cependant susceptible de varier au cours de leur cycle de vie afin d'optimiser leur consommation électrique (cf. chapitre 1). En effet, même si l'utilisation d'un variateur de vitesse peut-être limitée dans certains cas à une alternative au démarrage direct et aux contraintes électriques et mécaniques qu'il impose, l'étude [Bon02] révèle que 75% de ces applications ont besoin de changer la vitesse du moteur qui les entraine au cours de leur fonctionnement. La vitesse de rotation des moteurs asynchrones surveillés est ainsi susceptible d'être différente d'un enregistrement à un autre.

L'influence de la vitesse sur les signatures de défaut a été mise en évidence dans la section 3.1 dans le cas particulier de l'harmonique $FI(f_r)$. Les changements du niveau moyen et de la variance de cette signature brute, illustrés sur la figure 3.7 pour trois vitesses différentes, sont très importants. Ces variations sont en effet comparables, d'un point de vue visuel, à l'effet de l'apparition d'un déséquilibre mécanique sur la signature de défaut $I(f_s - f_r)$ représentée sur la figure 2.8. La distinction entre un changement de vitesse et l'apparition d'un défaut ne semble donc pas possible si la référence statistique de la signature surveillée n'intègre pas le paramètre Ω lors de sa construction. La phase d'apprentissage doit donc être réalisée à partir des valeurs saines de la signature de défaut $S_{défaut}$ considérée mais en prenant également en compte la valeur de la vitesse à chaque enregistrement.

Dans cette sous-section 3.2.1, nous étudierons uniquement l'intégration de l'influence de la vitesse sur les signatures de défaut à la phase d'apprentissage statistique présentée dans le chapitre 2. L'effet du niveau de charge sera pris en compte par la suite dans la sous-section 3.2.2 et nous considérerons ici que celui-ci ne change pas au cours du fonctionnement. Une première approche permettant d'intégrer l'effet d'un changement de vitesse dans la phase d'apprentissage consisterait à réaliser plusieurs références statistiques de la signature de défaut brute correspondant chacune à une zone de vitesse large de $\Delta\Omega$. Afin que l'on puisse considérer que le comportement de la signature de défaut ne varie pas sur cette plage de vitesse, ce paramètre doit

par conséquent avoir une valeur suffisamment faible. Une fois la phase d'apprentissage terminée, l'indicateur normalisé serait ensuite calculé en utilisant la référence correspondant à la vitesse sur laquelle est réalisé l'enregistrement à traiter. Étant données les fortes variations que peuvent présenter les signatures de défaut avec la variation de la vitesse du moteur, que nous avons pu constater sur la figure 3.7 dans le cas de l'harmonique $FI(f_r)$, le nombre de zones de vitesses à utiliser pour remplir cette condition doit être élevé. Si l'intervalle $\Delta\Omega$ est choisi trop grand, la variation de comportement de la signature surveillée dans la zone considérée pourrait perturber sa référence et altérer les qualités de l'indicateur normalisé fourni à l'issue de la phase d'apprentissage. Un nombre important de références statistiques doit donc être généré pour obtenir un indicateur de défaut robuste et sensible, ceci ayant pour principal inconvénient de rallonger la durée de la phase d'apprentissage.

Afin de générer des indicateurs de défauts sensibles et robustes aux variations de vitesse tout en ayant une phase d'apprentissage raisonnablement courte, une seconde possibilité qui a été retenue dans ce chapitre consiste à réaliser les phases de diagnostic sur un ensemble de vitesses prédéfinies. Nous avons en effet vu dans le chapitre 1 qu'il était possible de modifier temporairement, dans une certaine mesure, la référence de vitesse du moteur asynchrone alimenté par le variateur. Ce changement doit être réalisé de manière à respecter le bon fonctionnement de l'application finale, mais il est possible d'utiliser cette liberté lors des phases de diagnostic. Afin de réduire les variations de comportement des signatures de défaut avec les changements de vitesse du moteur, il est ainsi intéressant de définir un ensemble de L vitesses dédiées aux phases de diagnostic du système. Ces vitesses, notées $\{\Omega_{diag,i}\}$ avec $i \in [1:L]$, sont distantes d'une valeur $\Delta\Omega = \frac{\Omega_n}{L}$ les unes des autres et sont représentées en vert sur la figure 3.8.

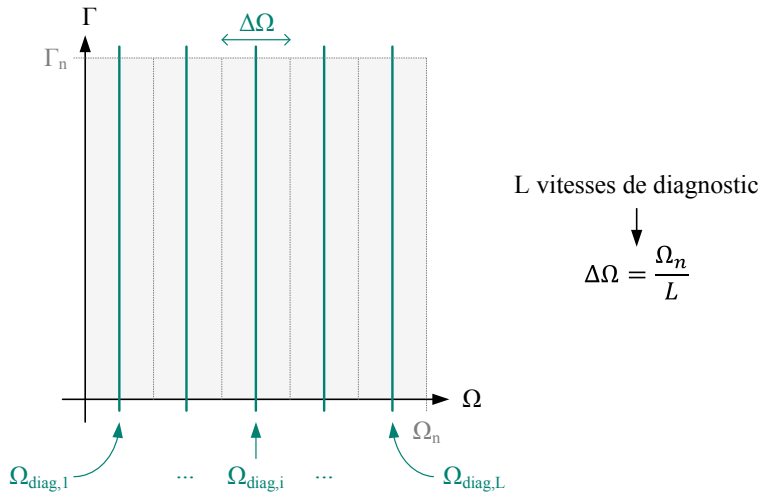
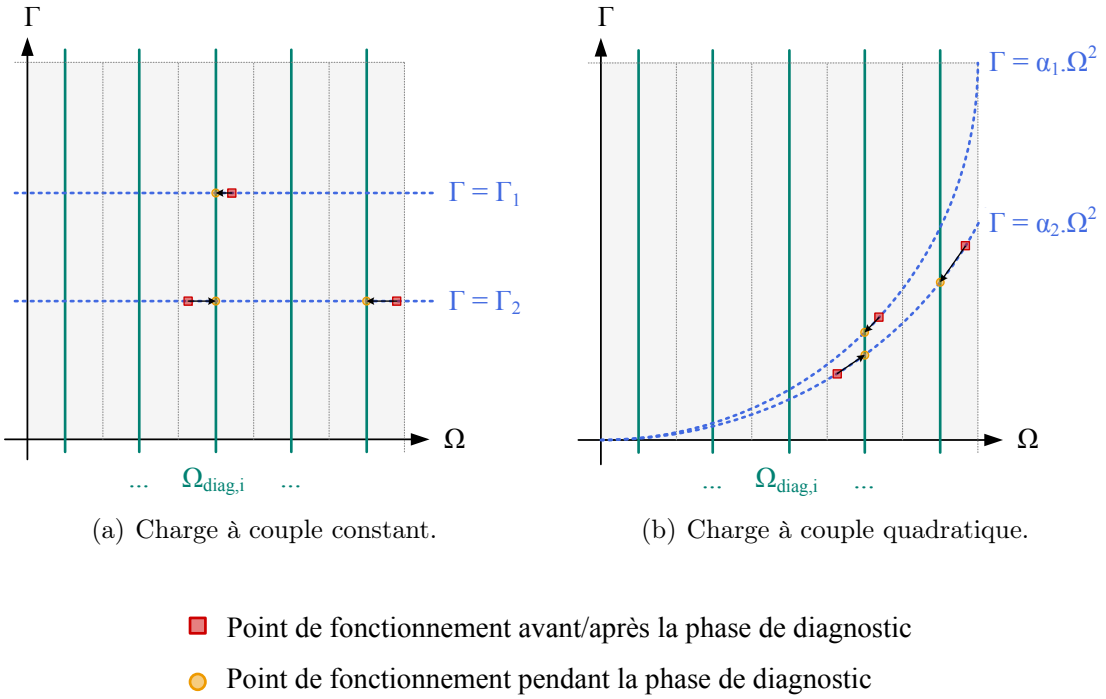


FIGURE 3.8 – Définition d'un ensemble de vitesses $\{\Omega_{diag,1}, ..., \Omega_{diag,L}\}$ dédiées aux phases de diagnostic.

Ainsi, si un système fonctionne à une vitesse donnée Ω avant une phase de diagnostic, la référence de vitesse du moteur asynchrone est modifiée pour atteindre la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,i}$ la plus proche lors de l'enregistrement. Une fois la

phase de diagnostic terminée, la régulation du système reprend normalement et la référence de vitesse du moteur est rétablie à la valeur Ω. Contrairement à la première méthode exprimée précédemment, i.e. sans vitesses dédiées aux phases de diagnostic, la largeur $\Delta\Omega$ de la zone de vitesse n'influe pas sur la qualité des indicateurs de défaut fournis car la vitesse du moteur sera toujours égale à la vitesse centrale $\Omega_{diag,i}$ lors des phases de diagnostic. La valeur de ce paramètre doit uniquement être définie de manière à limiter l'incidence du changement de vitesse sur l'application finale. L'impact de ce changement de vitesse est représenté sur la figure 3.9 dans le cas d'applications à couple constant (a) et à couple quadratique (b).



(a) Charge à couple constant.

(b) Charge à couple quadratique.

FIGURE 3.9 – Impact de l'utilisation de vitesses dédiées aux phases de diagnostic sur un moteur entrainant une charge à couple constant (gauche) ou une charge à couple quadratique (droite).

La modification maximale de la vitesse subie par l'application lors d'une phase de diagnostic est égale à $\frac{\Delta\Omega}{2}$. Afin de perturber le moins possible le système surveillé, le nombre L de vitesses de diagnostic doit donc être choisi suffisamment élevé pour diminuer l'écart $\Delta\Omega = \frac{\Omega_n}{L}$. L'impact du changement de vitesse sur le fonctionnement des applications ciblées par notre étude sera détaillée dans la section 3.3.

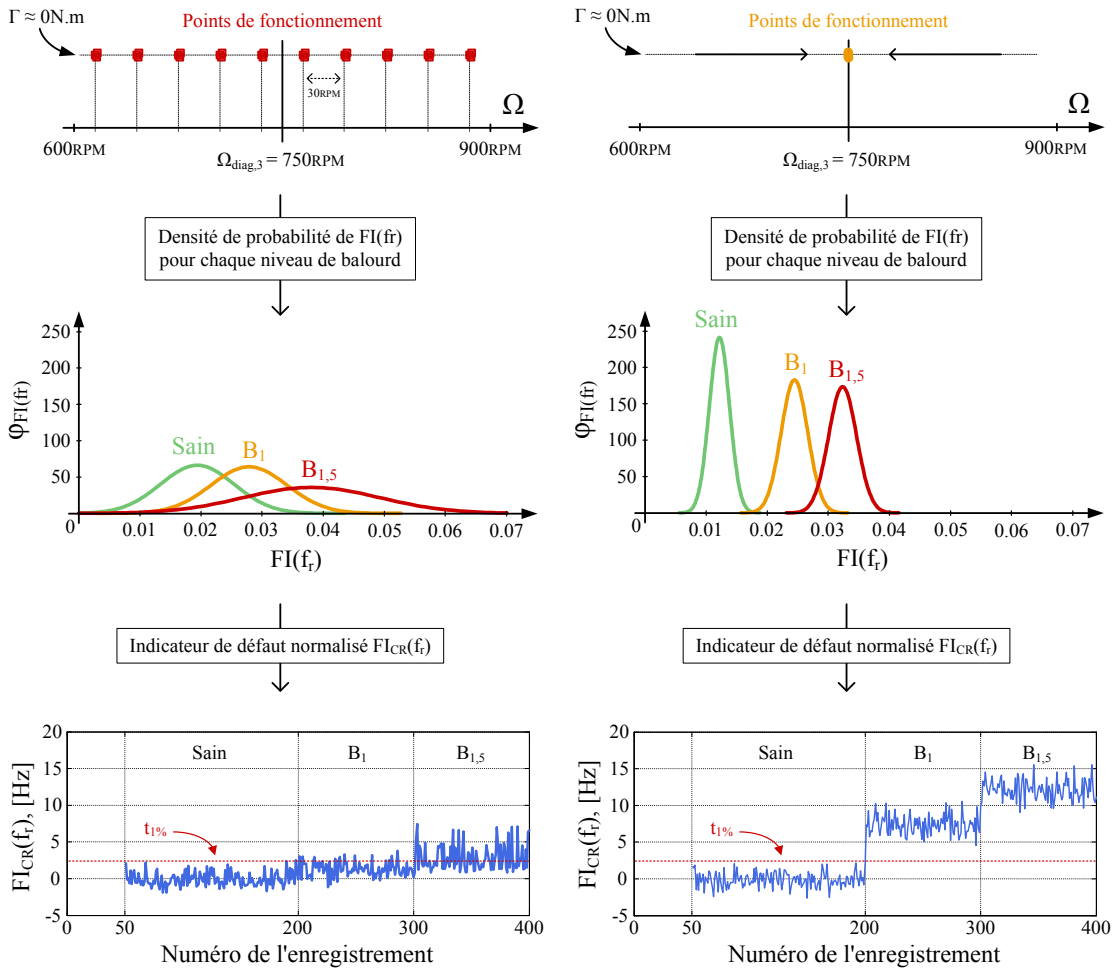
Afin d'évaluer l'intérêt de réaliser les phases de diagnostic sur un ensemble restreint de vitesses $\{\Omega_{diag,1}, ..., \Omega_{diag,i}, ..., \Omega_{diag,L}\}$ plutôt que sur des zones de vitesse large de $\Delta\Omega$, des essais préliminaires ont été réalisés sur le système expérimental du Laplace en utilisant le MAs n°2 dont les caractéristiques sont présentées en annexe A.1.2. Afin de comparer les deux approches, deux séries d'enregistrements ont été réalisées avec $L = 5$ correspondant à une largeur $\Delta\Omega = 300$ tr.min^{-1} dans le cas du moteur considéré. L'axe des vitesses est donc divisé en $L = 5$ plages de vitesse de largeur $\Delta\Omega$ et 5 vitesses de diagnostic $\Omega_{diag,1} = 150$ tr.min^{-1}, $\Omega_{diag,2} = 450$

tr.min^{-1}, $\Omega_{diag,3} = 750$ tr.min^{-1}, $\Omega_{diag,4} = 1050$ tr.min^{-1} et $\Omega_{diag,2} = 1350$ tr.min^{-1} sont ainsi définies. La première série d'enregistrement a été effectuée pour 10 vitesses différentes réparties dans la zone $\Delta\Omega$ allant de 600 à 900 tr.min^{-1} (cf. figure 3.10.a (haut)). La seconde série a en revanche été intégralement réalisée à la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,3} = 750$ tr.min^{-1} située au centre de la zone $\Delta\Omega$ (cf. figure 3.10.b (haut)). Ces deux séries d'essais ont été réalisées en régime de fonctionnement sain et en présence de différents niveaux de déséquilibre mécanique. Les caractéristiques de ces essais sont présentées dans le tableau 3.5.

Caractéristiques des essais		Sans vitesses de diagnostic	Avec vitesses de diagnostic
Vitesse Ω		600 à 900 tr.min^{-1}	$\Omega_{diag,3} = 750$ tr.min^{-1}
Nombre d'enregistrements	Sain	200	200
	Balourd B_1	100	100
	Balourd $B_{1,5}$	100	100

TABLE 3.5 – Caractéristiques des enregistrements réalisés pour étudier l'intérêt des vitesses $\Omega_{diag,i}$ dédiées aux phases de diagnostic du système. Les caractéristiques des balourds utilisés sont détaillées en annexe A.1.4.

Pour chacun de ces essais, la signature brute $FI(f_r)$ relative au défaut de balourd a été extraite. La moyenne et l'écart-type de cet harmonique ont été calculés pour chacun des états de santé du système (sain, balourd B_1 et balourd $B_{1,5}$). Les gaussiennes approximant la densité de probabilité de la signature de défaut $FI(f_r)$ ont été représentées pour chacun des états de santé du système à partir de la valeur de ces deux paramètres statistiques (cf. figures 3.10.a (milieu) et 3.10.b (milieu)). Nous pouvons remarquer sur ces deux figures que la sélection d'une vitesse de diagnostic (cf. figure 3.10.b) est fortement bénéfique par rapport au cas où la vitesse du moteur est laissée libre sur la plage de vitesse $\Delta\Omega$ (figure 3.10.a). Les densités de probabilités représentant le comportement de la signature de défaut brute $FI(f_r)$ sont en effet bien disjointes (cf. 3.10.b (milieu)) entre le fonctionnement sain (courbe verte) et le fonctionnement défaillant (courbes oranges et rouges). Dans le cas où la vitesse est laissée libre sur la plage $\Delta\Omega$, la variation de comportement de la signature de défaut se retrouve directement sur l'estimation de sa moyenne et de son écart-type pour les différents états de santé du système. Les densités de probabilités représentant le comportement de l'harmonique $FI(f_r)$ sont alors bien moins disjointes (cf. 3.10.a (milieu)). Pour une même plage de vitesse $\Delta\Omega$ et une même sévérité de défaut, la détection d'une dégradation semble alors plus facile à réaliser dans le cas où une vitesse dédiée aux phases de diagnostic est définie et utilisée.



(a) Sans vitesses de diagnostic $\Omega_{diag,i}$.

(b) Avec vitesses de diagnostic $\Omega_{diag,i}$.

FIGURE 3.10 – Calcul et représentation de la signature de défaut brute $FI(f_r)$ et de l'indicateur de défaut normalisé $FI_{CR}(f_r)$ pour différentes conditions de santé (Sain, B_1 et $B_{1,5}$) sans vitesses $\Omega_{diag,i}$ dédiées aux phases de diagnostic (a) et avec (b).

Afin de mettre en évidence la différence de sensibilité entre les méthodes présentées sur la figure 3.10, un indicateur de défaut normalisé basé sur le test T a été calculé à partir de la signature de défaut brute $FI(f_r)$ dans les deux cas de figure, i.e. avec et sans vitesse de diagnostic. Dans cette expérience, et en accord avec les résultats fournis dans la section 2.1, le nombre d'enregistrements N_{ref} utilisés pour réaliser la référence de la signature $FI(f_r)$ est pris égal à 50. L'indicateur obtenu dans le cas où tous les enregistrements ont été réalisés à la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,3}$ est illustré sur la figure 3.10.b (bas) et présente de très bonnes performances. D'une part, son comportement en régime sain est stable et ne dépasse jamais le seuil d'alarme $t_{1\%}$. D'autre part, sa sensibilité vis-à-vis des deux niveaux de déséquilibre B_1 et $B_{1,5}$ testés est très bonne puisque l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ dépasse le seuil $t_{1\%}$ qui lui est associé pour tous les échantillons défaillants. En revanche, les performances de l'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_r)$ obtenu dans le cas où la vitesse du

moteur est libre sur la plage $\Delta\Omega$ considérée ne sont pas optimales, comme l'illustrent les pourcentages de détection fournis dans le tableau 3.6.

Indicateur	Sain	Balourd B_1	Balourd B_2
$FI_{CR}(f_r)$ avec Ω_{diag}	$p_{FA} = 0,00\%$	$C = 1,00$	$C = 1,00$
$FI_{CR}(f_r)$ sans Ω_{diag}	$p_{FA} = 0,67\%$	$C = 0.11$	$C = 0.48$

TABLE 3.6 – Valeurs du critère C et pourcentage de fausses alarmes p_{FA} calculés pour chaque état de santé du système avec et sans vitesse Ω_{diag} dédiée aux phases de diagnostic.

Cet indicateur est illustré sur la figure 3.10.a (bas) et nous pouvons constater que sa sensibilité aux différents niveaux de balourd est bien plus faible que dans le cas où une seule vitesse de diagnostic est utilisée dans la zone $\Delta\Omega$. L'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ ne dépasse le seuil $t_{1\%}$ que pour 12% des enregistrements effectuées avec le balourd B_1 et que pour 49% des enregistrements effectués avec le balourd $B_{1,5}$. Cette faible sensibilité s'explique principalement par la variation du comportement de la signature de défaut sur la plage de vitesse $\Delta\Omega$ considérée. Cette variation est en effet répercutée sur le calcul de sa moyenne $\widehat{\mu}_{FI(f_r)}$ et plus particulièrement sur celui de sa variance $\widehat{\sigma}_{FI(f_r)}$ qui prend alors une forte valeur. À partir de l'équation (2.3) qui définit le calcul de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$, nous constatons que l'augmentation du paramètre $\widehat{\sigma}_{FI(f_r)}$ tend à diminuer la valeur de ce dernier et ainsi à diminuer sa sensibilité. Enfin, la robustesse de cet indicateur semble comparable à celle de l'indicateur obtenu en utilisant la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,3} = 750$ tr.min^{-1}, avec une seule valeur de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ supérieure au seuil $t_{1\%}$ en régime sain. Cependant, les N_{ref} échantillons de la signature $FI(f_r)$ utilisés pour générer la référence statistique $\{\widehat{\mu}_{FI(f_r)}, \widehat{\sigma}_{FI(f_r)}\}$ ont été choisis de manière à être les plus représentatifs de la plage de vitesse $\Delta\Omega$ considérée dans cet exemple. Dans l'éventualité où les échantillons de référence ne couvriraient que partiellement la zone de vitesse $\Delta\Omega$, l'indicateur normalisé calculé à partir de cette référence pourrait être peu robuste et générer des fausses alarmes pour des enregistrements sains réalisés dans les secteurs de la plage $\Delta\Omega$ non couverts par la référence utilisée.

L'utilisation de L vitesses dédiées aux phases de diagnostic présente donc de nombreux avantages. D'une part, cela permet d'intégrer de manière simple et efficace l'influence de la vitesse dans le comportement de la ou des signatures de défaut surveillée(s). En effet, dans le cas où le système fonctionne à un unique point de charge, L références statistiques en vitesse suffisent à caractériser le comportement d'une signature de défaut en régime de fonctionnement sain. Une fois la phase d'apprentissage terminée, l'indicateur normalisé est calculé pour chaque nouvel enregistrement à partir de la valeur de la signature de défaut surveillée et de la référence de correspondant à la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,i}$ sur laquelle l'enregistrement a été réalisé. D'autre part, le nombre L de vitesses de diagnostic n'influe pas sur la qualité de l'indicateur de défaut normalisé fourni, contrairement au cas où la vitesse

est laissée libre sur la plage $\Delta\Omega$. En effet, le paramètre L influe uniquement sur la perturbation ressentie par l'application finale lors des phases de diagnostic. Plus ce paramètre est élevé, plus la perturbation de vitesse maximale $\frac{\Delta\Omega}{2} = \frac{\Omega_n}{2L}$ est faible et moins le fonctionnement de l'application finale sera modifié. L'impact du protocole sur les applications ciblées par l'étude sera présenté de manière détaillée dans la section 3.3.

3.2.2 Segmentation de l'axe de charge

Dans la sous-section précédente, nous avons montré que l'utilisation de vitesses dédiées aux phases de diagnostic permettait de prendre en compte l'influence de la vitesse sur les signatures de défaut. La réduction de l'espace des vitesses possibles à un ensemble de vitesses $\Omega_{diag,i}$, avec $i \in \{1, 2, ..., L\}$, permet en effet d'éviter la variation de la signature surveillée avec la vitesse du moteur. Nous avons vu dans la section 3.1 que le niveau de charge influe également sur le comportement des signatures de défaut. Dans le cas particulier de la signature de défaut $FI(f_r)$ obtenue lors d'essais réalisés sur le MAs n°1 et représentée sur la figure 3.6, cette variation semble moins forte et plus monotone que la variation subie avec le changement de la vitesse du moteur (cf. figure 3.7). Cependant, la dépendance des signatures de défaut au niveau de charge du moteur est bien réelle et doit être intégrée au processus d'apprentissage du comportement sain.

Nous nous plaçons ici dans le cas d'un système fonctionnant autour d'une vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,i}$ durant toute sa durée de vie. Nous considérons donc que tous les enregistrements réalisés lors des phases de diagnostic sont effectués à cette vitesse de rotation $\Omega_{diag,i}$. Nous avons pu constater sur la figure 3.6 que le comportement d'une signature de défaut pouvait être modifié lors d'un changement de niveau de charge. Tout comme dans le cas de la vitesse, ces variations de comportement doivent être intégrées à la caractérisation du fonctionnement sain du système surveillé afin de ne pas confondre l'apparition d'un défaut avec un changement de niveau de charge. La solution adoptée dans la sous-section précédente pour gérer l'influence de la vitesse sur les signatures de défaut ne peut malheureusement pas être utilisée dans ce cas ci. En effet, la référence de vitesse du moteur est un paramètre sur lequel nous disposons d'un degré de liberté que nous pouvons mettre à profit lors des enregistrements effectués pour la surveillance du système. En revanche, le niveau de charge perçu par le moteur ne peut pas être modifié par le variateur de vitesse lorsque la vitesse est fixée à $\Omega_{diag,i}$ durant une phase de diagnostic. Ce niveau de charge ne dépend en effet que de la charge elle-même, de sa vitesse de rotation (qui est déjà fixée à $\Omega_{diag,i}$ durant la phase de diagnostic) et de paramètres extérieurs (température, humidité, obturation, niveau d'un bassin de pompage, etc.) qui peuvent varier au cours du temps. Afin de caractériser le comportement sain d'une signature de défaut tout en étant robuste vis-à-vis du niveau de charge du système, une solution possible et illustrée sur la figure 3.11, consiste à segmenter l'axe de couple Γ en M zones de largeur $\Delta\Gamma = \frac{\Gamma_n}{M}$.

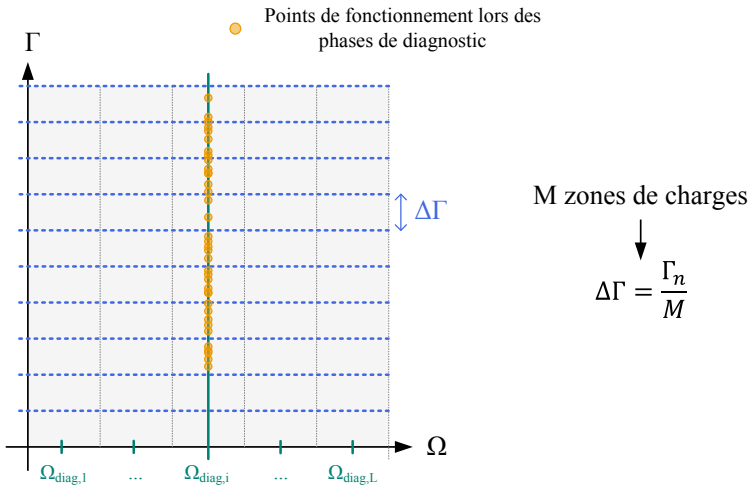


FIGURE 3.11 – Segmentation de l'axe de charge Γ en M zones de largeur $\Delta\Gamma = \frac{\Gamma_n}{M}$.

Une référence statistique de cette signature de défaut doit ensuite réalisée sur chacune des M zones de charge définies par la segmentation de l'axe de couple afin de caractériser le comportement sain sur chacune d'entre elles. Cette situation est similaire à la première solution proposée dans la sous-section précédente dans le cas de la vitesse. Ainsi, plus le nombre M de zones de charge sera élevé, plus celles-ci seront étroites et plus le comportement de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ surveillée pourra être considéré stable sur chaque plage de couple $\Delta\Gamma$. Afin de mettre en évidence l'utilité de la segmentation de l'axe de couple Γ dans le processus d'apprentissage du comportement sain d'un système, des essais préliminaires ont été réalisés sur le MAs n°2. Un total de 700 enregistrements a été effectué à la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,3} = 750$ tr.min^{-1} et répartis sur un niveau de charge allant de 0% à 60% du couple nominal du moteur. Les valeurs de la signature de défaut $FI(f_r)$ calculées sur chacun de ces enregistrements sont représentées sur la figure 3.12 en fonction du couple fourni par le moteur.

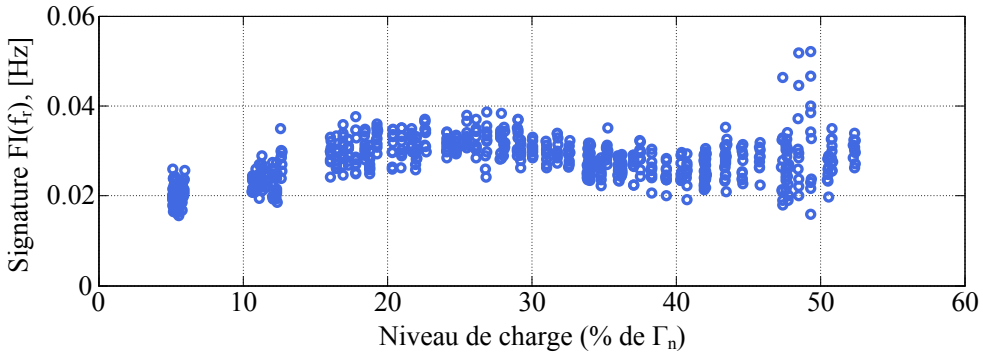


FIGURE 3.12 – Valeurs de la signature de défaut $FI(f_r)$ obtenues en régime de fonctionnement sain en fonction du niveau de charge de moteur asynchrone.

Nous pouvons tout d'abord constater sur cette figure que, comme c'était le cas sur les essais réalisés sur le MAs n°1, la signature de défaut $FI(f_r)$ est impactée par le niveau de charge du système. Si nous n'utilisions qu'une seule référence statis-

tique de taille N_{ref} (ce qui revient à définir $M = 1$) la variation de comportement de la signature brute avec le niveau de charge pourrait dégrader la qualité de l'apprentissage du système. En effet, prenons le cas d'une référence statistique formée par le couple $\{\widehat{\mu}_{FI(f_r)}, \widehat{\sigma}_{FI(f_r)}\}$ estimé sur l'ensemble de l'axe de charge. La variation du niveau moyen de l'harmonique $FI(f_r)$ observée sur la figure 3.12 en fonction du niveau de charge engendre une forte valeur du paramètre $\widehat{\sigma}_{FI(f_r)}$ qui peut dégrader la sensibilité de l'indicateur normalisé fourni par la suite. Cette situation est similaire à celle observée sur la figure 3.10.a dans le cas de la vitesse. De plus, si cette référence unique n'est pas assez représentative des niveaux de charge parcourus par le système durant son cycle de vie, l'indicateur normalisé généré à l'aide de cette référence pourra prendre de fortes valeurs lorsque des enregistrements seront réalisés sur des zones de charges non parcourues durant la phase d'apprentissage, alors que le système fonctionne en réalité sans défaut.

Afin d'étudier les bénéfices d'une segmentation de l'axe de charge dans cet exemple, les valeurs de l'indicateur de défaut normalisé $FI_{CR}(f_r)$ ont été calculées à partir des valeurs de la signature brute $FI(f_r)$ et pour différents nombres de zones de charges. Ces valeurs normalisées de la signature $FI(f_r)$ sont représentées sur la figure 3.13 en fonction du niveau de charge du système pour différentes valeurs du paramètre de segmentation M. Nous pouvons constater sur cette figure que la segmentation de l'axe de couple en M zones est bénéfique au processus de normalisation de la signature de défaut brute $FI(f_r)$ considérée ici. Une valeur élevée du paramètre M permet en effet de caractériser localement le comportement de la signature de défaut surveillée sur une zone de couple étroite de largeur $\Delta\Gamma$. Plus le nombre de références statistiques produites est élevée, et plus on se rapproche du cas théorique $M \to +\infty$ représenté en bas de la figure 3.13. Dans ce cas, la zone de couple $\Delta\Gamma$ est infiniment petite et la variation de la signature étudiée sur cette bande est nulle. Les valeurs normalisées d'une signature de défaut correspondant à ce cas seraient donc rigoureusement de moyenne nulle et d'écart-type unitaire quel que soit le niveau de charge considéré. Nous pouvons constater sur la figure 3.13 que pour $M = 20$ et $M = 50$ les valeurs normalisées de l'harmonique $FI(f_r)$ se comportent de manière similaire à celles que nous obtiendrions dans le cas théorique $M \to +\infty$ représenté en bas de la figure. Les valeurs de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ obtenues dans les cas $M = 5$ et $M = 10$ illustrent également une meilleure normalisation que dans le cas où une seule référence statistique est utilisée (cas $M = 1$). La qualité de cette normalisation est cependant dégradée dans les zones où la variation de la signature de défaut brute est la plus forte avec le niveau de charge (notamment autour de $\Gamma \simeq 15\%$ et $\Gamma \simeq 45\%$ de Γ_n). La sensibilité de l'indicateur vis-à-vis du défaut surveillé peut alors être affaiblie dans ces zones de fonctionnement.

En conclusion, la segmentation de l'axe de charge en M zones larges de $\Delta\Gamma = \frac{\Gamma_n}{M}$ est une étape nécessaire et bénéfique au diagnostic d'un moteur. D'une part, la création de références statistiques propres à chaque zone de charge $\Delta\Gamma$ permet de caractériser le comportement sain du système surveillé sur chaque plage de fonctionnement. Une fois la phase d'apprentissage terminée, l'indicateur normalisé est calculé pour chaque nouvel enregistrement à partir de la valeur de la signature de défaut surveillée et de la référence de celle-ci correspondant à la zone de charge où l'enregistrement a été réalisé.

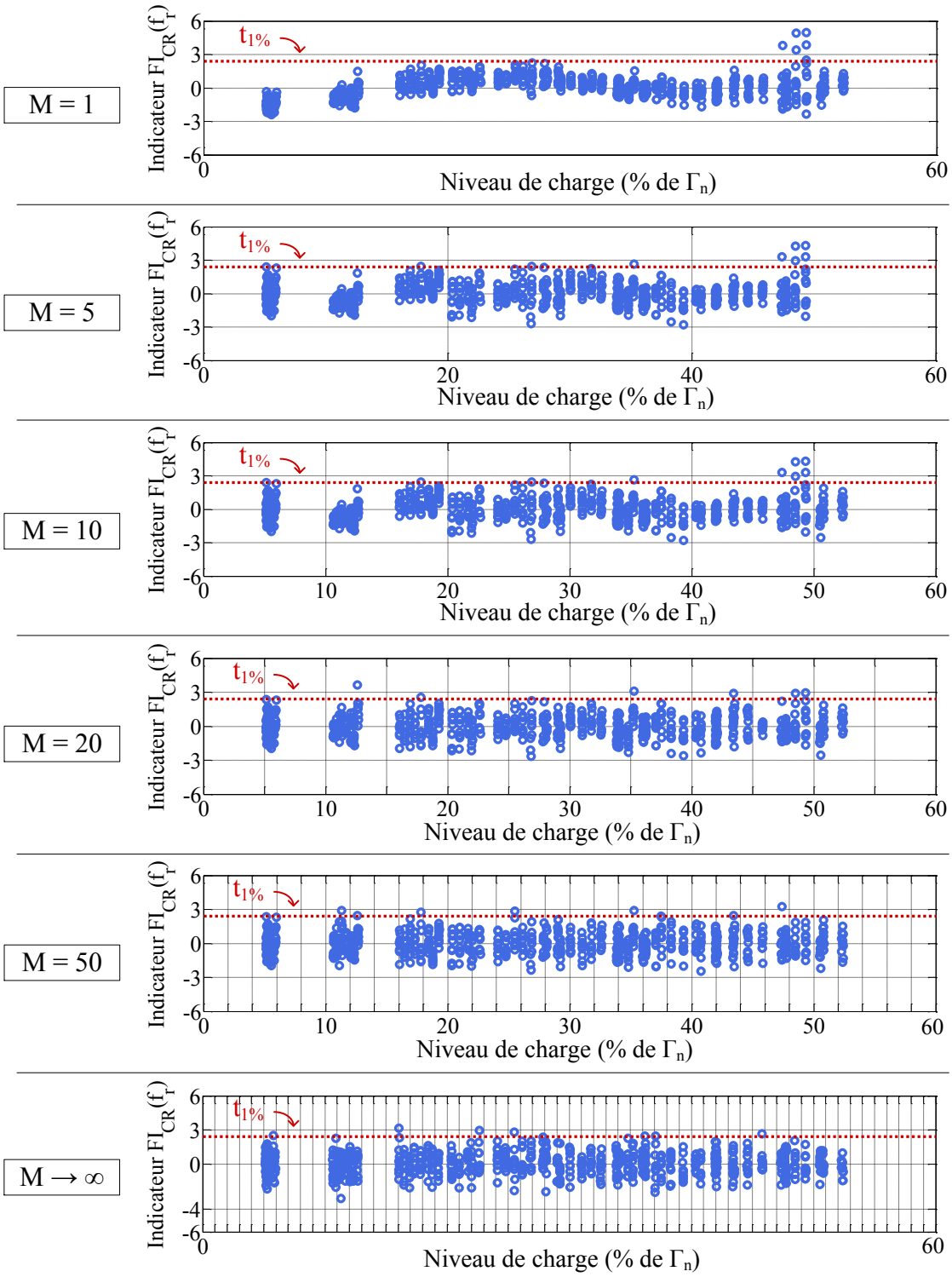


FIGURE 3.13 – Valeurs de la signature de défaut $FI(f_r)$ normalisées par le test T, i.e. valeurs de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ (en Hz), en fonction du niveau de charge pour différentes valeurs du nombre de références statistiques M utilisées. Fonctionnement sain.

L'indicateur de défaut normalisé réagira ainsi uniquement au défaut ciblé et non à un changement de niveau de charge du système. Nous avons également vu dans l'exemple particulier représenté sur la figure 3.13 que la qualité du processus de normalisation augmente avec le nombre de références statistiques utilisées. En contrepartie d'un allongement de la phase d'apprentissage, qui doit être limitée dans le temps de manière raisonnable, une valeur élevée du paramètre M permet en effet d'améliorer localement sur l'axe de charge l'estimation du comportement sain d'une signature de défaut.

3.2.3 Sectorisation du plan couple-vitesse et création de multiples références statistiques

Nous avons vu dans la sous-section 3.2.1 que la vitesse du moteur pouvait être intégrée au processus d'apprentissage du système surveillé via l'utilisation de L vitesses dédiées au diagnostic, notées $\Omega_{diag,i}$ avec $i \in \{1, 2, ..., L\}$. Le niveau de charge du moteur, ou couple Γ, peut également être pris en compte lors de la caractérisation du comportement sain du système. Une segmentation de l'axe Γ en M zones de charges a en effet été définie dans la sous-section 3.2.2 dans l'optique d'intégrer les variations de comportement de la signature de défaut $S_{défaut}$ avec le niveau de charge du moteur. Par conséquent, le choix de L vitesses de diagnostic et la division de l'axe de charge en M zones définissent de manière implicite un pavage du plan couple-vitesse en $N = L \times M$ secteurs de fonctionnement représenté sur la figure 3.14.

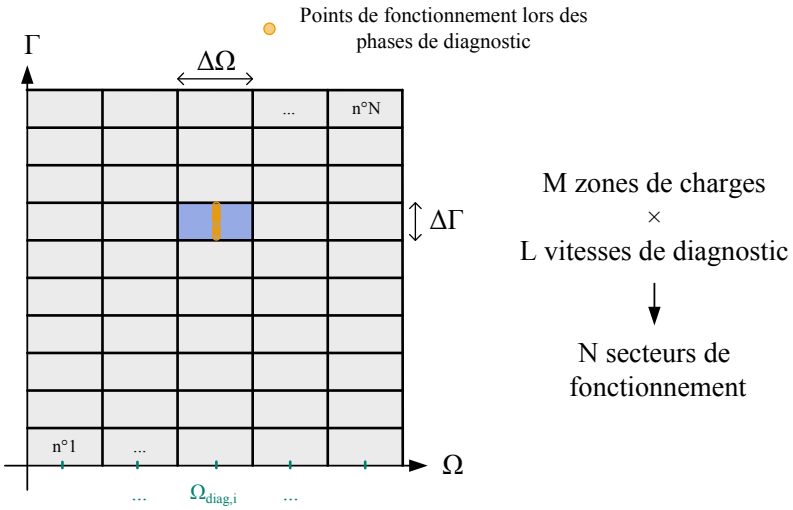


FIGURE 3.14 – Sectorisation du plan couple vitesse résultant du choix d'un ensemble de vitesses de diagnostic $\{\Omega_{diag,1}, ..., \Omega_{diag,L}\}$ et de la segmentation de l'axe de charge Γ en M parties. Chaque secteur correspond à une zone de fonctionnement large de $\Delta\Omega$ et haute de $\Delta\Gamma$.

Chacun de ces secteurs est défini par sa largeur $\Delta\Omega = \frac{\Omega_n}{L}$ selon l'axe de la vitesse Ω et par sa hauteur $\Delta\Gamma = \frac{\Gamma_n}{M}$ selon l'axe du couple Γ. Afin de pouvoir réaliser le diagnostic d'un système dans une zone particulière du plan Γ/Ω, il est alors nécessaire de réaliser une référence statistique de taille N_{ref} de la signature $S_{défaut}$

surveillée dans le secteur de fonctionnement correspondant. L'utilisation de multiples références statistiques permettant de caractériser le comportement sain d'une signature de défaut pour n'importe quel point du plan couple-vitesse est illustrée sur la figure 3.15 dans le cas d'une référence de type moyenne/écart-type.

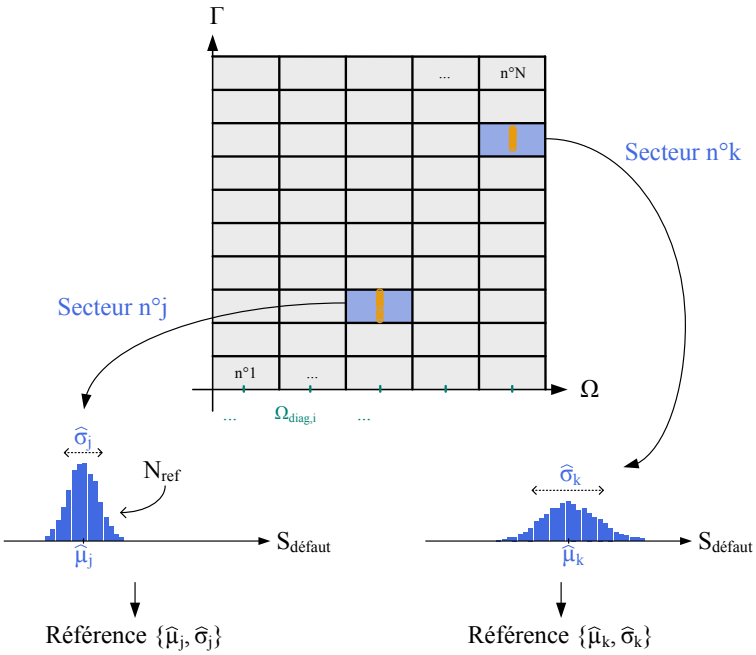


FIGURE 3.15 – Principe d'utilisation de la sectorisation du plan $\{\Gamma, \Omega\}$ pour la génération de multiples références statistiques $\{\mu_i, \sigma_i\}$.

Le protocole de diagnostic proposé dans cette section permet donc de caractériser le comportement sain d'une signature de défaut de manière locale dans le plan Γ/Ω. De cette manière, un changement de point de fonctionnement ne peut pas être confondu avec l'apparition d'un défaut puisque la référence statistique utilisée dans le processus de normalisation est définie pour une zone précise du plan couple-vitesse. Le fonctionnement du protocole de diagnostic ainsi défini est illustré de manière schématique sur la figure 3.16 dans le cas d'un système fictif fonctionnement sur deux secteurs de fonctionnement différents notés a et b (cf. figure 3.16(haut)).

La signature de défaut brute surveillée $S_{défaut}$ voit son niveau fortement impacté par le changement de point de fonctionnement (cf. figure 3.16(milieu)) comme nous avions pu l'observer sur la signature brute $FI(f_r)$ dans la section 3.1. Ces perturbations rendent la détection du défaut ciblé très limitée à partir de la signature de défaut brute $S_{défaut}$. En revanche, l'utilisation de multiples références statistiques $\{\mu_i, \sigma_i\}$, avec $i \in \{a, b\}$, permet de normaliser la signature de défaut brute $S_{défaut}$ sur chacun des deux secteurs de fonctionnement a et b. L'indicateur normalisé $S_{défaut,CR}$ généré à l'aide de ces références ne réagit alors qu'à l'apparition du défaut surveillé (cf. figure 3.16(bas)). Le protocole de diagnostic défini dans cette section est donc approprié à la surveillance d'une large gamme d'applications industrielles pour plusieurs raisons. D'une part, la phase d'apprentissage du système surveillé, présentée dans le chapitre 2 et développée dans ce chapitre, est réalisée en ligne.

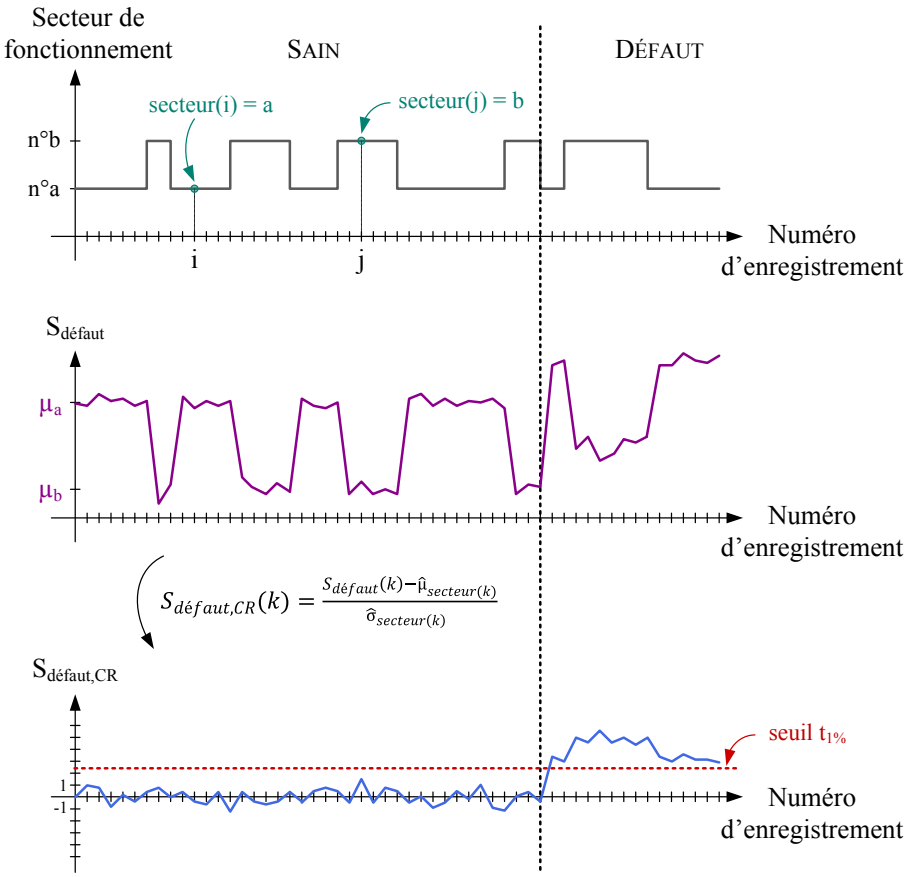


FIGURE 3.16 – Principe de l'utilisation de multiples références statistiques lors de la normalisation d'une signature de défaut fictive $S_{défaut}$. Exemple dans le cas du test statistique T.

De cette manière, les indicateurs de défaut générés sont automatiquement adaptés à chaque système, quel que soit l'application entrainée ou les caractéristiques du moteur utilisé. D'autre part, de multiples références statistiques sont utilisées pour caractériser le comportement sain de la ou des signature(s) de défaut de manière locale dans le plan couple-vitesse. Les indicateurs de défaut générés sont ainsi robustes vis-à-vis des changements de point de fonctionnement.

Enfin, la construction des références statistiques d'une signature de défaut brute correspondant aux différents secteurs du plan couple-vitesse se fait de manière progressive. En effet, N_{ref} valeurs de la signature $S_{défaut}$ doivent être collectées pour construire sa référence statistique sur un secteur de fonctionnement. Dès que ce nombre de données acquises est atteint, la référence de la signature $S_{défaut}$ peut être considérée comme complète et être utilisée sur ce secteur. Les futurs enregistrements effectués sur cette zone de fonctionnement du moteur seront alors utilisés pour calculer, à l'aide de cette référence, l'indicateur de défaut normalisé associé à la signature de défaut suivie. En revanche, tant que N_{ref} enregistrements n'ont pas été réalisés sur un secteur de fonctionnement, sa référence n'est pas complète et le diagnostic du système ne peut pas y être réalisé. Tout nouvel enregistrement effectué sur ce secteur est utilisé pour compléter sa référence statistique de la signature

de défaut brute $S_{défaut}$. Le principe de fonctionnement du protocole de diagnostic présenté dans ce chapitre est illustré sur la figure 3.17.

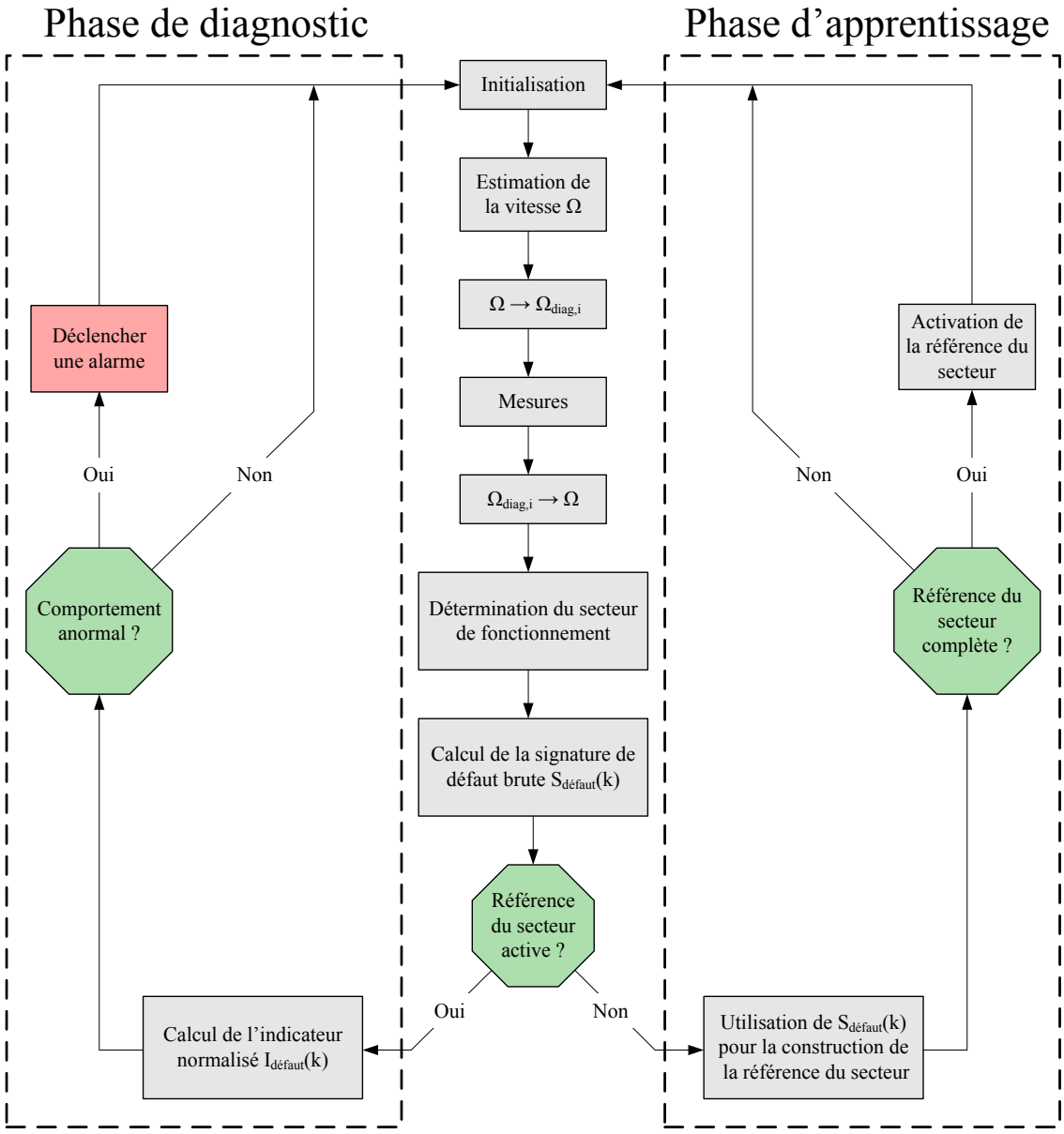


FIGURE 3.17 – Diagramme de flux synthétisant les différentes étapes de mesure, de création des références statistiques et de diagnostic du protocole défini dans ce chapitre.

Nous pouvons distinguer clairement sur ce diagramme les phases de d'apprentissage (partie droite) et de diagnostic (partie gauche) en fonction du nombre d'échantillons déjà acquis sur le secteur où est effectué l'enregistrement à traiter. De plus, une alarme pourra être déclenchée sur le variateur de vitesse dans le cas où l'indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ associé au défaut surveillé suit un comportement anormal, i.e. si le système s'est éloigné de son comportement sain.

3.3 Utilisation du protocole de diagnostic sur les applications industrielles

Un protocole de diagnostic permettant de prendre en compte l'influence du point de fonctionnement du système surveillé a été développée et présenté dans la section précédente. Afin d'obtenir des performances de robustesse et de sensibilité satisfaisantes, des vitesses spécifiquement dédiées au diagnostic ont été définies. Avant chacune des phases de surveillance, la référence de vitesse du moteur étudié doit en effet être modifiée durant quelques secondes afin de réaliser les mesures nécessaires à l'apprentissage ou au diagnostic du système. L'impact de cet écart de vitesse sur le fonctionnement des systèmes ciblés par notre étude est analysé dans cette section. Dans un second temps, l'adaptabilité du protocole de diagnostic défini précédemment est illustré pour plusieurs applications aux contraintes différentes.

3.3.1 Impact du protocole sur les applications ciblées par l'étude

Les caractéristiques des pompes, des ventilateurs et des compresseurs composant l'essentiel des applications entrainées par les moteurs asynchrones ont été présentées dans la sous-section 1.3.2. Dans cette section, nous nous intéressons aux perturbations générées par la légère variation de vitesse imposée par le protocole de diagnostic lors des phases de surveillance. Afin de quantifier ces effets, nous considérerons ici que la durée $T_{enregistrement}$ d'une phase de surveillance est égale à 5 secondes et que celle-ci est réalisée une fois par heure.

Pompes

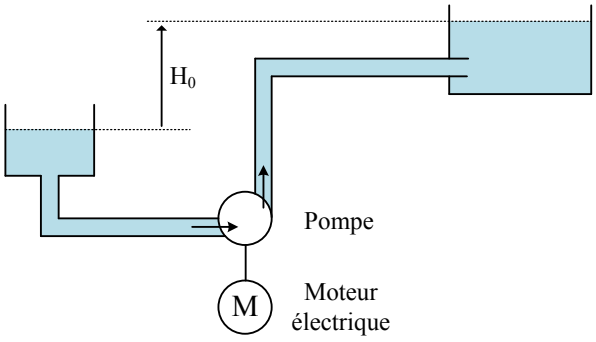


FIGURE 3.18 – Circuit composé d'une hauteur géométrique H_0 et de pertes de charges dépendantes du débit de fluide Q fourni par la pompe.

Le fonctionnement d'une pompe rotodynamique, utilisée dans un réseau où circule un fluide quelconque, peut être représenté (cf. [Bon02]) à l'aide de sa caractéristique et de celle du réseau dans le plan H/Q, où :

– Q représente le débit du fluide entrainé,

– H représente la hauteur manométrique totale (HMT) correspondant à l'écart de pression du fluide entrainé par la pompe entre les brides d'entrée et de sortie de celle-ci. Sa valeur dépend de la hauteur géométrique totale du réseau, représentée par le paramètre H_0 sur la figure 3.18, et de ses pertes de charge. Ces dernières sont dues aux frottements du liquide dans les conduites, qui dépend de ses caractéristiques géométriques et qui évolue avec le débit Q.

Le point de fonctionnement $\{H, Q\}$ d'une pompe, représenté par le cercle orange sur la figure 3.19, correspond alors à l'intersection de sa caractéristique H(Q) avec celle du réseau dans lequel elle fonctionne.

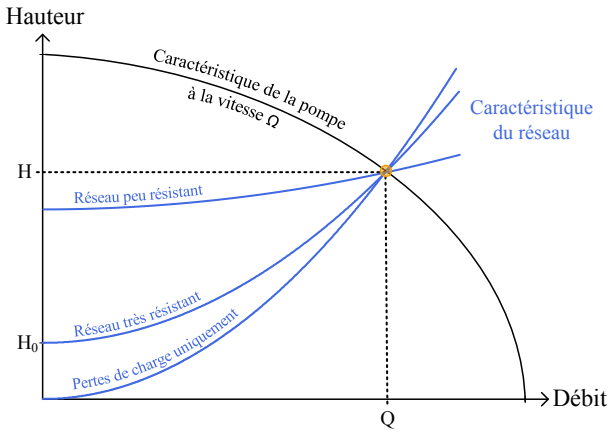


FIGURE 3.19 – Courbe caractéristique d'une pompe rotodynamique (courbe noire) dans le plan H/Q pour une vitesse donnée. Courbes caractéristiques de différents types de réseau (courbes bleues). Le point de fonctionnement (cercle orange) de la pompe correspond à l'intersection de sa caractéristique avec celle du réseau dans lequel elle fonctionne.

La courbe de fonctionnement caractéristique d'une pompe, représentée en noir sur la figure 3.19, est définie pour une vitesse de rotation donnée. Un changement de vitesse du moteur entrainant la pompe provoque une modification de cette courbe caractéristique. Plusieurs courbes correspondant au fonctionnement d'une pompe à différentes vitesses de rotation ont été représentées sur la figure 3.20 afin d'étudier l'impact du protocole de diagnostic.

Nous pouvons constater sur cette figure qu'une modification de la vitesse de la pompe, d'une vitesse de fonctionnement Ω à une vitesse $\Omega_{diag,i}$ dédiée aux phases de surveillance, provoque une variation ΔQ du débit fourni ainsi qu'une variation ΔH de pression. Pour une même variation de vitesse, cette perturbation $\{\Delta Q, \Delta H\}$ diffère selon la nature du réseau considéré. Dans le cas d'un réseau uniquement constitué de pertes de charge (exemple d'un pipeline horizontal), la variation de débit ΔQ est proportionnelle à la variation de vitesse subie tandis que la variation de pression ΔH est proportionnelle au carré celle-ci (cf. [Sch08]). En revanche, lorsque le réseau considéré est moins résistant, la perturbation occasionnée par ce même changement de vitesse est différente (cf. figure 3.20). La variation de débit subie $\Delta Q'$ est supérieure à celle éprouvée dans le cas précédent.

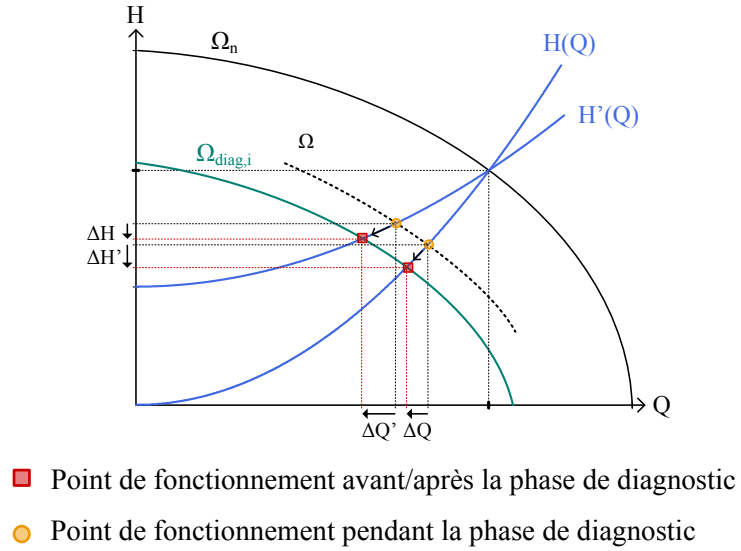


FIGURE 3.20 – Impact d'un changement de vitesse sur le fonctionnement d'une pompe utilisée dans un réseau uniquement composé de pertes de charge (H(Q)) et dans un réseau mixte composé d'une hauteur H_0 et de pertes de charge (H'(Q)).

Dans [Pou97], l'auteur cite en exemple un système ou une variation de seulement 7% de la vitesse de la pompe provoque une variation de débit, de Q_n (débit nominal) jusqu'à un débit nul. En contrepartie, la variation de pression ΔH obtenue dans ces conditions est plus faible. Certains domaines d'application des pompes, où celles-ci sont utilisées pour le transport de liquides ou bien pour la pressurisation d'un réseau, sont peu sensibles à la perturbation $\{\Delta Q, \Delta H\}$ de courte durée provoquée par le changement de vitesse. Dans ce cas, l'utilisation d'un pavage générique comme celui présenté sur la figure 3.14 conviendrait parfaitement. Le fonctionnement de certaines applications pourra en revanche être très sensible au changement de vitesse, même de courte durée $T_{enregistrement}$, imposé par le protocole de diagnostic (l'exemple des réseaux peu résistants constitués principalement d'une hauteur géométrique a été cité précédemment). Pour ce type d'applications, des solutions simples sont présentées dans la sous-section 3.3.2.

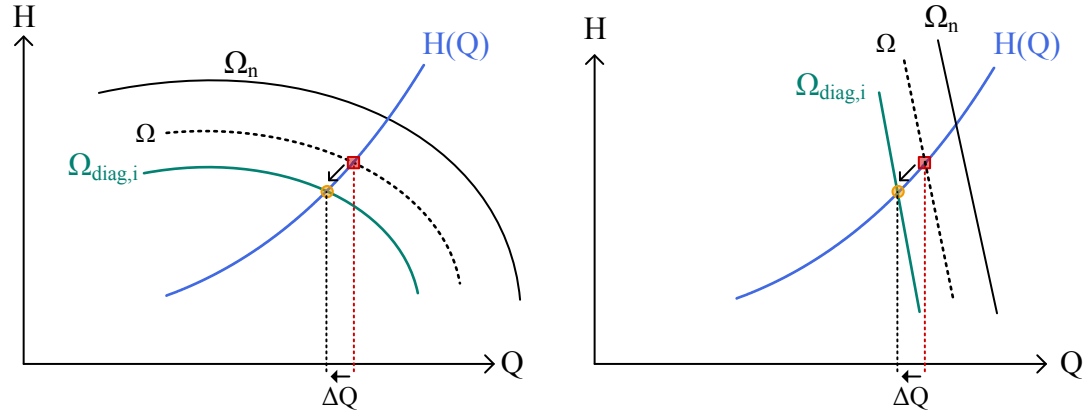
Ventilateurs

L'étude de l'impact d'un changement de vitesse sur le fonctionnement d'un système de ventilation est similaire à celui sur les pompes présenté précédemment, dans le cas d'un réseau constitué principalement de pertes de charge [Bon02]. La perturbation de débit ΔQ d'air fourni (ou d'autres gaz) est alors proportionnelle à la variation de vitesse du ventilateur. La seule différence réside dans l'existence d'une zone de fonctionnement interdite à basse vitesse afin d'éviter tout phénomène de pompage du ventilateur [Bon02]. Une légère variation de vitesse d'un ventilateur durant quelques secondes n'est pas susceptible de perturber les types d'application présentées dans le chapitre 1 (conditonnement d'air, séchage, dépoussiérage, extrac-

tion de gaz brulés, etc.). Une sectorisation générique telle que celle présentée sur la figure 3.14 est alors suffisante pour réaliser le diagnostic de ce type de systèmes. Cependant, des solutions seront apportées dans la sous-section 3.3.2 pour d'éventuelles installations critiques.

Compresseurs

Le fonctionnement d'un compresseur peut également être représenté à l'aide sa courbe caractéristique dans le plan H/Q et de celle du réseau de gaz comprimé dans lequel il est utilisé.



(a) Courbes caractéristiques des compresseurs rotodynamiques

(b) Courbes caractéristiques des compresseurs volumétriques

FIGURE 3.21 – Impact d'un changement de vitesse sur le fonctionnement d'un compresseur selon son type d'appartenance.

Des exemples schématiques de ces courbes de fonctionnement sont représentés dans le cas de compresseurs rotodynamiques (compresseurs axiaux et centrifuges) sur la figure 3.21(a) et dans le cas de compresseurs volumétriques (compresseurs à vis, à pistons, etc.) sur la figure 3.21(b) (cf. [Gia10]). Nous pouvons constater sur la figure 3.21 que l'impact du protocole sur le fonctionnement des compresseurs rotodynamiques est similaire à celui observé sur les pompes. Dans le cas des compresseurs volumétriques, la variation de débit ΔQ est cependant toujours approximativement proportionnelle à la variation de vitesse subie, et ce quelle que soit la courbe H(Q) du réseau, en raison de l'allure particulière des courbes de fonctionnement de ces systèmes (cf. [Gia10]). De la même manière que dans le cas des pompes, la sensibilité des applications utilisant des compresseurs à la perturbation peut être variable selon l'installation industrielle considérée. La définition d'un pavage du plan couple-vitesse respectueux du fonctionnement des systèmes sensibles à un changement de vitesse est présenté dans la sous-section 3.3.2 ci-après.

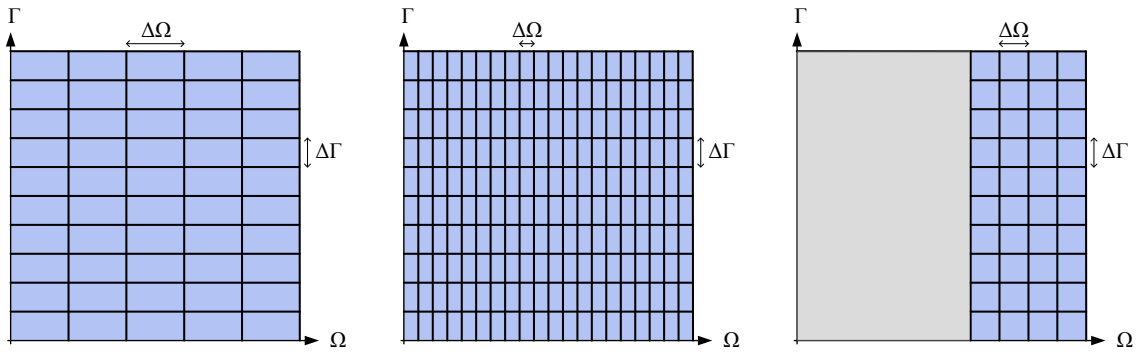
3.3.2 Adaptabilité du protocole de diagnostic

Contraintes liées aux installations surveillées

Nous avons vu dans la sous-section précédente que la variation de vitesse effectuée durant les phases de surveillance provoquait une perturbation de débit ΔQ et de pression ΔH du fluide entrainé. Lorsque l'installation industrielle où est utilisé ce système est très peu affectée par cette perturbation $\{\Delta Q, \Delta H\}$, un pavage par défaut comme celui représenté sur la figure 3.14 où $L = 5$ et $M = 10$ peut par exemple être utilisé pour réaliser le diagnostic. Cependant, certains systèmes plus critiques peuvent nécessiter un pavage du plan couple-vitesse adapté à leurs caractéristiques. Dans ce cas, à l'aide des valeurs maximales des écarts de débit et de pression acceptables par l'installation durant le temps $T_{enregistrement}$, il est possible de définir la variation maximale de vitesse $\delta\Omega_{max}$ qui peut être utilisée lors du diagnostic. À partir de cette valeur, on en conclut que l'écart $\Delta\Omega$ entre deux vitesses de diagnostic doit être pris égal à $2\delta\Omega_{max}$. De plus, certaines applications évoquées dans la sous-section 3.3.1 ne peuvent pas fonctionner en dessous d'une vitesse limite Ω_{min}. En prenant en compte les contraintes $\delta\Omega_{max}$ et Ω_{min}, les vitesses de diagnostic à utiliser peuvent alors être définies par l'équation (3.8).

$$\Omega_{diag,i} = \Omega_{min} + 2(i - \frac{1}{2})\delta\Omega_{max} \tag{3.8}$$

Des exemples de sectorisation du plan couple-vitesse respectant les contraintes de différents types d'installations industrielles sont présentés sur la figure 3.22.



(a) Pas de contraintes. Exemple de pavage du plan $\Gamma/\Omega \rightarrow N = 50$ secteurs

(b) $\delta\Omega_{max} = 0,025.\Omega_n$. Exemple de pavage du plan $\Gamma/\Omega \rightarrow N = 200$ secteurs

(c) $\Omega_{min} = 0,6.\Omega_n$ et $\delta\Omega_{max} = 0,05.\Omega_n$. Exemple de pavage du plan $\Gamma/\Omega \rightarrow N = 40$ secteurs

FIGURE 3.22 – Pavage du plan couple-vitesse utilisé pour le diagnostic des applications selon leurs contraintes de fonctionnement.

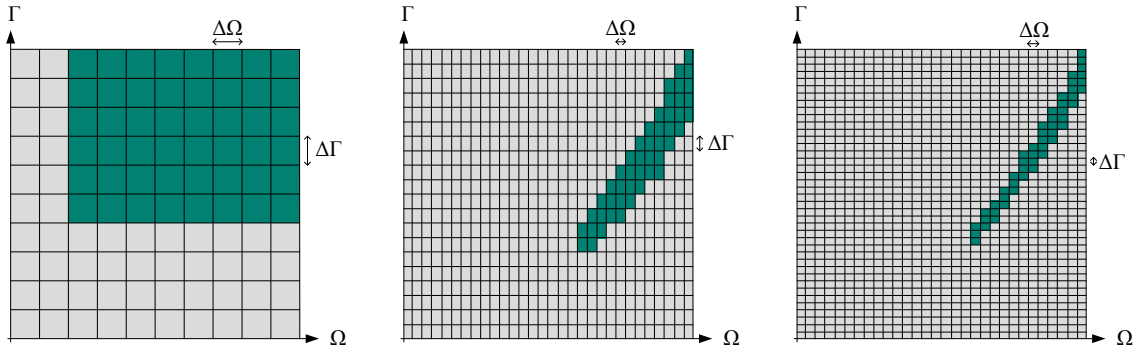
Adaptation au type de charge

Nous avons vu dans le paragraphe précédent que le pavage $\{\Delta\Omega, \Delta\Gamma\}$ du plan couple-vitesse, et ainsi le nombre N de secteurs définis, pouvait être adapté par

rapport aux contraintes de débit de fluide et de pression de l'installation surveillée. Cependant, cette sectorisation du plan Γ/Ω peut également être adaptée au type de charge que le moteur entraine.

Nous avons montré dans le chapitre 1 que les profils d'utilisation des MAs dans le plan couple-vitesse étaient différents selon le type d'application. Par exemple, l'utilisation du pavage générique défini sur la figure 3.22(a) pourrait permettre le bon diagnostic d'un ventilateur. Cependant, quelques secteurs uniquement seraient utilisés pour caractériser le comportement sain du système puisque la dispersion des points de fonctionnement dans l'axe de charge de ce type d'application est très faible. La phase d'apprentissage correspondante serait alors inutilement courte.

Afin de caractériser au mieux le comportement sain du système surveillé tout en perturbant le moins possible son fonctionnement lors des phases de diagnostic, le pavage du plan couple-vitesse peut être adapté à l'application considérée. Des exemples de sectorisation $\{\Delta\Omega, \Delta\Gamma\}$ du plan couple-vitesse sont présentés sur la figure 3.23 pour différents types d'application (compresseurs, pompes et ventilateurs) en fonction de leur profil de fonctionnement présentés dans le chapitre 1.



(a) Compresseurs (b) Pompes (c) Ventilateurs

FIGURE 3.23 – Exemple de pavage du plan couple-vitesse adapté aux profils de fonctionnement de chaque type d'application. Les secteurs parcourus par le système durant son cycle de vie sont représentés en vert.

Nous pouvons constater sur cette figure que l'adaptation du pavage du plan Γ/Ω aux caractéristiques des applications permet d'obtenir un nombre de secteurs actifs, i.e. parcourus par le système lors de son cycle de vie, équivalent pour chacune des applications. Cela permet d'une part de perturber le moins possible les systèmes parcourant peu le plan couple-vitesse (pompes et ventilateurs) car le paramètre $\Delta\Omega$ peut alors être réduit. D'autre part, la réduction du paramètre $\Delta\Gamma$ permet d'améliorer la normalisation des signatures de défaut selon l'axe Γ (cf. figure 3.13). De plus, les références statistiques des signatures de défaut surveillées ne sont générées que sur les secteurs actifs représentés en vert sur la figure 3.23, c'est pourquoi le temps de la phase d'apprentissage est équivalent dans les trois cas présentés sur cette figure (puisque le nombre de secteurs actifs est environ le même).

La sectorisation du plan couple-vitesse utilisée dans le protocole de diagnostic définie dans ce chapitre permet donc de s'adapter aux contraintes des installations

surveillées mais également de prendre en compte le profil de fonctionnement du type de charge entrainée pour réaliser le meilleur diagnostic possible.

Conclusion

Dans ce chapitre, des signatures de défauts adaptées à la surveillance des défaillances d'origine mécanique ont été présentées. L'amplitude et la fréquence instantanée des courants, respectivement notées AI et FI, ont été définies et les signatures de défaut issues de ces grandeurs ont montré des caractéristiques favorables à la détection des défauts mécaniques. En effet, l'utilisation de ces grandeurs permet d'obtenir des signatures plus sensibles que celles obtenues par l'utilisation séparée de chacun des courants de phase du moteur. La combinaison de ceux-ci utilisée dans le calcul de l'AI et de la FI permet de débruiter l'information contenue dans les mesures et d'obtenir des indicateurs de défaut plus sensibles (cf. figure 3.5). De plus, ces signatures permettent également de déterminer la nature des signatures de défauts (modulation d'amplitude et/ou de phase), rendant possible la discrimination de certains défauts (exemple : défaut de balourd ou d'excentricité). Les effets du niveau de charge du moteur et de sa vitesse sur ce type de signatures ont été étudiés séparément. Les résultats de cette étude, dans l'exemple particulier de la signature de défaut brute $FI(f_r)$, ont montré la nécessité de prendre en compte le point de fonctionnement du moteur lors du processus d'apprentissage du système surveillé. La méthode de normalisation présentée dans le chapitre 2 n'est en effet pas adaptée à la surveillance d'un système dont le point de fonctionnement varie au cours du temps. Son application, en l'état, sur un tel système provoquerait dans le meilleur cas un indicateur de faible sensibilité au défaut surveillé et au pire un indicateur peu robuste générant des fausses alarmes à chaque changement de point de fonctionnement.

Afin de gérer la problématique du point de fonctionnement vis-à-vis du comportement des signatures de défaut, un protocole de diagnostic adapté a été présenté dans la section 3.2. La première étape de cette méthode consiste à définir un ensemble de L vitesses dédiées aux phases de surveillance du système, séparées d'une valeur $\Delta\Omega$ les unes des autres. Ce faisant, les changements de comportement de la signature $S_{défaut}$ surveillée avec la variation de la vitesse Ω sont supprimées car les enregistrements seront toujours réalisés sur un nombre restreint de vitesses. En contrepartie, et en supposant que toutes les vitesses de diagnostic $\Omega_{diag,i}$ sont parcourues régulièrement par le système durant son cycle de fonctionnement, la phase d'apprentissage du système doit être allongée d'un facteur L par rapport à la méthode présentée dans le chapitre 2. La seconde étape du protocole consiste à diviser l'axe de couple du moteur en M segments haut de $\Delta\Gamma$ afin de caractériser localement le comportement sain des signatures de défaut sur l'axe de couple Γ. Pour une vitesse donnée, la création d'une référence statistique pour chaque segment $\Delta\Gamma$ permet alors de différencier un changement de niveau de charge et l'apparition d'un défaut. Tout comme dans le cas de la vitesse, et en supposant que tous les segments sont parcourus par le système durant son cycle de vie, ce processus rallonge d'un facteur M la phase d'apprentissage puisqu'une référence statistique doit être définie pour chaque segment $\Delta\Gamma$. La conjugaison de ces deux étapes définit alors un pavage

du plan couple-vitesse en $N = M \times L$ secteurs de largeur $\Delta\Omega$ et de hauteur $\Delta\Gamma$. Afin de caractériser le comportement sain de la signature de défaut brute $S_{défaut}$ sur chaque zone de fonctionnement, N références statistiques de taille N_{ref} doivent être calculées. Nous avons pu constater, à partir de la figure 3.17, que la construction de ces références se fait de manière progressive et qu'elles ne sont calculées que pour les zones de fonctionnement réellement parcourues par le système. Cette caractéristique permet alors de commencer rapidement le diagnostic du système pour les zones du plan Γ/Ω qu'il parcourt régulièrement tout en continuant l'apprentissage sur les secteurs plus faiblement utilisés.

Enfin, l'impact du protocole de diagnostic sur les applications industrielles ciblées par notre étude a été étudié. La variation de vitesse imposée lors des phases de surveillance provoque principalement une variation de débit et de pression du fluide (air, eau, ou autres fluides) fourni par ces applications. L'amplitude de ces perturbations est propre à chaque système et dépend des caractéristiques des circuits où circule le fluide utilisé. Cependant, l'impact du protocole est limité par le faible temps dédié aux phases de surveillance par rapport au temps de fonctionnement normal de l'application. De plus, la généricité du protocole de diagnostic permet d'adapter le pavage du plan couple-vitesse aux spécificités de l'application entrainée. Le paramètre L, i.e. le nombre de vitesses dédiées aux phases de surveillance, pourra par exemple être choisi élevé dans le cas d'une application sensible aux perturbations générés par l'écart de vitesse $\Delta\Omega$. Au contraire, ce nombre pourra être réduit au minimum dans le cas d'un système peu affecté par un changement de vitesse ponctuel.

Dans les chapitres 4 et 5, une validation expérimentale du protocole de diagnostic que nous avons développé ici sera présentée. Plusieurs campagnes de tests réalisées sur des systèmes aux caractéristiques foncièrement différentes y sont en effet décrites. Deux défaillances mécaniques seront étudiées : le déséquilibre mécanique (balourd) et la perte de tension des courroies d'un système de transmission. Les résultats obtenus permettront alors de valider la pertinence de notre protocole de surveillance par rapport aux problématiques définies à la fin du chapitre 1.

Troisième partie

Validation expérimentale du protocole de diagnostic

Chapitre 4

Détection d'un déséquilibre mécanique dans un système électromécanique entrainé par un moteur asynchrone

Sommaire

Introduction **101**
4.1 Origines et effets d'un déséquilibre mécanique dans un système d'entrainement **102**
4.1.1 Description et origines du défaut de balourd. 103
4.1.2 Effets d'un déséquilibre mécanique sur les différentes grandeurs électriques et mécaniques 104
4.2 Banc de test du laboratoire LAPLACE **105**
4.2.1 Éléments de puissance 105
4.2.2 Mesure et acquisition des données expérimentales. 107
4.3 Première campagne expérimentale (MAs n°1) **109**
4.3.1 Caractéristiques des enregistrements 109
4.3.2 Évolution des signatures de défaut brutes 111
4.3.3 Application du protocole de diagnostic 112
4.4 Seconde campagne expérimentale (MAs n°2) **118**
4.4.1 Caractéristiques des enregistrements 119
4.4.2 Application du protocole de diagnostic 120
Conclusion **124**

Introduction

Dans le chapitre 1, nous avons pu présenter les méthodes de diagnostic des machines électriques existantes dans la littérature scientifique. Nous avons alors constaté que l'approche MCSA permettait d'obtenir des signatures de défaut sensibles aux défaillances d'origine mécanique. Grâce à l'étude menée auprès d'une filiale de maintenance de systèmes électromécaniques (cf. section 1.1), nous avons

pu faire un bilan global des défauts rencontrés dans les systèmes d'entrainement asynchrones, et de leur répartition. Nous avons alors constaté la prédominance des défaillances mécaniques, qui représentent environ 60% des dégradations observées. Une détection rapide de ces défauts permettrait de les corriger avant qu'ils ne provoquent des conséquences trop graves sur le système (comme l'usure excessive de certains éléments mécaniques [Pan12], [Kuc13]). Notre étude s'est donc naturellement orientée vers la détection de cette catégorie de défauts. La méthode MCSA a été retenue dans cette étude pour réaliser le diagnostic des moteurs asynchrones, de leurs systèmes de transmission et de leurs charges car elle ne nécessite pas l'ajout de capteurs supplémentaires. Deux problématiques importantes et peu traitées dans la littérature, liées à la surveillance d'une large gamme d'applications fonctionnant à vitesse variable, ont cependant été soulevées dans le chapitre 1. Les signatures de défaut générés par l'approche MCSA sont en effet dépendantes du système surveillé et de son point de fonctionnement, complexifiant ainsi l'automatisation du diagnostic.

Face à ces problématiques, un processus original de normalisation des signatures de défaut vis-à-vis du système d'entrainement surveillé a été développé dans le chapitre 2. Cette méthode, basée sur la création de références statistiques des signatures, permet de générer des indicateurs de défaut indépendants de l'application surveillée. Un seuil d'alarme peut également leur être automatiquement associé afin de statuer sur l'état de santé du système. Dans le chapitre 3, la seconde problématique liée à l'influence du point de fonctionnement sur le comportement des signatures de défaut a été traitée. Un protocole de diagnostic, basé sur le pavage du plan couple-vitesse et sur la création de multiples références statistiques, a été défini dans l'optique de générer des indicateurs de défaut normalisés par rapport au système surveillé mais également vis-à-vis du point de fonctionnement de celui-ci.

Dans ce cinquième chapitre, nous allons maintenant vérifier expérimentalement l'efficacité de ce protocole de diagnostic, présenté dans les chapitres 2 et 3, dans le cas particulier de la détection d'un déséquilibre mécanique. Les origines et les effets de ce défaut, plus couramment appelé *balourd*, seront détaillés dans la première section. La description du banc expérimental du LAPLACE et des essais réalisés sera ensuite détaillée. Enfin, les résultats obtenus seront présentés pour deux systèmes expérimentaux différents et permettront de faire un premier bilan sur l'intérêt du protocole de diagnostic développé.

4.1 Origines et effets d'un déséquilibre mécanique dans un système d'entrainement

Le défaut de déséquilibre mécanique, ou balourd, est présenté dans cette section. Les différentes origines possibles de cette dégradation dans les principales applications industrielles seront tout d'abord détaillées. Nous présenterons également ses effets et les harmoniques caractéristiques qu'il génère afin de sélectionner les signatures de défaut brutes les plus pertinentes.

4.1.1 Description et origines du défaut de balourd.

On dit qu'un balourd est présent dans un système tournant lorsque la masse de celui-ci n'est pas parfaitement répartie autour de son axe de révolution. Ce phénomène engendre des vibrations qui nuisent au bon fonctionnement des applications entrainées et qui peuvent accélérer la dégradation de certains éléments mécaniques qui les composent, en particulier les roulements (cf. [Pan12], [Kuc13]). Deux cas de figure permettent d'expliquer la présence d'un balourd dans les applications ciblées par l'étude.

Premièrement, un déséquilibre mécanique peut être initialement présent dans le système d'entrainement surveillé. Il peut être dû à des imperfections d'usinage, d'assemblage et/ou d'installation. Cependant, le balourd résiduel existant dans un moteur, ou dans la charge qui lui est associée, doit être suffisamment faible pour respecter les normes réglementant l'équilibrage de ces systèmes (cf. [ISO-1940/1] et [ISO-2372]). Le balourd initial présent dans le système n'est donc pas susceptible d'altérer ses performances ni de dégrader les autres parties mécaniques. De plus, un tel balourd ne pourrait pas être détecté à l'aide du protocole de diagnostic développé dans les chapitre 2 et 3 puisque le système est considéré comme sain lors de la phase d'apprentissage. Si un défaut est initialement présent, il ne pourra être détecté par la suite que si sa sévérité augmente.

Deuxièmement, un défaut de balourd peut apparaître au cours du fonctionnement de l'application. L'origine de ce déséquilibre mécanique peut varier selon le type d'application mais nous pouvons notamment citer :

- Pour les **ventilateurs** ([Fan08]) :
  - usure irrégulière des pales due à l'écoulement de gaz corrosifs,
  - détérioration d'une pale par un objet extérieur,
  - accumulation irrégulière de graisse et/ou de poussières,
- Pour les **pompes** ([Sul10], [Sul12]) :
  - érosion des pales par cavitation, corrosion et/ou abrasion,
  - dépôt asymétrique de matière dans les partie tournantes,

De manière générale, un déséquilibre mécanique peut apparaitre dans les ventilateurs, pompes et compresseurs à cause d'une courbure de l'arbre mécanique ou d'une dégradation des roulements (cf. [Pan12]).

Il est alors intéressant de chercher à détecter l'apparition précoce de ce défaut pour plusieurs raisons. D'une part, son importance dans la répartition des défaillances présentée dans le chapitre 1 n'est pas négligeable. D'autre part, la présence de ce défaut peut provoquer l'accélération du vieillissement d'autres parties mécaniques. Sa détection peut alors permettre de protéger le système d'un vieillissement prématuré. Enfin, les différents phénomènes responsables de l'apparition d'un balourd ont pour la plupart une faible dynamique de développement. L'érosion d'une pale ou le dépôt de graisse et de poussière ne sont en effet pas des phénomènes rapides. Il est donc possible de détecter et de corriger ce défaut avant que les conséquences sur les autres éléments mécaniques ne soient trop importantes.

4.1.2 Effets d'un déséquilibre mécanique sur les différentes grandeurs électriques et mécaniques

Comme nous l'avons présenté dans la sous-section précédente, un déséquilibre mécanique est présent dans un système tournant lorsque la masse de celui-ci n'est pas uniformément répartie autour de son axe de rotation. Le balourd résultant peut alors être modélisé par une masse m située à une distance R de l'axe de rotation, comme l'illustre la figure 4.1.

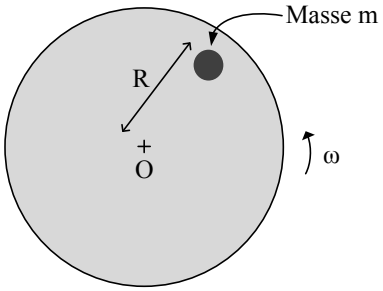


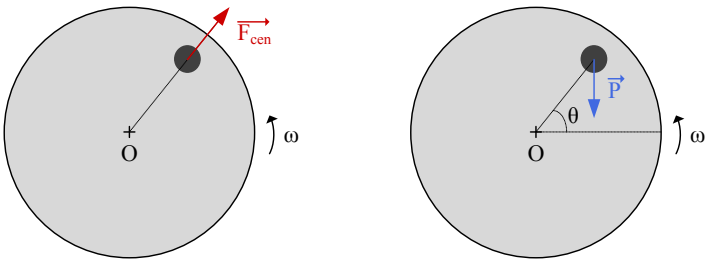
FIGURE 4.1 – Représentation schématique d'un déséquilibre mécanique par une masse m située à une distance R de l'axe de rotation O du système.

Cette masse, qui modélise l'asymétrie du système par rapport à son centre de rotation, est responsable de différents phénomènes mécaniques.

D'une part, la masse m subit un effet centrifuge représenté par la force $\overrightarrow{F_{cen}}$ (**[N]**) sur la figure 4.2 (a). La valeur de cette force est donnée par l'équation (4.1) :

$$|\overrightarrow{F_{cen}}| = m.R.\omega^2 \tag{4.1}$$

où m représente la masse (**[kg]**) de déséquilibre, R sa distance (**[m]**) par rapport à l'axe de rotation O et ω la vitesse angulaire (**[rad/s]**) du système.



(a) Force centrifuge exercée sur la masse.

(b) Force de gravité exercée sur la masse.

FIGURE 4.2 – (a) Représentation de la force centrifuge exercée sur la masse de déséquilibre m. (b) Représentation du poids de la masse m pour une position θ donnée du système.

La plupart des effets néfastes associés à la présence d'un balourd sont provoqués par la force centrifuge $\overrightarrow{F_{cen}}$. Celle-ci exerce en effet une poussée radiale qui accélère la fatigue des différents éléments mécaniques de l'application [Pan12], mais qui

est également responsable des vibrations engendrées [Kuc13]. Des signatures brutes caractéristiques de ce défaut pourront être observées sur le spectre des grandeurs vibratoires. Cependant, cet effet centrifuge ne génère pas d'oscillations de couple puisque la force $\overrightarrow{F_{cen}}$ suit une direction radiale. Les signatures présentées dans la sous-section 3.1.1 ne sont donc pas générées, *a priori*, par la force $\overrightarrow{F_{cen}}$. Enfin, une excentricité dynamique du rotor peut potentiellement être provoquée par cet effet centrifuge. L'amplitude des courants statoriques des moteurs serait alors dans ce cas modulée à la fréquence de rotation du système [Blo06]. Dans cette éventualité, l'harmonique $AI(f_r)$ peut être utilisé comme signature de défaut brute (cf. section 3.1).

La présence d'un déséquilibre mécanique ne génère pas uniquement la force centrifuge $\overrightarrow{F_{cen}}$. Le poids $\overrightarrow{P}$ (**[N]**) de la masse m, représenté sur le figure 4.2 (b), affecte également le fonctionnement de l'application surveillée. Soit $\theta = 2\pi f_r t$ la position angulaire de la masse de balourd, l'amplitude de $\overrightarrow{P}$ s'exprime à l'aide de l'équation (4.2).

$$|\overrightarrow{P}| = m.g \tag{4.2}$$

Cette force provoque par conséquent une oscillation du couple de charge perçu par le moteur à la fréquence de rotation f_r. Cette oscillation, notée $C_{balourd}(t)$, est exprimée par l'équation (4.3).

$$C_{balourd}(t) = m.g.R.cos(\theta) = m.g.R.cos(2\pi f_r t) \tag{4.3}$$

En accord avec les éléments présentés dans la sous-section 3.1.1, cette oscillation provoque l'apparition de signatures caractéristiques dans les grandeurs électriques (courants) et mécaniques (vitesse, vibrations) mesurées sur le systèmes, en particulier sur la fréquence instantanée des courants. L'harmonique $FI(f_r)$ sera donc retenu comme signature de défaut brute pour surveiller l'évolution du défaut de balourd dans les systèmes d'entrainement. Nous avons cependant vu qu'une oscillation de couple pouvait également faire apparaitre, dans une moindre mesure, des signatures sur l'amplitude instantanée des courants (cf. [Tra09]). L'harmonique $AI(f_r)$ sera donc également surveillé dans ce chapitre pour sa capacité à détecter les oscillations de couple mais également pour la détection d'une éventuelle excentricité du rotor provoquée par le balourd.

4.2 Banc de test du laboratoire LAPLACE

Afin de tester les performances du protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3, nous allons l'appliquer ici dans le cas de la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique. Les caractéristiques du système expérimental utilisé sont présentées dans cette section (parties de puissance et de mesure) .

4.2.1 Éléments de puissance

Le banc expérimental du laboratoire LAPLACE utilisé dans ce chapitre pour la détection du défaut de balourd a été présenté brièvement dans le chapitre 2. La

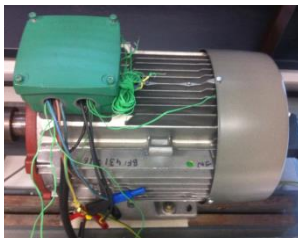
description de la chaine électromécanique de ce système est maintenant détaillée dans cette sous-section. Cette partie est notamment composée :

→ d'un **variateur de vitesse** Leroy Somer de référence UMV 4301 associé à son armoire d'alimentation et de sécurité. Le fonctionnement en boucle ouverte (loi V/f) a été utilisé pour l'ensemble des essais réalisés dans ce chapitre et la fréquence de découpage f_d a été fixée à 3 kHz. Les caractéristiques détaillées du variateur de vitesse utilisé sont fournies en annexe A.1.1.

→ d'**un moteur asynchrone** Leroy Somer 5,5 kW. Des essais ont été réalisés pour deux moteurs, notés MAs n°1 et MAs n°2, de puissance équivalente mais aux caractéristiques différentes. Ces deux moteurs sont représentés sur la figure 4.3 et leurs caractéristiques sont détaillées en annexe A.1.2.



(a) MAs n°1.



(b) MAs n°2.

FIGURE 4.3 – (a) Moteur asynchrone n°1 (LS 132 ST → ancienne génération). (b) Moteur asynchrone n°2 (LS 132 SU → nouvelle génération).

→ d'un **disque en acier** représenté sur la figure 4.4 auquel est associé une masse m de déséquilibre. Les caractéristiques du disque et des masses utilisées dans ce chapitre sont précisées en annexe A.1.4.



FIGURE 4.4 – Disque en acier avec la masse de déséquilibre $m_1 = 77,5g$ attachée.

→ d'un **accouplement rigide** assurant la liaison mécanique entre le moteur asynchrone et sa charge.

→ d'une **machine à courant continu** Leroy Somer de référence MS 1321 M33 (avec son alimentation) dont les caractéristiques sont présentées en détail dans l'annexe A.1.3.

→ un **banc de charge résistif** relié à l'induit de la machine à courant continu et permettant de faire varier le couple de charge perçu par le moteur asynchrone.

Une représentation schématique générale du banc de test et présentant ces différents éléments est illustrée sur la figure 4.5.

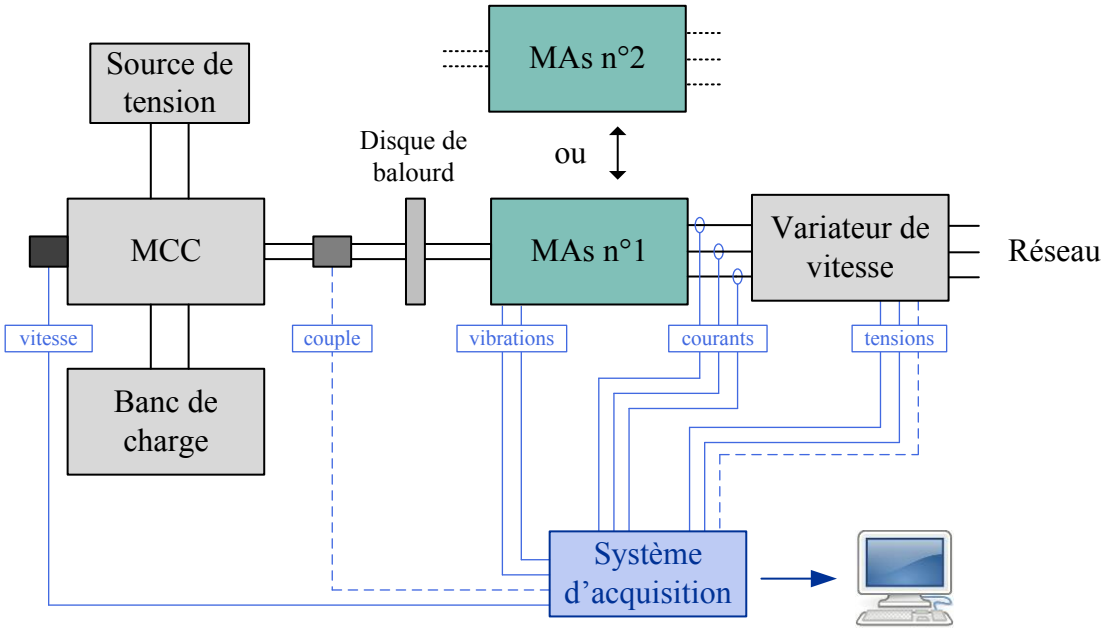


FIGURE 4.5 – Représentation schématique du banc expérimental utilisé pour réaliser la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique. La partie relative à l'acquisition et au traitement des mesures est représentée en bleu.

À partir de cette partie de puissance, des essais peuvent être réalisés pour différentes vitesses en faisant varier la consigne du variateur, pour différents niveaux de charge en modifiant la configuration du banc de charge mais également pour différentes conditions de santé du système. Le niveau de balourd présent dans le système pourra être modifié en changeant la masse m attachée au disque d'acier représenté sur la figure 4.4. L'utilisation de ce système disque+masse permet d'obtenir des données fiables vis-à-vis du défaut de balourd. En effet, le système n'a pas besoin d'être démonté et remonté lorsque l'on modifie la condition de santé du système (i.e. lorsque l'on change le niveau de balourd). Les variations que nous pourrons observer entre le régime de fonctionnement sain et le régime défaillant seront donc uniquement dues à la présence du défaut.

Enfin, deux systèmes seront étudiés dans ce chapitre. Des essais seront tout d'abord effectués avec le MAs n°1 (cf. section 4.3) puis avec le MAs n°2 (cf. section 4.4) afin de valider la normalisation des signatures de défaut brutes pour deux moteurs différents. Ces deux campagnes expérimentales permettront également de vérifier la reproductibilité des résultats obtenus.

4.2.2 Mesure et acquisition des données expérimentales.

Le banc expérimental du LAPLACE intègre également une partie de mesure représentée en bleu sur la figure 4.5 et composée de :

→ **trois sondes de courant** permettant de mesurer les trois courants de phase du moteur.

→ **trois sondes de tensions** donnant les mesures des tensions composées aux bornes du moteur.
→ **deux accéléromètres** (Dytran 3055A2) permettant de mesurer les vibrations radiales du moteur.
→ un **couple-mètre** (Scaime DR2112) mesurant le couple de charge perçu par le moteur asynchrone.
→ un **capteur de vitesse** (dynamo tachymétrique Radio-Energie REO444) placé en bout d'arbre et permettant de mesurer la vitesse de rotation du système.
→ un **système d'acquisition** (UeiDaq DNA-205-AI) comportant 8 voies d'acquisition synchrones avec une résolution de 18-bits. Les caractéristiques de ce système sont présentées en annexe A.3.
→ un **ordinateur d'acquisition** avec une interface d'acquisition développée à l'aide du logiciel LabVIEW permettant d'enregistrer les données mesurées et de modifier les paramètres d'acquisition (nombre et durée des enregistrements, fréquence d'échantillonnage, etc.).

Le couple-mètre ainsi qu'une sonde de tension ont été représentés en pointillés sur la figure 4.5 car ils n'ont pas été utilisés dans les campagnes expérimentales présentées dans les sections 4.3 et 4.4. Ces capteurs ont été utilisés lors d'essais préliminaires mais la faible fiabilité du couple-mètre et le nombre limité de voies d'acquisition nous ont incité à ne pas les utiliser par la suite.

À l'aide du système d'acquisition et des différents capteurs présentés dans le paragraphe précédent, des enregistrements des grandeurs utiles à la détection du défaut de balourd peuvent être réalisés. Les grandeurs mesurées et sauvegardées dans chacun de ces enregistrements sont :

→ les trois courants de phases $\mathbf{i_1}(\mathbf{t})$, $\mathbf{i_2}(\mathbf{t})$ et $\mathbf{i_3}(\mathbf{t})$,
→ les deux tensions composées $\mathbf{U_{12}}(\mathbf{t})$ et $\mathbf{U_{23}}(\mathbf{t})$,
→ les deux signaux vibratoires radiaux $\gamma_{\mathbf{r1}}(\mathbf{t})$ et $\gamma_{\mathbf{r2}}(\mathbf{t})$,
→ la vitesse de rotation du système $\mathbf{\Omega}(\mathbf{t})$.

À partir de ces signaux, la fréquence et l'amplitude instantanée des courants statoriques, respectivement notés $\mathbf{FI}(\mathbf{t})$ et $\mathbf{AI}(\mathbf{t})$, peuvent être calculées à l'aide des courants de phase en utilisant les équations (3.6) et (3.7). De plus, le signal de vitesse $\Omega(t)$ est utilisé ici pour calculer la fréquence de rotation f_r du système et permettre ainsi la sélection des harmoniques $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$ dans le spectre de l'amplitude et de la fréquence instantanée des courants. La connaissance du signal $\Omega(t)$ n'est toutefois pas nécessaire pour calculer la fréquence f_r puisque l'estimation de la vitesse mécanique fournie par le variateur est amplement suffisante. Cette estimation sera d'ailleurs utilisée dans le chapitre 5 pour extraire les différentes signatures de défaut utiles.

La fréquence d'échantillonnage F_e utilisée pour l'acquisition des différents signaux a été choisie égale à 100 kHz. De manière générale, les signatures spectrales caractéristiques des défauts mécaniques se trouvent dans les basses fréquences et il n'est normalement pas nécessaire d'utiliser un échantillonnage aussi rapide. Plusieurs raisons nous ont cependant incité à faire ce choix. D'une part, le système d'acquisition possède un filtre passe-bas analogique de fréquence de coupure égale à 75 kHz ainsi que des filtres numériques configurables. Cependant, nous avons décidé ici de

sauvegarder les données de la manière la plus originelle possible et d'effectuer les différentes étapes de mise en forme, de traitement et d'analyse sur le logiciel MATLAB. Les filtres numériques n'ont par conséquent pas été configurés et une fréquence d'échantillonnage élevée est nécessaire pour éviter tout phénomène de recouvrement spectral sur les signaux mesurés. D'autre part, un échantillonnage rapide des différentes grandeurs représente également une sécurité vis-à-vis de l'analyse future de ces données. En effet, bien que les signatures de défaut brutes présentées dans ce chapitre soient issues de l'analyse spectrale classique, des outils plus complexes avec des pré-requis plus importants pourront tout de même être utilisés par la suite.

Enfin, la durée des enregistrements $T_{enregistrement}$ a été fixée à 5 secondes et permet d'obtenir une résolution fréquentielle tout à fait suffisante de $\Delta f = \frac{Fe}{N} = 0,2Hz$ dans le domaine spectral. La période d'attente entre deux enregistrements est quant à elle fixée à 10 secondes afin de permettre le transfert des données du système d'acquisition vers l'ordinateur ainsi que leur sauvegarde.

4.3 Première campagne expérimentale (MAs n°1)

Cette section présente les résultats obtenus via l'application du protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3, dans le cas particulier de la détection de différents niveaux de balourd. Les résultats sont obtenus ici dans le cas du moteur MAs n°1 (cf. figure 4.3) et une seconde campagne expérimentale sera présentée dans la section suivante en utilisant le MAs n°2.

4.3.1 Caractéristiques des enregistrements

Conditions expérimentales de la campagne d'essais

Dans la campagne d'essais présentée dans cette section, plusieurs types d'enregistrements on été réalisés : des enregistrements en régime de fonctionnement sain et défaillant. Le total des acquisitions réalisées peut se décomposer en :

- → $\mathbf{N_{sain}}$ enregistrements réalisés pour un fonctionnement sain du système, i.e. sans masselotte attachée au disque d'acier présenté sur la figure 4.4. Ce nombre comprend les enregistrements nécessaires à la création des références saines des signatures brutes surveillées mais également les enregistrements sains qui permettent de tester la robustesse des indicateurs normalisés vis-à-vis des changements de points de fonctionnement.
- → $\mathbf{N_{B_1}}$ enregistrements réalisés en fonctionnement défaillant avec le faible niveau de balourd B_1 présent dans le système. La masselotte de masse $m_1 = 77,5g$ est fixée au disque de déséquilibre lors de ces essais. L'amplitude $|C_{balourd}(t)|$ des oscillations de couple générées par la masse B_1 représente seulement $0,15\%$ du couple nominal du moteur.
- → $\mathbf{N_{B_2}}$ enregistrements réalisés en fonctionnement défaillant avec le niveau de balourd moyen B_2 présent dans le système. La masselotte de masse $m_2 = 133g$ est fixée au disque de déséquilibre lors de ces essais. L'amplitude $|C_{balourd}(t)|$ des oscillations de couple générées par la masse B_2 représente $0,27\%$ du couple nominal du moteur.

→ $\mathbf{N_{B_3}}$ enregistrements réalisés en fonctionnement défaillant avec le niveau de balourd élevé B_3 présent dans le système. La masselotte de masse $m_3 = 203g$ est fixée au disque lors de ces essais. L'amplitude $|C_{balourd}(t)|$ des oscillations de couple générées par la masse B_3 représente $0,45\%$ du couple nominal du moteur.

Un total de 1800 enregistrements a ainsi été sauvegardé à l'issue de cette série d'essais. Leur répartition selon la condition de santé du système est présentée dans le tableau 4.1.

Paramètre	Nombre d'enregistrements
N_{sain}	1200
N_{B_1}	200
N_{B_2}	200
N_{B_3}	200

TABLE 4.1 – Nombre d'enregistrements réalisés lors de la première campagne expérimentale (MAs n°1).

De plus, comme nous l'avons expliqué dans la section précédente, les seules modifications effectuées sur le système au cours de cette campagne expérimentale ont consisté à inter-changer les masses fixées au disque d'acier. Ces interventions ne nécessitent pas un démontage et remontage du système. Les changements observés par la suite entre les enregistrements sains et les enregistrements défaillants sont par conséquent uniquement imputables à la présence du défaut.

Segmentation du plan Γ/Ω et secteurs de fonctionnement parcourus

La plan couple-vitesse du MAs n°1 a été divisé en plusieurs secteurs de fonctionnement selon le principe défini dans le chapitre 3. Les étapes de cette segmentation sont :

1. le paramètre L, qui représente le nombre de vitesses de diagnostic du protocole, a été choisi égal à 5. Les vitesses sur lesquelles sont réalisés les enregistrements de diagnostic sont donc : $\Omega_{diag,1} = 150$ tr.min^{-1}, $\Omega_{diag,2} = 450$ tr.min^{-1}, $\Omega_{diag,3} = 750$ tr.min^{-1}, $\Omega_{diag,4} = 1050$ tr.min^{-1} et $\Omega_{diag,5} = 1350$ tr.min^{-1}.
2. le paramètre M, qui représente le nombre de zones définies sur l'axe de charge Γ, a été choisi égal à 10,
3. N secteurs de fonctionnement sont implicitement définis par le choix des paramètres L et M.

Le découpage du plan couple-vitesse qui résulte des choix effectués sur les valeurs de L et M est représenté sur la figure 4.6. Le choix de ces valeurs a été expliqué dans le chapitre 3 et dépend de nombreux paramètres liés aux signatures de défaut mais également à l'application surveillée. Nous n'avons ici pas de contraintes particulières liées à la charge qui est simulée dans nos essais par la machine à courant continu.

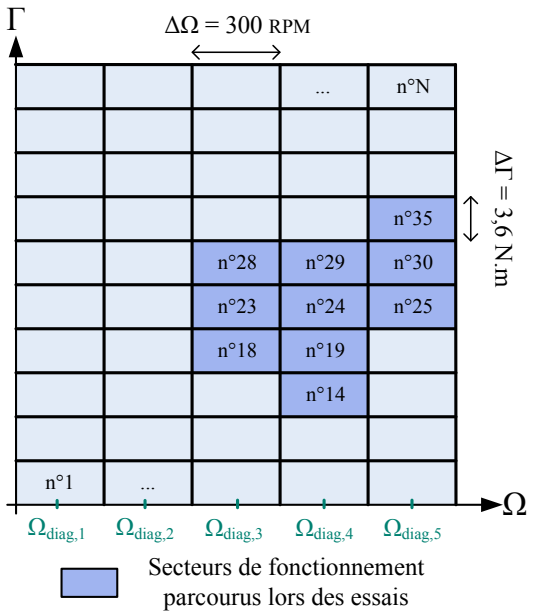


FIGURE 4.6 – Segmentation du plan couple-vitesse utilisée lors de la première campagne expérimentale sur la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique. Les segments représentés en bleu foncé sont ceux parcourus par le moteur lors des essais.

La variation de vitesse $\Delta\Omega$ subie par le système n'est donc pas un facteur décisif et le choix du paramètre L a par conséquent été arbitraire. Les considérations présentées dans le chapitre 3 sur le choix du paramètre M ont en revanche été prises en compte pour définir sa valeur. Les secteurs parcourus par le moteur lors de cette première campagne d'essais sont représentés en bleu sur cette figure. Ce profil de fonctionnement a été défini afin de présenter une excursion significative en charge et en vitesse et peut correspondre par exemple à celui d'un moteur entrainant un système de compression (cf. chapitre 1). Les secteurs de fonctionnement couvrent une plage de couple allant de 20% à 70% du couple nominal et une zone de vitesse de 40% à 100% de la vitesse nominale. La forte dispersion en vitesse et en charge des points de fonctionnement parcourus par le moteur permettra de valider les performances du protocole de diagnostic en termes de robustesse vis-à-vis des changements de conditions opératoires de l'application.

4.3.2 Évolution des signatures de défaut brutes

À partir des mesures des courants statoriques $i_1(t)$, $i_2(t)$ et $i_3(t)$, l'amplitude et la fréquence instantanée, respectivement notées $AI(t)$ et $FI(t)$, ont pu être calculées, à l'aide des équations (3.6) et (3.7), pour chacun des 1800 enregistrements effectués lors de cette première campagne expérimentale. Une fois ces signaux temporels obtenus, les signatures de défaut brutes retenues dans la section 4.1 pour l'étude du défaut de balourd peuvent être calculées. Ces signatures sont les harmoniques de l'amplitude et de la fréquence instantanée des courants à la fréquence de rotation f_r

du moteur et sont notés $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$. Afin de faciliter la lecture de ce chapitre et la compréhension des résultats, les autres signatures de défaut brutes relatives au défaut de balourd et présentées dans la section 4.1 ne seront pas illustrées ici. En revanche, un tableau récapitulatif de la valeur du critère C des indicateurs normalisés obtenus à partir de ces différentes signatures sera présenté dans la sous-section 4.3.3. Avant de représenter les grandeurs $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$ obtenues lors de cette campagne expérimentale, le numéro du secteur de fonctionnement associé à chaque enregistrement est représenté sur la figure 4.7 (a).

Le point de fonctionnement a été modifié au cours du temps afin d'étudier le comportement des signatures dans les 10 secteurs représentés en bleu foncé sur la figure 4.6. Cependant, ces variations ont été limitées dans le temps afin de rester sur un secteur de fonctionnement donné pendant plusieurs enregistrements consécutifs. Cela nous permet d'observer le comportement des grandeurs caractéristiques $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$ sur chacun des secteurs de fonctionnement parcourus.

En analysant maintenant la signature brute $FI(f_r)$, représentée en vert sur la figure 4.7 (b), nous pouvons tout d'abord remarquer sa forte sensibilité vis-à-vis des différents niveaux de déséquilibre mécanique introduits successivement dans le système. Son niveau moyen semble de plus croître avec la sévérité du défaut. Pendant le fonctionnement sain du système, i.e. durant les 1200 premiers enregistrements, la valeur de la signature brute $FI(f_r)$ est cependant fortement impactée par le changement du secteur de fonctionnement. Son niveau augmente par exemple de près de 300% lors du premier changement de secteur (secteur n°14 $\rightarrow$ secteur n°25). Comme nous avions pu le remarquer dans le chapitre 3, il est dans ce cas très difficile de choisir un seuil de défaut unique. En effet, un seuil de défaut adapté au secteur n°14 provoquerait des fausses alarmes si le système fonctionnait dans le secteur n°25. Au contraire, un seuil adapté au secteur n°25 ne provoquerait pas de fausses alarmes mais pourrait cependant empêcher la détection du défaut dans le secteur n°14. On peut également remarquer que la réaction de la signature $FI(f_r)$ au défaut de balourd est fortement dépendante du secteur dans lequel fonctionne le système. En effet, l'apparition du premier niveau de balourd provoque une augmentation du niveau moyen de $FI(f_r)$ d'environ 150% dans le secteur n°28 alors que cette augmentation atteint presque 1000% dans le secteur n°29.

L'analyse du comportement de $AI(f_r)$ est en tout point similaire à celle de $FI(f_r)$. La sensibilité de cette signature, vis-à-vis du défaut de balourd, semble cependant inférieure à celle obtenue avec $FI(f_r)$. Cette différence pourra être quantifiée, après l'application du protocole de diagnostic, en calculant la valeur du critère $C = p_{BD} - p_{FA}$ pour les deux indicateurs de défaut normalisés calculés à l'aide du test T_k. Cette comparaison sera également effectuée avec d'autres indicateurs obtenus à partir d'autres grandeurs (courants, vitesse, vibrations).

4.3.3 Application du protocole de diagnostic

Indicateurs $AI_{CR}(f_r)$ et $FI_{CR}(f_r)$

Le protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3 a été appliqué sur les enregistrements obtenus lors de cette première campagne expérimentale via l'utilisation du test statistique T_k. En accord avec l'étude préliminaire présentée dans le

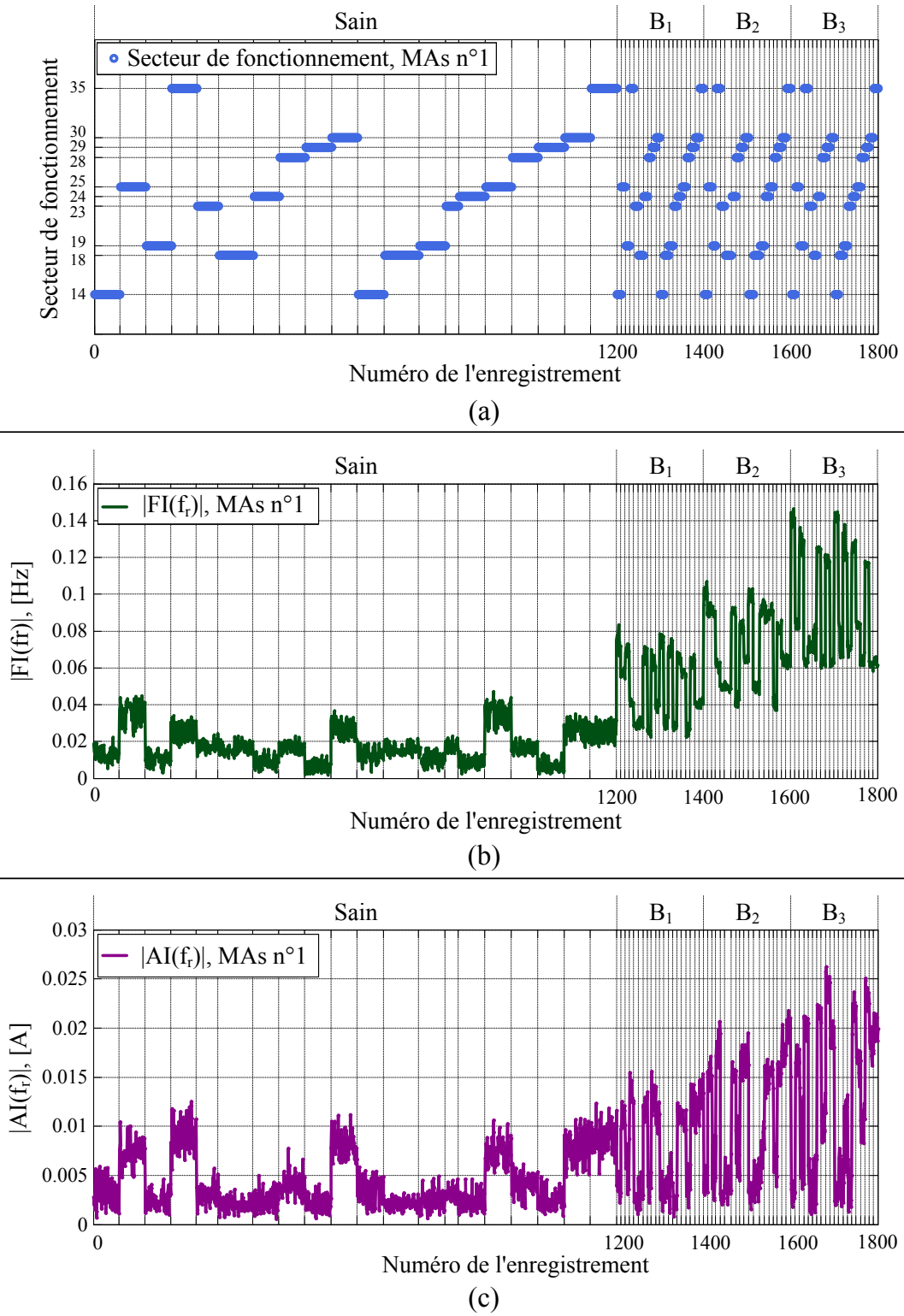


FIGURE 4.7 – Numéro du secteur de fonctionnement (a), signature $|FI(f_r)|$ (b) et signature $|AI(f_r)|$ (c) en fonction du numéro d'enregistrement.

chapitre 2, nous avons choisi d'utiliser $N_{ref} = 50$ enregistrements sur chaque secteur de fonctionnement pour générer la référence saine des signatures brutes $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$. Étant donné le nombre de secteurs parcourus dans le plan couple-vitesse par le point de fonctionnement du moteur, le nombre total d'enregistrements utilisés pour la création des références statistiques des signatures $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$ est égal à 500. Les indicateurs de défaut normalisés $AI_{CR}(f_r)$ et $FI_{CR}(f_r)$ obtenus à l'issue de ce processus sont représentés sur la figure 4.8.

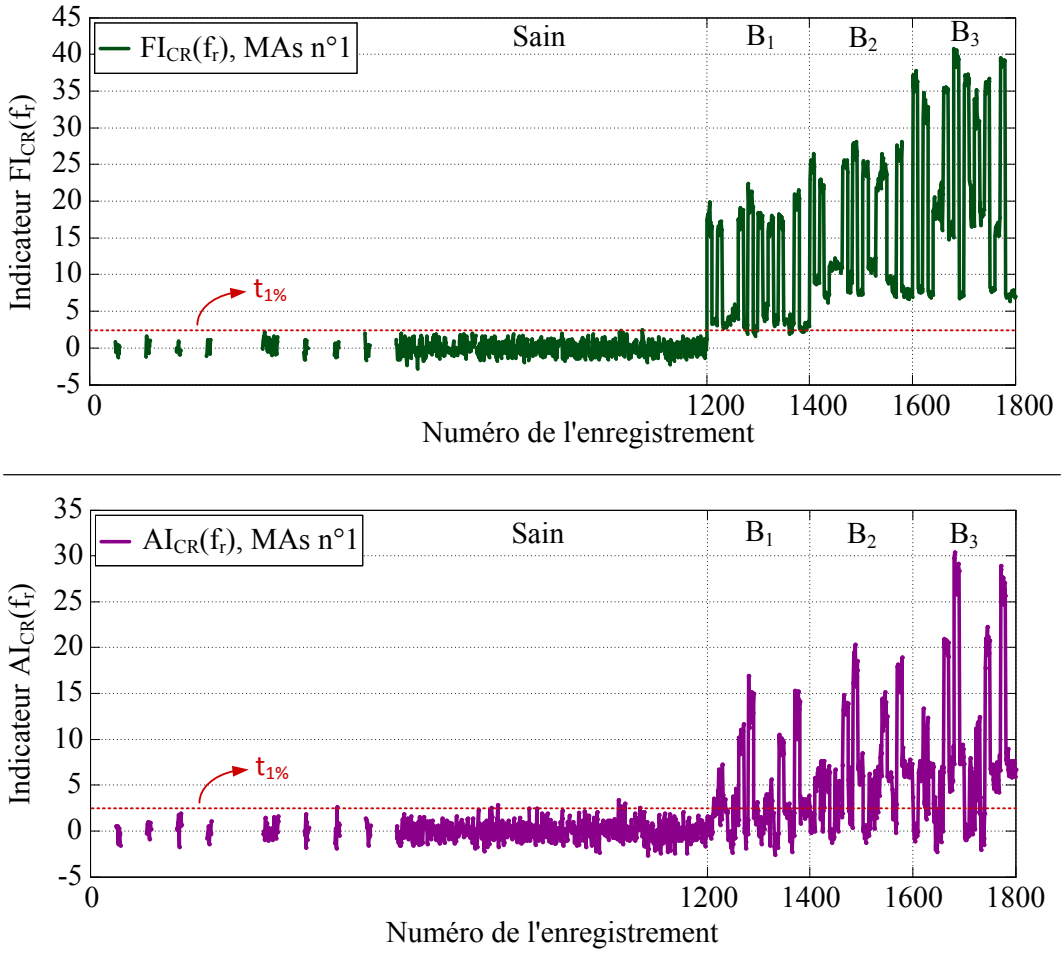


FIGURE 4.8 – Indicateurs de défaut normalisés $FI_{CR}(f_r)$ (haut) et $AI_{CR}(f_r)$ (bas) représentés en fonction du numéro d'enregistrement.

Nous pouvons tout d'abord constater sur cette figure que la valeur des deux indicateurs de défaut normalisés $FI_{CR}(f_r)$ et $AI_{CR}(f_r)$ reste stable autour de 0 et avec un écart-type environ égal à 1 durant toute la période de fonctionnement sain, quel que soit le point de fonctionnement du système. La normalisation des signatures de défaut brutes obtenue grâce aux multiples références statistiques générées dans le plan couple-vitesse permet par conséquent d'obtenir des indicateurs de défaut indépendants du point de fonctionnement du système. Les pourcentages de fausses alarmes en régime sain de ces deux indicateurs sont en effet égaux à $0,3\%$ pour $FI_{CR}(f_r)$ et $1,3\%$ pour $AI(f_r)$. Ces valeurs sont du même ordre de grandeur que

la valeur théorique de 1% normalement obtenue avec le seuil $t_{1\%}$ et permettent de valider la robustesse fournie par le protocole. Pendant le fonctionnement sain, nous pouvons également remarquer que les indicateurs de défaut n'ont pas de valeurs assignées pour certains numéros d'enregistrement. Ces "blancs" correspondent aux périodes d'apprentissage du comportement sain du système. Les enregistrements réalisés durant cette phase ne permettent alors pas de calculer les indicateurs de défaut normalisés puisque le nombre N_{ref} d'échantillons de référence des signatures brutes n'est pas encore atteint sur les secteurs de fonctionnement concernés.

La réaction des deux indicateurs vis-à-vis du défaut de balourd est très bonne et augmente avec sa sévérité. Cependant, la dépendance vis-à-vis du point de fonctionnement est conservée en régime défaillant. En effet, bien que les multiples références statistiques permettent de normaliser les signatures brutes vis-à-vis de la vitesse et de la charge en régime sain, il n'est pas possible d'anticiper la réaction des signatures lorsqu'un défaut apparait puisqu'aucune donnée défaillante n'est utilisée lors de la phase d'apprentissage. Ce point n'est toutefois pas problématique car même si le comportement défaillant des indicateurs représentés sur la figure 4.8 varie avec le secteur de fonctionnement, la différence avec le régime de fonctionnement sain est tout de même manifeste.

Afin d'évaluer et de comparer les performances de ces deux indicateurs, les pourcentages de dépassement du seuil $t_{1\%}$ ont été calculés pour chacune des conditions de santé du système. À partir de ces quantités, nous avons pu en déduire la valeur du critère d'évaluation C pour chacun des niveaux de balourd. Ces valeurs sont représentées dans le tableau 4.2.

	Condition de santé		
Indicateur	B_1	B_2	B_3
$AI_{CR}(f_r)$	0.404	0.703	0.733
$FI_{CR}(f_r)$	0.937	0.997	0.997

TABLE 4.2 – Valeur du critère C des indicateurs $FI_{CR}(f_r)$ et $AI_{CR}(f_r)$ pour les trois sévérité B_1, B_2 et B_3 du défaut de déséquilibre mécanique.

Nous pouvons remarquer, à partir des valeurs du critère C fournies dans ce tableau, que l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ permet de détecter de manière sensible et robuste les trois niveaux de balourd testés. Son pourcentage de bonnes détections est en effet de 94% dans le cas du faible balourd et de 100% pour les deux niveaux de balourd les plus élevés. En revanche, la qualité de détection de l'indicateur $AI_{CR}(f_r)$ est plus faible. Sa robustesse est équivalente à celle de $FI_{CR}(f_r)$ avec $1,3\%$ de fausses alarmes en régime de fonctionnement sain. Cependant, sa sensibilité est bien plus faible car son pourcentage de bonnes détections est respectivement égal à $41,7\%$, $71,6\%$ et $74,6\%$ pour les niveaux de balourd B_1, B_2 et B_3. La signature de défaut brute $AI(f_r)$ semble donc moins adaptée pour détecter ce type de défaut que la signature $FI(f_r)$.

Bénéfices du protocole de diagnostic

Le calcul du critère C des indicateurs $AI_{CR}(f_r)$ et $FI_{CR}(f_r)$ nous a permis d'évaluer leurs performances de détection du défaut de balourd. Nous avons pu voir que la robustesse de ces indicateurs est garantie par l'utilisation du protocole de diagnostic puisque leur comportement n'est pas impacté, en régime sain, par le point de fonctionnement du moteur, contrairement aux signatures brutes $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$. Nous avons également pu constater, visuellement tout d'abord sur la figure 4.8 puis quantitativement à travers les valeurs du critères C, que la sensibilité de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ est très élevée. Il n'est cependant pas possible de quantifier le gain de sensibilité obtenu grâce au protocole de diagnostic à partir de cette valeur puisque le critère C n'est pas calculé dans le cas de la signature de défaut brute $FI(f_r)$. Il faudrait pour cela associer manuellement un seul d'alarme à cette signature puis calculer les pourcentages de fausses alarmes et de bonnes détections.

Une manière plus élégante et plus pertinente de comparer la sensibilité de la signature $FI(f_r)$ et de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ consiste à tracer leurs courbes ROC (Receiver Operating Characteristic). Ces courbes permettent de représenter, pour différentes valeurs de seuils, le pourcentage de bonnes détections en fonction du pourcentage de fausses alarmes de l'indicateur testé (cf. [?]). Plus la courbe obtenue est proche du coin supérieur gauche, plus l'indicateur est sensible au défaut que l'on souhaite détecter. Les courbes ROC associées aux indicateurs $FI(f_r)$ et $FI_{CR}(f_r)$ ont été représentées sur la figure 4.9 dans le cas du niveau de balourd B_1.

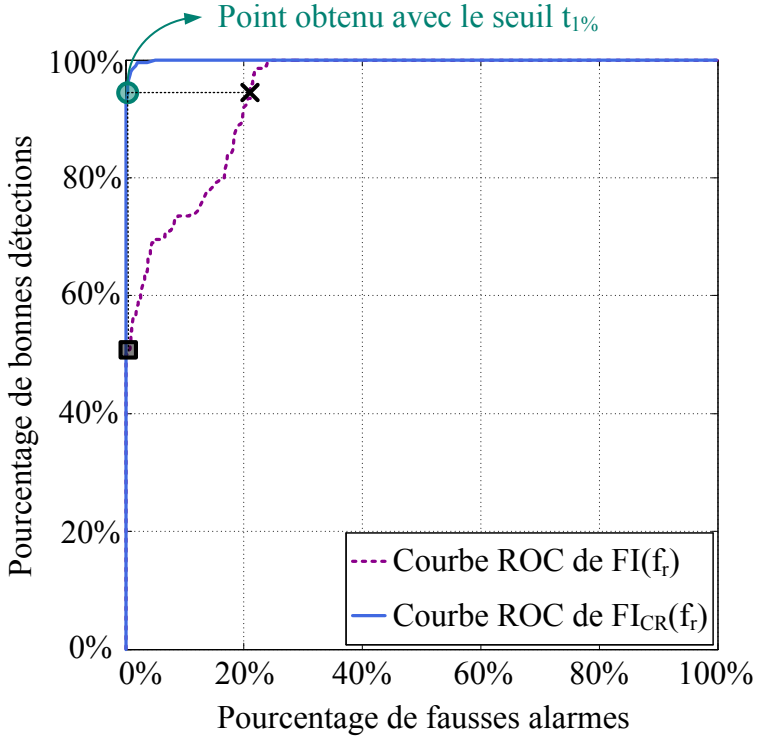


FIGURE 4.9 – Courbes ROC de la signature brute $FI(f_r)$ (courbe violette en pointillés) et de l'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_r)$ (courbe bleue continue) dans le cas du faible niveau de balourd B_1.

Nous pouvons constater sur cette figure que la courbe ROC associée à l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ (courbe bleue) est nettement plus proche du coin supérieur gauche que celle de la signature $FI(f_r)$ (courbe violette). L'application du test T_k sur cette signature, via l'utilisation de multiples références statistiques, permet d'augmenter visiblement sa sensibilité. Le point vert indiqué sur la figure 4.9 représente les performances de détection du niveau de balourd B_1 obtenues en associant le seuil $t_{1\%}$ à l'indicateur $FI_{CR}(f_r) \rightarrow p_{FA} = 0,3\%$ et $p_{BD} = 94\%$. Afin de mettre en évidence la supériorité de cet indicateur par rapport à la signature brute $FI(f_r)$, deux autres points ont été représentés sur la courbe ROC de celle-ci. La croix noire correspond aux performances de détection de l'harmonique $FI(f_r)$ obtenues pour le même pourcentage de bonnes détections (i.e. 94%) que l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$. Le pourcentage de fausses alarmes s'élève alors dans ce cas à plus de 20% et montre le gain de robustesse apporté par le protocole de diagnostic. Le carré noir correspond quant à lui aux performances obtenues avec l'harmonique $FI(f_r)$ avec la même robustesse que celle fournie par l'association de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ et du seuil $t_1\%$. Le pourcentage de bonnes détections correspondant n'est alors égal qu'à 50% environ et illustre la différence de sensibilité entre la signature $FI(f_r)$ et l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$.

Les courbes ROC associées aux deux niveaux de balourd B_2 et B_3 n'ont pas été représentées ici car la différence de sensibilité entre la signature brute et l'indicateur normalisé diminue avec la sévérité du défaut. Ces courbes sont cependant représentées dans l'article [Fou14] dans le cas de l'indicateur normalisé obtenu à l'aide du kurtosis, pour les trois niveaux de balourd B_1, B_2 et B_3.

Comparaison des indicateurs à l'aide du critère C

Dans la sous-section 4.1.1, nous avons présenté le déséquilibre mécanique, ou balourd, énuméré les origines possibles de ce défaut dans les systèmes d'entrainement. Nous avons ensuite étudié les effets de ce type de défaillance (cf. 4.1.2) et notamment les oscillations de couple générées à la fréquence de rotation f_r du système. En accord avec les éléments de détection des oscillations de couple fournis dans le chapitre 3, nous avons fait l'hypothèse que l'harmonique $FI(f_r)$, et dans une moindre mesure l'harmonique $AI(f_r)$, était la signature brute la plus pertinente pour la détection du défaut de balourd. Dans le paragraphe précédent, nous avons pu observer les bonnes performances de détection fournies par l'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_r)$ ainsi que sa supériorité vis-à-vis de l'indicateur $AI_{CR}(f_r)$.

Dans ce paragraphe, nous allons maintenant présenter les valeurs du critère C obtenues pour les différents indicateurs de défauts normalisés relatifs au défaut de balourd. Ces indicateurs sont basés sur les signatures générées par le défaut de balourd dans les grandeurs électromécaniques mesurées sur le système expérimental (courants, vitesse, vibrations) aux fréquences caractéristiques de cette défaillance. De plus, leur normalisation a été effectuée par le protocole de diagnostic en utilisant le test statistique T_k, de la même manière que dans le cas des harmoniques $AI(f_r)$ et $FI(f_r)$. Les valeurs du critère C obtenues pour chaque sévérité de défaut ainsi que les pourcentages de fausses alarmes p_{FA} en fonctionnement sain sont présentés dans le tableau 4.3.

	Condition de santé			
Indicateur	Sain	B_1	B_2	B_3
$AI_{CR}(f_r)$	$p_{FA} = 1,3\%$	$C = 0,404$	$C = 0,703$	$C = 0,733$
$FI_{CR}(f_r)$	$p_{FA} = 0,3\%$	$C = 0,937$	$C = 0,997$	$C = 0,997$
$I_{1,CR}(f_s - f_r)$	$p_{FA} = 0,7\%$	$C = 0,546$	$C = 0,937$	$C = 0,968$
$I_{1,CR}(f_s + f_r)$	$p_{FA} = 1,0\%$	$C = 0,779$	$C = 0,990$	$C = 0,990$
$\Omega_{CR}(f_r)$	$p_{FA} = 2,3\%$	$C = 0,520$	$C = 0,678$	$C = 0,718$
$\gamma_{r1,CR}(f_r)$	$p_{FA} = 0,1\%$	$C = 0,546$	$C = 0,994$	$C = 0,999$
$\gamma_{r1,CR}(f_r)$	$p_{FA} = 0,1\%$	$C = 0,793$	$C = 0,999$	$C = 0,999$

TABLE 4.3 – Valeurs du critère C et pourcentages de fausses alarmes p_{FA} des indicateurs normalisés obtenus à l'aide des signatures brutes $AI(f_r)$, $FI(f_r)$, $I_1(f_s \pm f_r)$, $\Omega(f_r)$, $\gamma_{r,1}(f_r)$ et $\gamma_{r,2}(f_r)$.

Plusieurs faits importants peuvent être constatés à la lecture de ce tableau. D'une part, l'hypothèse faite sur l'harmonique $FI(f_r)$ dans la sous-section 4.1.2 est validée. L'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_r)$ calculé à partir de cette signature possède en effet la valeur du critère C la plus élevée dans le cas de la détection du faible niveau de balourd B_1. Dans le cas de la détection des niveaux de balourd plus élevés, plusieurs indicateurs présentent des pourcentages de bonnes détections égaux à 100%, ce qui ne permet pas vraiment de les différencier. D'autre part, bien qu'une seule campagne d'essais soit traitée pour l'instant, nous pouvons constater ici la reproductibilité des résultats obtenus dans le cas de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ pour l'ensemble des signatures brutes testées. En effet, la robustesse des différents indicateurs présentés dans le tableau 4.3, et caractérisée par leurs pourcentages de fausses alarmes p_{FA}, est similaire pour chacun d'entre eux. Une légère variation peut être constatée selon l'indicateur considéré, mais ce pourcentage, qui est théoriquement égal à 1%, ne dépasse jamais la valeur de $2,3\%$ (obtenue dans le cas de l'indicateur $\Omega(f_r)$).

Enfin, nous pouvons remarquer que les indicateurs basés sur des grandeurs électriques (quatre premières lignes du tableau) ont des performances équivalentes, sinon meilleures dans le cas de $FI_{CR}(f_r)$, à celles des indicateurs basés sur des mesures mécaniques (trois dernières lignes du tableau). L'ajout de capteurs supplémentaires, de type codeurs ou accéléromètres, ne semble donc pas nécessaire pour réaliser un diagnostic efficace de ce type de défaut.

4.4 Seconde campagne expérimentale (MAs n°2)

Afin de vérifier la reproductibilité des résultats obtenus dans la section précédente, une seconde campagne d'essais a été réalisée avec un second moteur asynchrone. Le MAs n°2, illustré sur la figure 4.3 (b) et dont les caractéristiques sont présentées en annexe A.1.2, a été utilisé durant cette série d'essais. Les autres éléments du banc de test n'ont quant à eux pas été modifiés entre les deux campagnes.

4.4.1 Caractéristiques des enregistrements

Conditions expérimentales de la campagne d'essais

Tout comme dans la première campagne expérimentale, les essais réalisés durant cette seconde série de tests se composent de N_{sain} enregistrements obtenus en régime de fonctionnement sain et de N_{B_1} et N_{B_2} enregistrements acquis en régime défaillant, avec les niveaux de balourd B_1 et B_2 respectivement ajoutés au système. En revanche, le niveau de déséquilibre B_3 n'a pas été testé ici. Les résultats obtenus lors de la précédente campagne ont en effet montré que le niveau de balourd B_2 était détecté sur 100% des enregistrements. Les essais réalisés avec le fort niveau de balourd B_3 n'ont rien apporté de plus à l'analyse des résultats, hormis dans la comparaison des différentes signatures de défaut. Un total de 1200 enregistrements ont par conséquent été sauvegardés à l'issue de cette seconde campagne expérimentale. Leurs caractéristiques sont présentées dans le tableau 4.4.

Paramètre	Nombre d'enregistrements
N_{sain}	720
N_{B_1}	240
N_{B_2}	240

TABLE 4.4 – Caractéristiques des enregistrements réalisés lors de la seconde campagne expérimentale (MAs n°2) relative au défaut de balourd.

De la même manière que pour la première campagne expérimentale,, les seules modifications effectuées sur le système au cours de cette campagne expérimentale ont consisté à inter-changer les masses fixées au disque en acier. Ces interventions ne nécessitent pas un démontage/remontage du système. Les changements observés par la suite entre les enregistrements sains et les enregistrements défaillants sont par conséquent uniquement dus à la présence du défaut.

Segmentation du plan Γ/Ω et secteurs de fonctionnement parcourus

La plan couple-vitesse du MAs n°2 a été divisé en plusieurs secteurs de fonctionnement selon le même protocole que celui utilisé dans la première campagne d'essais et présenté dans la sous-section 4.2.1. Nous avons choisi : $L = 5$ vitesses de diagnostic et $M = 10$ zones de charge. Le découpage du plan couple-vitesse qui résulte des choix effectués sur les valeurs de L et M est représenté sur la figure 4.10. Les secteurs parcourus par le moteur lors de cette seconde campagne d'essais sont représentés en bleu sur cette figure. Ce profil de fonctionnement est différent de celui qui avait été utilisé lors de la première série de tests et peut refléter le comportement d'un moteur entrainant un système de ventilation (cf. chapitre 1). Les secteurs de fonctionnement couvrent des plages de couple larges de 20% du couple nominal sur chacune des trois vitesses de diagnostic utilisées, ce qui peut approcher le profil d'une application de type pompe/ventilateur (cf. section 3.3).

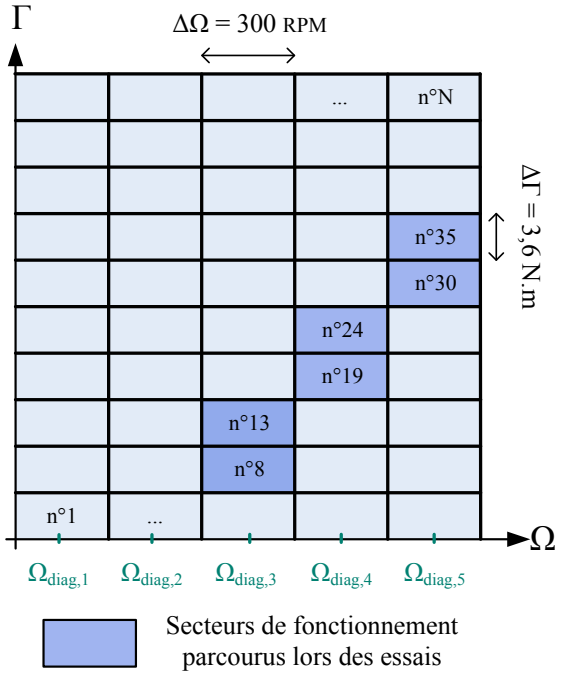


FIGURE 4.10 – Segmentation du plan couple-vitesse utilisée lors de la seconde campagne expérimentale sur la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique. Les segments représentés en bleu foncé sont ceux parcourus par le moteur lors des essais réalisés.

4.4.2 Application du protocole de diagnostic

Signature brute $FI(f_r)$

À partir des mesures des courants statoriques $i_1(t)$, $i_2(t)$ et $i_3(t)$, la fréquence instantanée des courants, notée $FI(t)$, a pu être calculée pour chacun des 1200 enregistrements effectués lors de cette seconde campagne expérimentale. Nous avons pu constater dans la section précédente que la signature $FI(f_r)$ était très efficace dans la détection des différents niveaux de balourd testés. Ses performances de détection, représentées dans le tableau 4.3 sont en effet supérieures aux autres harmoniques caractéristiques de ce défaut. Afin de faciliter la lecture de ce chapitre, nous n'étudierons par conséquent que les résultats obtenus sur l'harmonique $FI(f_r)$ et l'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_r)$ qui lui correspond.

Afin de pouvoir comprendre avec précision le comportement de l'harmonique $FI(f_r)$, l'évolution du numéro du secteur parcouru par le moteur a été représentée sur la figure 4.11 (a) en fonction du numéro de l'enregistrement. Le point de fonctionnement du système a été régulièrement modifié au cours du temps afin d'étudier la signature $FI(f_r)$ sur les 6 secteurs représentés en bleu sur la figure 4.10.

Les valeurs de la signature de défaut brute $FI(f_r)$ obtenues sur chacun des enregistrements ont été représentées sur la figure 4.11. Nous pouvons tout d'abord remarquer que la réaction de cet harmonique vis-à-vis du défaut de balourd semble moins forte que celle constatée lors de la première campagne d'essais.

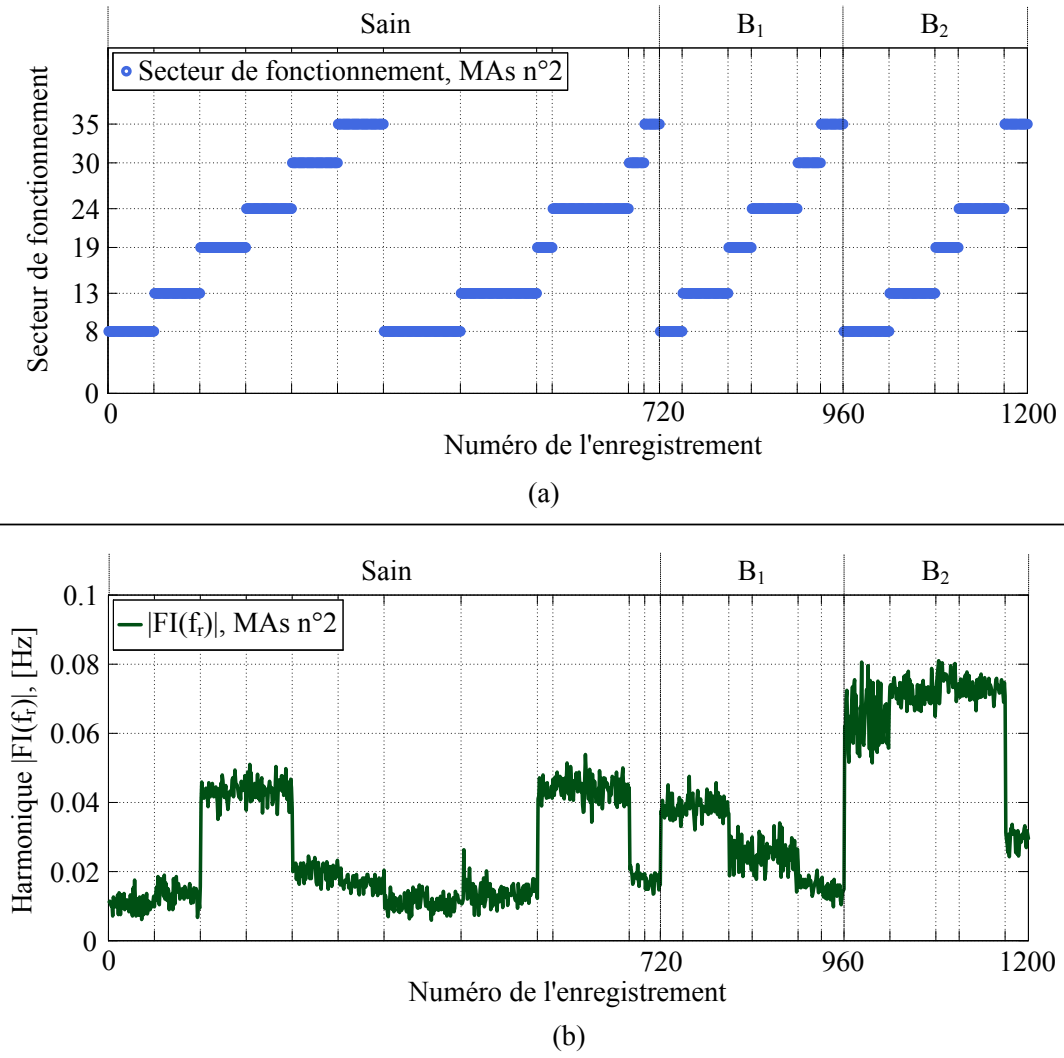


FIGURE 4.11 – Numéro du secteur de fonctionnement (a) et signature brute $|FI(f_r)|$ (b) en fonction du numéro d'enregistrement.

Contrairement a ce qui été observé sur la figure 4.7 dans le cas du faible niveau de balourd B_1, la signature ne semble pas changer fortement de comportement à l'apparition du faible niveau de balourd. En analysant cet harmonique secteur par secteur, nous pouvons en réalité remarquer que son niveau augmente fortement sur les secteurs n°8 et n°13 tandis qu'il semble diminuer sur les secteurs n°19, n°24, n°30 et n°35. Ce phénomène semble incohérent vis-à-vis des considérations théoriques développées dans les sections 3.1 et 4.1. En effet, la hausse du niveau de déséquilibre mécanique doit normalement provoquer une hausse des oscillations de couple de charge perçues par le système (cf. équation (4.3)). De plus, d'après le diagramme synthétique (cf. figure 3.1) expliquant les effets d'une oscillation de couple, cette hausse doit logiquement provoquer à son tour l'élévation des oscillations de la vitesse mécanique et finalement l'augmentation de la modulation de phase des courants. La diminution de l'harmonique $FI(f_r)$ semble donc incohérente avec l'augmentation du niveau de balourd.

Une hypothèse qui permettrait d'expliquer cette incohérence consiste à dire que l'utilisation de la masse de balourd m_1 comble un déséquilibre mécanique naturellement présent dans le système utilisé lors de cette deuxième campagne expérimentale. Cependant, la diminution de la signature $FI(f_r)$ ne se produit que sur certains secteurs de fonctionnement. Si le niveau de balourd B_1 comblait effectivement un déséquilibre, nous devrions observer cette diminution pour tous les points de fonctionnement du système. Il semble donc que, pour les faibles déséquilibres mécaniques tels que le niveau de balourd B_1, les oscillations de couple provoquées par le balourd ne suffisent pas à expliquer la modification du contenu spectral des grandeurs électriques. Les interactions entre le moteur, le banc de test et le déséquilibre mécanique présentent probablement des non-linéarités qui ne sont pas prises en compte dans les modèles développés dans [Blo06] et [Tra09] et qui pourraient expliquer les observations faites sur la figure 4.7.

Cependant, ce phénomène n'est présent que pour le faible niveau de balourd B_1 (qui ne génère que des variations de couple de $0,15\%$ de Γ_n) et le comportement de la signature $FI(f_r)$ dans le cas du niveau B_2 est similaire à celui observé lors de la première campagne expérimentale. Le niveau moyen de cet harmonique semble en effet supérieur à son niveau observé durant le régime sain, et ce quel que soit le secteur de fonctionnement. De plus, bien que la signature $FI(f_r)$ adopte un comportement qui semble incohérent avec les modèles établis dans d'autres travaux [Tra09], un écart est tout de même observé par rapport au comportement sain. Nous verrons que l'application du protocole peut permettre de détecter cet écart, même s'il représente une baisse du niveau moyen de la signature suivie.

Indicateur normalisé $FI(f_r)$

Le protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3 a été appliqué sur les enregistrements obtenus lors de cette seconde campagne expérimentale via l'utilisation du test statistique T_k. De la même manière que dans la section 4.3, nous avons choisi d'utiliser $N_{ref} = 50$ enregistrements sur chaque secteur de fonctionnement pour générer la référence saine de la signature brute $FI(f_r)$. Étant donné le nombre de secteurs parcourus dans le plan couple-vitesse par le point de fonctionnement du moteur, le nombre total d'enregistrements utilisés pour la création des références statistiques de cet harmonique est égal à 300. L'indicateur de défaut normalisé $FI_{CR}(f_r)$ obtenu à l'issu de ce processus est représenté en vert sur la figure 4.12.

Nous pouvons tout d'abord constater sur cette figure que la valeur de l'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_r)$ reste stable autour de 0 et avec un écart-type environ égal à 1 durant toute la période de fonctionnement sain, quel que soit le point de fonctionnement du système. Le pourcentage de fausses alarmes de cet indicateur vis-à-vis du seuil d'alarme $t_{1\%}$ est égal à 1,2%, ce qui est cohérent avec la valeur théorique attendue de 1%. Les résultats obtenus en régime sain pour le moteur n°1 et présentés dans la section précédente sont donc confirmés sur ce second moteur.

La réaction de cet indicateur vis-à-vis du défaut de balourd est mitigée. Lorsque le niveau de déséquilibre mécanique B_2 est présent, le pourcentage de bonnes détections de cet indicateur est égal à 100 %, comme c'était le cas lors de la première campagne d'essais.

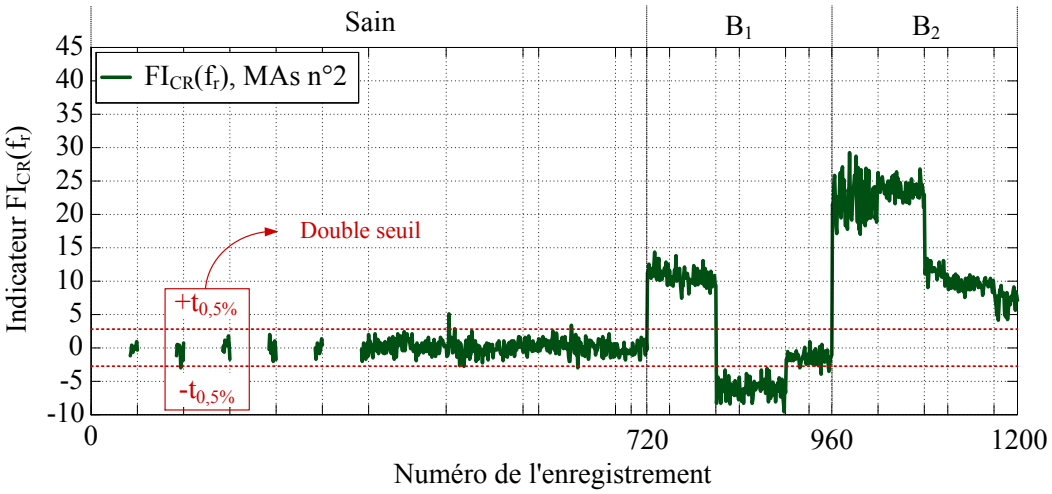


FIGURE 4.12 – Indicateur de défaut normalisé $FI_{CR}(f_r)$ représenté en fonction du numéro d'enregistrement.

En revanche, à cause du comportement incohérent observé sur certains secteurs de fonctionnement, ce pourcentage n'est que de 37,5% lorsque le niveau de balourd B_1 est présent dans le système. Cette valeur correspond en réalité à 100% de bonnes détections sur les secteurs de fonctionnement n°8 et n°13 et à 0% sur les autres.

Double seuil d'alarme

L'utilisation du seuil $t_{1\%}$ unique, représenté en rouge pointillé sur la figure 4.8, ne permet pas de détecter tous les changements de comportement d'une signature vis-à-vis de son comportement de référence. En effet, seuls les écarts à la hausse peuvent être détectés à l'aide de ce seuil. Cependant, une diminution de cette signature, comme celle observée sur la figure 4.11, montre également un changement de comportement par rapport au régime de fonctionnement sain. Il est donc intéressant d'utiliser un système de double seuil afin de pouvoir détecter les hausses mais également les baisses du niveau moyen d'une signature. Nous avons vu dans le chapitre 2 que pour conserver un taux de fausses alarmes égal à 1% en régime de fonctionnement sain, le double seuil doit être défini par les valeurs $-t_{0,5\%} \simeq -2,7$ et $+t_{0,5\%} \simeq +2,7$, représentées en rouge sur la figure 4.12. Les pourcentages de fausses alarmes et de bonnes détections de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ obtenus à l'aide de ce double seuil sont présentés dans le tableau 4.5.

Indicateur	Sain	Balourd B_1	Balourd B_2
$FI_{CR}(f_r)$	$p_{FA} = 0,7\%$	$p_{BD} = 76,3\%$	$p_{BD} = 100\%$

TABLE 4.5 – Pourcentages de fausses alarmes p_{FA} et de bonnes détections p_{BD} de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ avec le double seuil d'alarme $\{-t_{0,5\%}, +t_{0,5\%}\}$.

Nous pouvons remarquer que la robustesse de cet indicateur n'est pas modifiée par l'utilisation du double seuil ($p_{FA} = 0,7\%$) tout comme sa sensibilité vis-à-vis du niveau moyen de balourd B_2 ($p_{BD} = 100\%$). De plus, le pourcentage de bonnes détections du faible niveau de balourd B_1 a fortement augmenté, passant de 37,5% à 76,3%. Cette élévation est due à la bonne qualité de détection apportée par le système de double seuil pour les secteurs de fonctionnement n°19 et n°24. En revanche, la détection de cette sévérité de défaut reste faible dans les secteurs n°30 et n°35.

Enfin, les résultats obtenus durant cette seconde campagne expérimentale ont permis de mettre en évidence une qualité importante du protocole de diagnostic qui n'avait pas pu être observée durant la première campagne d'essais. La sensibilité des signatures de défaut, et en particulier l'harmonique $FI(f_r)$ représenté dans cette section, dépend fortement du secteur de fonctionnement du moteur. Ce phénomène était déjà visible sur la figure 4.7 dans le cas des essais réalisés sur le premier moteur mais avait peu d'effet sur la qualité de détection du défaut puisque celui-ci était détectable avec un pourcentage de 94% dès la première sévérité B_1. En revanche, des écarts importants de sensibilité ont pu être observés en fonction du secteur de fonctionnement à partir des nouveaux essais présentés dans cette section. Le pourcentage de bonnes détections du niveau de balourd B_1 est par exemple égal à 100% sur le secteur n°8 tandis qu'il est quasiment nul sur le secteur n°30. Par conséquent, le découpage du plan couple-vitesse en plusieurs zones de fonctionnement permet de conserver la sensibilité d'une signature de défaut sur chacune d'entre elles. Un défaut peut alors être détecté même si sa signature de défaut caractéristique ne réagit pas sur toutes les zones de fonctionnement parcourues par le système.

Conclusion

Dans ce chapitre, une étude expérimentale a été menée sur la détection du défaut de balourd. Cette défaillance a été présentée de manière théorique dans la section 4.1. Les effets générés par un déséquilibre mécanique, et notamment les oscillations de couple à la fréquence de rotation f_r, ont été détaillés. Les signatures brutes les plus adéquates à la détection de ce défaut, i.e. les harmoniques $FI(f_r)$ et $AI(f_r)$, ont été sélectionnées pour réaliser le diagnostic. Dans la section 4.2, le dispositif expérimental du laboratoire LAPLACE dédié au diagnostic des défaillances mécaniques a été présenté. Les différents éléments de puissance, de mesure et d'acquisition, dont les caractéristiques sont décrites en annexe A, ont notamment été détaillées. Le dispositif mécanique permettant de changer le niveau de balourd dans le système d'entrainement a également été décrit.

Dans les sections 4.3 et 4.4, les résultats de deux campagnes expérimentales, réalisés avec deux moteurs asynchrones différents, ont été présentés. Les propriétés de normalisation du protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3 ont ainsi pu être vérifiées. Les indicateurs de défaut normalisés, générés à partir de différentes signatures brutes, ont en effet un comportement stable en régime de fonctionnement sain, quelque soit le point de fonctionnement parcouru par le moteur. De plus, une comparaison des différents indicateurs de défaut, présentée dans le tableau 4.3, a permis de valider la supériorité de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ pour la détection du défaut de déséquilibre mécanique. Enfin, les essais réalisés lors de

la seconde campagne expérimentale ont permis de valider la reproductibilité des résultats obtenus, en termes de normalisation, lors de la première série de tests. Un système de double seuil $\{-t_{0,5\%}, +t_{0,5\%}\}$ a également été introduit afin de mieux caractériser l'écart d'une signature de défaut vis-à-vis de son comportement sain. Ce double seuil sera très utile dans le cadre de la détection des défauts de courroies et donc réutilisé dans le chapitre suivant.

Dans le chapitre 5, notre protocole de diagnostic sera appliqué sur d'autres signatures de défaut brutes afin de détecter la défaillance d'un système de transmission par courroies. Contrairement au défaut de balourd étudié dans ce chapitre, l'usure de courroies de transmission produit des effets plus complexes et plus variés. Plusieurs méthodes de diagnostic seront alors présentées et différents types de signatures brutes seront traitées par le protocole de diagnostic.

Chapitre 5

Surveillance des systèmes de transmission par courroies

Sommaire

Introduction **127**
5.1 Défaillances des systèmes de transmission par courroies et poulies **128**
5.1.1 Présentation des transmissions par courroies 128
5.1.2 Analyse des défaillances des systèmes de transmission poulies-courroies 129
5.2 Effets d'une perte de tension des courroies : essais préliminaires **131**
5.2.1 Présentation du banc expérimental Leroy Somer 132
5.2.2 Signatures brutes à vitesse constante 135
5.2.3 Effet d'un échelon de consigne de vitesse 143
5.2.4 Effet d'un créneau de consigne de vitesse 147
5.3 Application du protocole de diagnostic à consigne de vitesse constante **151**
5.3.1 Protocole utilisé et secteurs de fonctionnement 151
5.3.2 Application du protocole de diagnostic sur les différentes signatures de défaut 153
5.4 Application du protocole de diagnostic avec une consigne de vitesse carrée **156**
5.4.1 Protocole de diagnostic et consigne de vitesse 157
5.4.2 Application du protocole sur les différentes signatures de défaut 158
5.4.3 Résultats pour un rapport de transmission non-unitaire . 164
Conclusion sur la surveillance des systèmes poulies-courroies **165**

Introduction

Le protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3 a été appliqué dans le chapitre 4 dans le cadre de la détection de différents niveaux de déséquilibre mécanique. Les performances de l'indicateur $FI_{CR}(f_r)$ obtenu à l'issue du processus de normalisation ont permis de valider les propriétés de normalisation, de robustesse et de sensibilité du protocole sur les deux campagnes expérimentales réalisées.

Dans ce chapitre, nous désirons vérifier l'efficacité du protocole de diagnostic pour la surveillance de l'état de santé d'un système de transmission par courroies. Ce type d'accouplement est présenté dans la section 5.1 et les différents modes de défaillances possibles de ce type de systèmes y sont également détaillés. La suite de ce chapitre est consacré, pour différentes raisons qui seront expliquées dans la section 5.1, à la détection d'une perte de tension des courroies. Le banc expérimental de Leroy Somer utilisé pour réaliser les essais présentés dans ce chapitre est décrit dans la section 5.2. Des essais préliminaires sont également présentés afin d'étudier les conséquences d'une perte de tension des courroies sur le fonctionnement du système. Deux méthodes de diagnostic différentes sont alors proposées pour réaliser la surveillance du niveau de tension des courroies : la première dite "statique" utilisant une consigne de vitesse constante et l'autre "dynamique" utilisant une excitation particulière de la consigne de vitesse permettant d'accentuer la dégradation des courroies le temps d'un enregistrement.

Deux campagnes expérimentales plus complètes sont enfin présentées dans les sections 5.3 et 5.4. Les résultats obtenus permettent de comparer les performances des deux méthodes de diagnostic envisagées (statique ou dynamique). D'autre part, ces essais permettent de valider le protocole de diagnostic mis au point dans les chapitres 2 et 3 pour un second type de défaut et pour un système de puissance et de caractéristiques fortement différentes de celui étudié dans le chapitre 4.

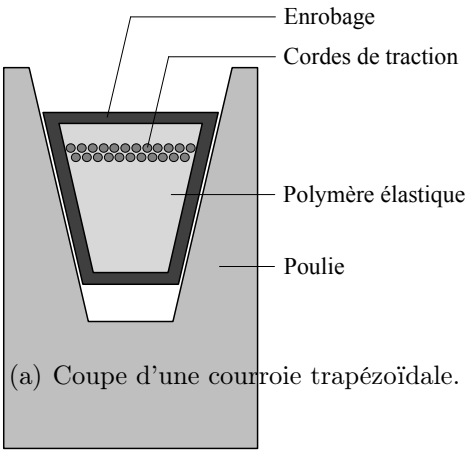
5.1 Défaillances des systèmes de transmission par courroies et poulies

5.1.1 Présentation des transmissions par courroies

Un système de transmission par courroies est typiquement composé de deux poulies, d'une ou plusieurs courroies et éventuellement d'autres éléments mécaniques (galet tendeur, galet de renvoi, etc.). L'utilisation de ce type d'accouplement est très répandu dans les systèmes industriels et en particulier dans les applications ciblées par l'étude. Les transmissions par courroies permettent tout d'abord, en fonction du jeu de poulies sélectionné, de générer un rapport de réduction ou de multiplication de vitesse entre le moteur et la charge qu'il entraine. Selon le type de courroies utilisées, ces systèmes permettent également d'offrir des fonctionnalités supplémentaires (cf. [Far88]) comme la variation de vitesse (poulies à flasques mobiles), l'inversion du sens de rotation (croisement des brins) ou encore le fonctionnement à axes de rotation non-parallèles (galets de renvoi). Enfin, leur faible coût, leur rôle de fusible mécanique vis-à-vis des surcharges et leur standardisation (cf. [Yam96]) ont contribué à l'utilisation massive des systèmes de transmission par courroies.

Plusieurs technologies sont actuellement utilisées dans les applications industrielles et se divisent en deux grandes familles : les courroies à entrainement par adhérence ([Far88]) et celles à entrainement synchrone ([Far90]). La première catégorie comprend principalement les courroies plates et les courroies trapézoïdales tandis que la seconde est composée des courroies dentées. De par l'importance de leur utilisation dans les systèmes de ventilation, de compression et de pompage, l'analyse

théorique et les campagnes expérimentales présentées dans ce chapitre portent sur les courroies trapézoïdales. Cependant, le fonctionnement et les modes de dégradation des courroies plates étant très proches de ceux des courroies trapézoïdales, nous pouvons faire l'hypothèse que les raisonnements théoriques et les méthodes de diagnostic développées dans ce chapitres sont transposables aux courroies plates. Des essais complémentaires sur ce type de courroies seraient cependant nécessaires pour valider cette généralisation. Une représentation schématique d'une courroie trapézoïdale classique avec sa poulie associée est donnée sur la figure 5.1 (a).



(a) Coupe d'une courroie trapézoïdale.



(b) Système de compression industriel utilisant une transmission à 4 courroies en V.

FIGURE 5.1 – Représentation schématique d'une courroie trapézoïdale (a) et système de compression entrainé par un système de transmission à 4 courroies en V (b).

Ce type de courroie est composé de trois éléments principaux. Les cordes de traction assurent la solidité de la courroie et lui permettent de transmettre le couple du moteur vers la charge. Le polymère élastique lui confère ses propriétés de flexibilité. Enfin, l'enrobage en tissu caoutchouté permet d'augmenter l'adhérence de la courroie sur la poulie. Nous verrons que chacun de ces éléments constitutifs peut subir des dégradations au cours de sa durée de vie et ainsi diminuer les performances de l'application. Un exemple de transmission par courroies trapézoïdales entrainant un système de compression d'air est représenté sur la figure 5.1 (b). Nous pouvons remarquer que 4 courroies sont nécessaires dans cet exemple pour transmettre la puissance mécanique du moteur vers le compresseur.

5.1.2 Analyse des défaillances des systèmes de transmission poulies-courroies

Un système d'entrainement par courroies fonctionnant de manière dégradée peut conduire à terme à une rupture des courroies, à une usure sévère des poulies, à la sortie des courroies en dehors des gorges ou encore à un patinage critique des courroies sur les poulies rendant impossible le bon fonctionnement de l'application (cf. [Car], [Ban], [Tex], [Sey04] et [Bro10]). De nombreuses dégradations peuvent survenir dans ce type de systèmes de transmission, et éventuellement provoquer l'arrêt de l'application entrainée. Une liste non-exhaustive des phénomènes physiques

pouvant provoquer ou accélérer le processus de détérioration des transmissions par poulies-courroies est présentée sur la figure 5.2.

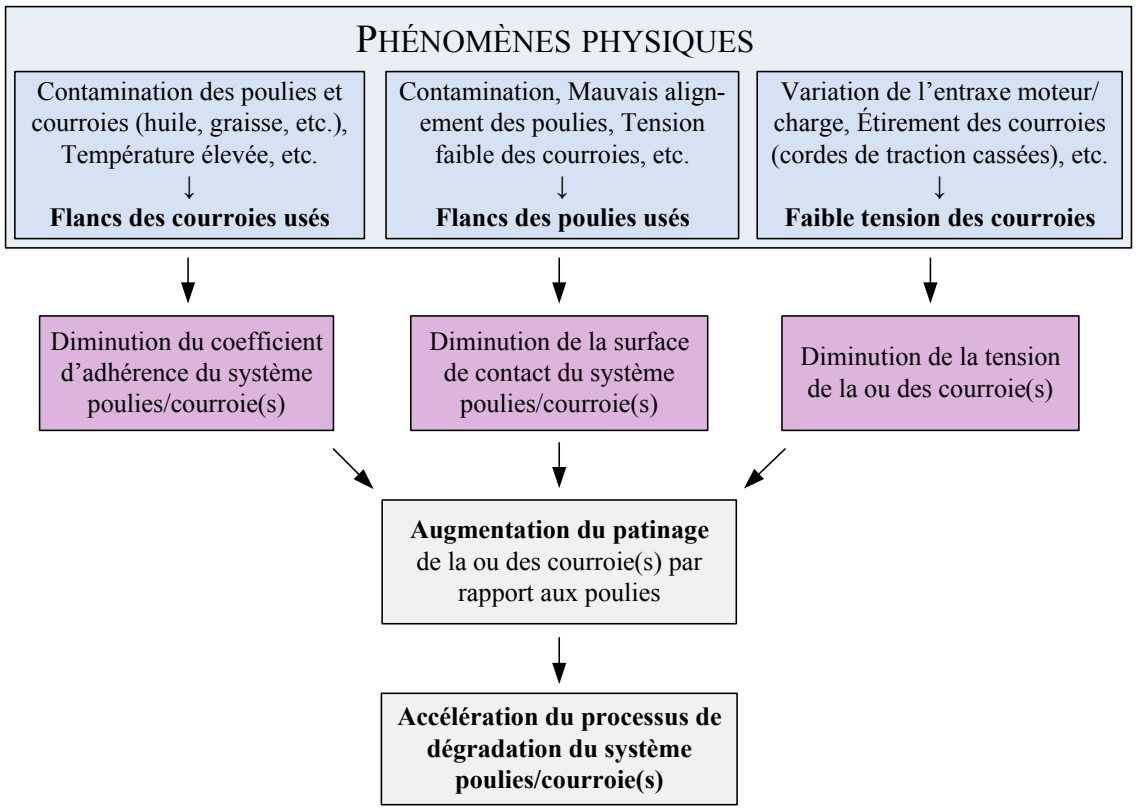


FIGURE 5.2 – Diagramme représentant les phénomènes physiques de dégradation des systèmes de transmission par poulies-courroies ainsi que leurs conséquences sur le fonctionnement de ces éléments.

Nous pouvons remarquer que les différents phénomènes physiques à l'origine du vieillissement de ces systèmes peuvent provoquer une diminution de l'adhérence des courroies sur les poulies, à travers les différents processus représentés en violet. Le patinage des courroies, qui manifeste cette perte d'adhérence quelle que soit son origine, peut donc être un élément clé dans la surveillance de ce type de transmission. D'autre part, nous pouvons constater sur la figure 5.2 qu'il existe de nombreux phénomènes de dégradation de ce type d'accouplement. Afin de recréer, sur un banc d'essais, la défaillance d'un système de transmission de la manière la plus réaliste possible, il est nécessaire de sélectionner le ou les défauts les plus pertinents à reproduire. Selon la catégorie de défaillance envisagée, plusieurs processus accélérés de dégradation peuvent être mis en œuvre :

– *Diminution du coefficient d'adhérence des courroies :*

1. Utilisation de plusieurs jeux de courroies présentant des niveaux d'usure croissants de leurs flancs,
2. Ajout d'un contaminant de type huile ou graisse dans le système de transmission,

– *Diminution de la surface de contact poulies/courroies :*
    3. Utilisation de plusieurs jeux de poulies présentant des niveaux d'usure croissants de leurs gorges,
– *Diminution de la tension des courroies :*
    4. Utilisation de plusieurs jeux de courroies avec et sans cordes de traction rompues,
    5. Diminution de l'entraxe entre le moteur et la charge entrainée.

Parmi ces possibilités, les solutions n°1, n°3 et n°4 n'ont pas été envisagées pour réaliser l'accélération du vieillissement du système de transmission. Ces processus nécessitent en effet une intervention importante sur le système pour modifier l'état de santé de l'application : diminution de la tension, changement des courroies et/ou des poulies, réajustement de la tension pour le nouveau jeu de poulies/courroies utilisé. La complexité et le nombre de ces modifications peuvent alors dégrader la fiabilité des résultats obtenus après l'analyse des données. Un éventuel changement de comportement d'une signature pourrait en effet tout aussi bien être attribué au défaut introduit qu'aux actions de montage/démontage. En revanche, les solutions n°2 et n°5 présentent beaucoup d'avantages pour la réalisation d'un protocole de dégradation accéléré. D'une part, ces défauts sont réalistes et se produisent de manière récurrente dans les systèmes de transmission par courroies (cf. [Car]). D'autre part, leur mise en place ne nécessite pas de montage/démontage des poulies et des courroies. Les changements de comportement observés sur les signaux mesurés entre le fonctionnement sain et défaillant sont dans ce cas uniquement imputables au défaut provoqué. La diminution progressive de l'entraxe entre le moteur et sa charge a été utilisée dans ce chapitre pour simuler un dégradation progressive de l'état de santé des courroies. Le banc expérimental permettant de réaliser ce processus est présenté dans la sous-section 5.2.1.

L'ajout de contaminant dans le système poulies-courroies n'a pas été retenu dans cette étude pour accélérer la dégradation des courroies. Cette possibilité est cependant une perspective de travail très intéressante qui permettra de valider les résultats obtenus dans ce chapitre pour une défaillance d'origine différente.

5.2 Effets d'une perte de tension des courroies : essais préliminaires

Afin de comprendre les conséquences de la perte de tension des courroies de transmission sur les grandeurs électriques et mécaniques d'un système d'entrainement, des essais préliminaires ont été réalisés et sont présentés dans cette section. Plusieurs méthodes ont été employées pour mettre en évidence des signatures caractéristiques de ce type de défaut. Les résultats obtenus dans cette section sont ensuite utilisés pour préparer et analyser les campagnes expérimentales décrites dans les sections 5.3 et 5.4.

5.2.1 Présentation du banc expérimental Leroy Somer

Le système expérimental utilisé pour réaliser les essais sur les systèmes de transmission par courroies est un banc de test de Leroy Somer déjà existant, auquel des modifications ont été apportées pour permettre la meilleure caractérisation possible des défauts de courroies. De la même manière que le banc expérimental utilisé au Laplace et présenté dans le chapitre 4, ce banc de test est composé d'une chaine de puissance et d'une chaine de mesure qui sont détaillées dans cette section.

Éléments de puissance

La partie électromécanique du banc expérimental Leroy Somer utilisé dans ce chapitre pour la détection des défauts de courroies est illustrée en partie sur la figure 5.3.

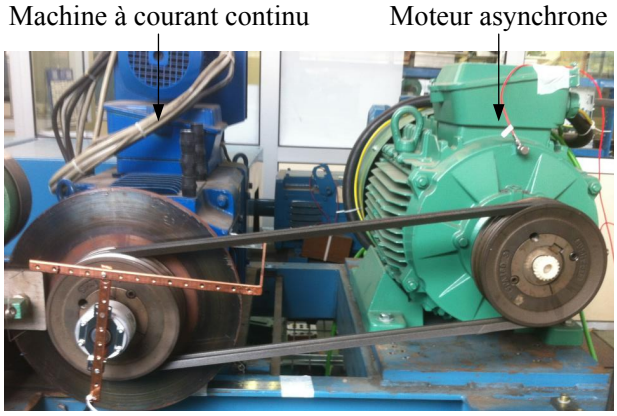


FIGURE 5.3 – Représentation du banc de test Leroy Somer instrumenté pour la détection des défauts de courroies. Moteur asynchrone (droite), système de transmission par poulies-courroies (milieu) et machine à courant continu (gauche).

Cette partie de puissance est notamment composée :

→ d'un **variateur de vitesse** Leroy Somer de référence MD2S 60T associé à son système d'alimentation et permettant d'alimenter le moteur asynchrone testé. Le fonctionnement en boucle ouverte (loi V/f) a été utilisé pour l'ensemble des essais réalisés dans ce chapitre. Les caractéristiques détaillées du variateur de vitesse utilisé sont fournies en annexe A.2.1.

→ d'un **moteur asynchrone** Leroy Somer de référence LS 200 LT d'une puissance de 30 kW. Contrairement aux deux moteurs utilisés dans le chapitre 4, celui-ci possède une seule paire de pôles et sa vitesse nominale est de 2952 $tr.min^{-1}$. Les caractéristiques détaillées de ce moteur sont fournies en annexe A.2.2.

→ d'une **machine à courant continu** Leroy Somer de référence LSK 132 M. Cette MCC, associée à son alimentation, permet de régler le niveau de couple imposé au MAs. Les caractéristiques détaillées de cette machine sont fournies en annexe A.2.3.

→ d'un **système de transmission** utilisant deux poulies de référence Bush 2517 SPA160-3 (et Bush 2517 SPA250-3 dans le cas du rapport de transmission non-unitaire) et deux courroies trapézoïdales de référence Texrope 1600 SPA (et Texrope 1757 SPA dans le cas du rapport de transmission non-unitaire).

Une représentation schématique générale présentant les différents éléments du banc de test Leroy Somer est fournie par la figure 5.4.

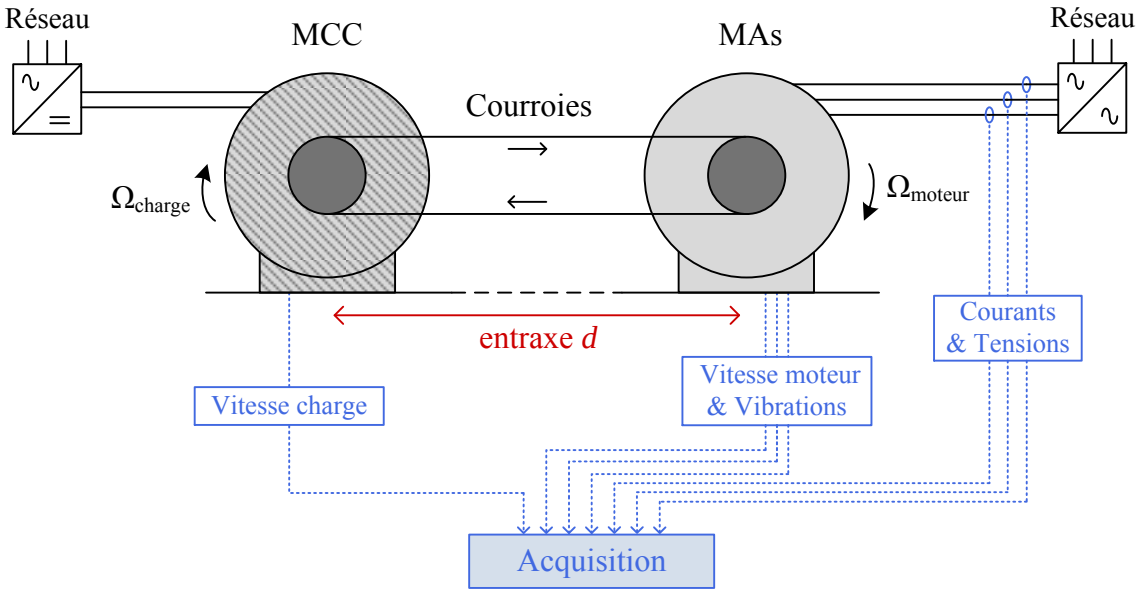


FIGURE 5.4 – Représentation schématique du banc expérimental utilisé pour réaliser la détection de la perte de tension des courroies. La partie relative à l'acquisition et au traitement des mesures est représentée en bleu.

À partir de cette partie de puissance, des essais peuvent être réalisés pour différentes vitesses en faisant varier la consigne du variateur du moteur asynchrone, pour différents niveaux de charges en faisant varier celle du variateur de la machine à courant continu, mais également pour différentes conditions de santé du système. À partir de sa valeur nominale, la tension des courroies trapézoïdales peut en effet être dégradée en diminuant l'entraxe entre le moteur et sa charge, représenté en rouge sur la figure 5.4. Cette opération peut aisément être réalisée à l'aide d'une vis permettant de régler la distance entre la plateforme sur laquelle repose la machine à courant continu et celle sur laquelle est fixée le moteur asynchrone. Cela permet, de la même manière que dans le chapitre 4, d'obtenir des données de grande fiabilité lors des différentes campagnes d'essais puisque les variations que nous pourront observer entre le régime de fonctionnement sain et le régime défaillant seront uniquement imputables à la perte de tension des courroies. Enfin, des informations complémentaires sur le banc expérimental Leroy Somer présenté ici sont fournies en annexe A.2.

Éléments de mesure et d'acquisition

Au delà de la partie électromécanique présentée précédemment, le banc de test Leroy Somer intègre également un ensemble d'éléments dédiés aux mesures et à l'acquisition des données représenté en partie sur la figure 5.5.

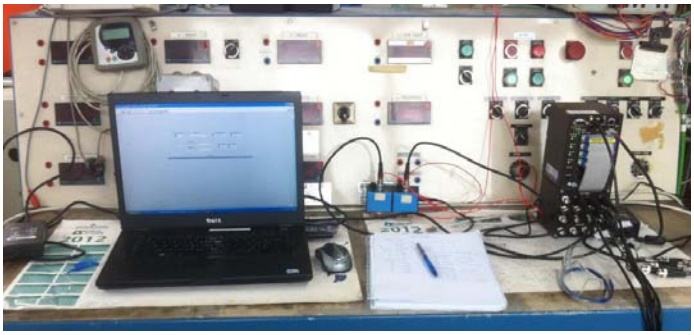


FIGURE 5.5 – Représentation du système d'acquisition (droite) et de l'ordinateur utilisé pour la configuration et la sauvegarde des mesures (gauche).

Cette partie est représentée en bleu sur la figure 5.4 et est composée de :
→ **trois pinces ampèremétriques** (Chauvin Arnoux E3N) permettant de mesurer les trois courants de phase du moteur.
→ **trois sondes de tensions** donnant les mesures des tensions composées aux bornes du moteur.
→ **deux accéléromètres** (Dytran 3055A2) permettant de mesurer les vibrations axiales et radiales et du moteur.
→ un premier **capteur de vitesse** (Codeur Hengstler Ri64) placé au niveau de la machine à courant continu et permettant de mesurer la vitesse de rotation de la charge.
→ un second **capteur de vitesse** (BEI Idéacod GHT 514) placé au niveau du moteur asynchrone et permettant de mesurer la vitesse de rotation du moteur.
→ un **système d'acquisition** (UeiDaq DNA-205-AI) comportant 8 voies d'acquisition synchrones avec une résolution de 18-bits. Ce système est le même que celui utilisé pour les essais présentés dans le chapitre 4 et ses caractéristiques sont présentées en annexe A.3.
→ un **ordinateur d'acquisition** avec une interface d'acquisition développée à l'aide du logiciel Labview permettant d'enregistrer les données mesurées et de modifier les paramètres d'acquisition (nombre et durée des enregistrements, fréquence d'échantillonnage, etc.).

À l'aide du système d'acquisition et des différents capteurs présentés dans le paragraphe précédent, des enregistrements des grandeurs utiles à la détection du défaut de courroie peuvent être réalisés. Les grandeurs mesurées et sauvegardées dans chacun de ces enregistrements sont :
→ les trois courants de phase $\mathbf{i_1(t)}$, $\mathbf{i_2(t)}$ et $\mathbf{i_3(t)}$,
→ les trois tensions composées $\mathbf{U_{12}(t)}$, $\mathbf{U_{23}(t)}$, et $\mathbf{U_{31}(t)}$,
→ les deux signaux vibratoires axiaux $\gamma_{\mathbf{a}}(\mathbf{t})$ et radiaux $\gamma_{\mathbf{r}}(\mathbf{t})$,

→ la vitesse de rotation du moteur asynchrone $\mathbf{\Omega_{moteur}(t)}$,
→ la vitesse de rotation de la charge (MCC) $\mathbf{\Omega_{charge}(t)}$.

À partir de ces signaux, la fréquence et l'amplitude instantanée des courants statoriques, respectivement notés $\mathbf{FI(t)}$ et $\mathbf{AI(t)}$, peuvent être calculées à l'aide des courants de phase en utilisant les équations (3.6) et (3.7). De plus, le patinage absolu des courroies sur les poulies, noté $\mathbf{P_\Omega(t)}$, peut être calculé en tours par minute à l'aide des mesures $\Omega_{moteur}(t)$ et $\Omega_{charge}(t)$ via l'équation 5.1.

$$P_\Omega(t) = \Omega_{moteur}(t) - \frac{1}{R_t} * \Omega_{charge}(t) \tag{5.1}$$

Le rapport de transmission R_t fourni par l'ensemble poulies-courroies est défini par l'équation 5.2 avec $D_{p,charge}$ le diamètre de la poulie côté charge et $D_{p,moteur}$ celui de la poulie côté moteur.

$$R_t = \frac{D_{p,moteur}}{D_{p,charge}} \tag{5.2}$$

Le patinage relatif des courroies, noté $\mathbf{p_\Omega(t)}$, est quant à lui défini par l'équation 5.3 et s'exprime en pourcentage de la vitesse moteur.

$$p_\Omega(t) = 100 \cdot \frac{P_\Omega(t)}{\Omega_{moteur}(t)} \tag{5.3}$$

Pour les mêmes raisons que celles présentées dans le chapitre 4, la fréquence d'échantillonnage f_e utilisée pour l'acquisition des différents signaux a été choisie égale à 100 kHz. Nous avons en effet décidé durant toute l'étude de sauvegarder les données de la manière la plus originelle et la plus complète possible et d'effectuer les différentes étapes de mise en forme, de traitement et d'analyse sur le logiciel Matlab. Pareillement, la durée des enregistrements T_{enr} a été fixée à 5 secondes ce qui permet d'obtenir une résolution fréquentielle tout à fait suffisante de $\Delta f = \frac{Fe}{N} = 0,2Hz$ dans le domaine spectral. La période d'attente entre deux enregistrements est quant à elle fixée à 10 secondes afin de permettre le transfert des données du système d'acquisition vers l'ordinateur ainsi que leur sauvegarde. Enfin, étant donné le nombre limité de voies d'acquisition, les signaux présentés ici n'ont pas tous été mesurés sur l'ensemble des essais réalisés. Les signaux de tensions, utiles à l'estimation du couple dans le protocole de diagnostic, n'ont pas été mesurés lors des essais préliminaires destinés à l'étude des phénomènes physiques engendrés par la perte de tension des courroies. Les signaux vibratoires n'ont quant à eux pas été mesurés lors des deux campagnes expérimentales présentées dans les sections 5.3 et 5.4 en raison des résultats peu encourageants obtenus lors des essais préliminaires.

5.2.2 Signatures brutes à vitesse constante

La défaillance des systèmes de transmission par courroies étant très peu traitée par la littérature scientifique, des essais préliminaires ont par conséquent été menés sous différents régimes de fonctionnement afin d'en comprendre les effets. Les premiers essais ont été réalisés à vitesse constante. Les résultats obtenus sont présentés et analysés dans cette sous-section afin de définir les signatures caractéristiques les plus utiles au diagnostic de ce type de défauts.

Caractéristiques des enregistrements

Afin d'observer les effets de la perte de tension des courroies du système de transmission, différents points de fonctionnement du moteur mais également différents niveaux de tensions des courroies ont été testés. Au total, 800 enregistrements ont été effectués sur les différents points de fonctionnement représentés en bleu sur la figure 5.6.

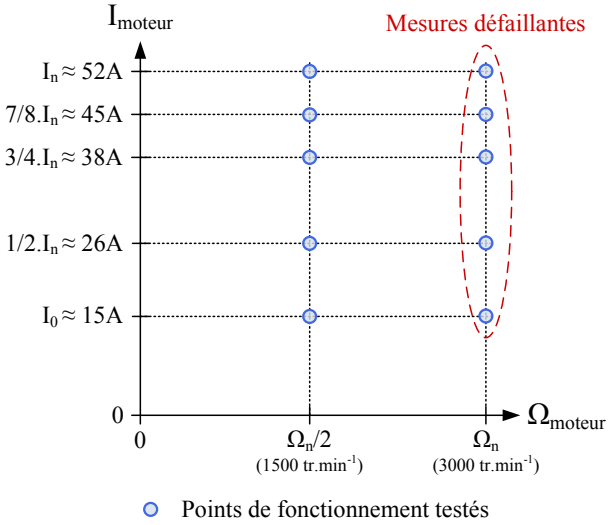


FIGURE 5.6 – Points de fonctionnement testés à vitesse constante lors des essais préliminaires. Deux vitesses ($\Omega_n/2$ et Ω_n) et 5 niveaux de charges testés (Courant à vide I_0, $I_n/2$, $3I_n/4$, $7I_n/8$ et I_n).

Des essais ont ainsi été menés pour deux vitesses différentes ($\Omega_n/2 \simeq 1500$ tr.min^{-1} et $\Omega_n \simeq 3000$ tr.min^{-1}) et pour 5 niveaux de courant moteur ($I_0 \simeq 15A$, $I_n/2 \simeq 26A$, $3I_n/4 \simeq 38A$, $7I_n/8 \simeq 45A$ et $I_n \simeq 52A$). Malheureusement, les sondes de courant ont fourni des enregistrements anormalement bruités dans le cas des essais réalisés à vitesse nominale. Ces données ne sont par conséquent pas analysées dans cette sous-section et seuls les essais à 1500 tr.min^{-1} sont exploités ici.

Plusieurs niveaux de tension de courroies ont également été réglés lors de ces essais afin d'observer les changements provoqués par une baisse de celle-ci. Quatre distances d'entraxe vérifiant la relation 5.4 ont ainsi été utilisées.

$$d_1 > d_2 > d_3 > d_4 \tag{5.4}$$

La distance d_1 correspond à une tension correcte de fonctionnement des courroies tandis que la tension d_4 est critique et ne permet plus le fonctionnement à vitesse et couple nominal. Les tensions d_2 et d_3 correspondent quant à elles à des sévérités de défaut intermédiaires. Les distances d'entraxe et leur sévérités associées sont représentées dans le tableau 5.1. La valeur numérique des distances d'entraxe utilisées n'a pas été indiquée dans ce tableau car aucun système n'avait été installé dans le but de la mesurer précisément lors de ces essais préliminaires.

La flèche des courroies, i.e. la valeur de leur déplacement vertical, a été mesurée à l'aide d'une masse accrochée à celles-ci afin de quantifier la perte de tension obtenue

Distance d'entraxe	Sévérité du défaut
d_1	Tension correcte
d_2	Tension modérée
d_3	Tension faible
d_4	Tension critique

TABLE 5.1 – Distances d'entraxes et sévérités du défaut de courroies associées utilisées lors des essais préliminaires.

pour chaque distance d'entraxe. Cette méthode s'est avérée très peu fiable et les valeurs obtenues n'ont pas pu être utilisées pour caractériser le niveau de tension des courroies.

Pour chaque point de fonctionnement présenté sur la figure 5.6, 20 enregistrements des mesures ont été réalisés pour chaque sévérité du défaut présentée dans le tableau 5.1. Ces données ne permettent donc pas d'appliquer le protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3 mais sont utilisées dans cette section pour définir les grandeurs et les signatures utiles au diagnostic des courroies.

Patinage des courroies

Pour chacun des enregistrements réalisés à $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}, le patinage relatif $p_\Omega(t)$ des courroies sur les poulies a été calculé à l'aide de l'équation 5.3. La perte de tension des courroies peut, a priori, affecter le patinage des courroies de deux manières :

→ la valeur moyenne du patinage est susceptible d'augmenter lorsque la tension des courroies diminue en raison de la perte d'adhérence engendrée,

→ le contenu spectral du patinage peut être modifié par d'éventuelles oscillations de couple provoquées par la modification de la tension des courroies.

Dans un premier temps, l'évolution moyenne du patinage relatif $p_\Omega(t)$ avec la perte de tension des courroies est représenté sur la figure 5.7 pour les différents points de charge testés à $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}. Nous pouvons clairement constater à partir de ces résultats que la perte de tension des courroies tend à augmenter le patinage moyen des courroies sur les poulies. Sa valeur est en effet comprise entre 1% et 2% de la vitesse du moteur lorsque la tension des courroies est correcte (en accord avec les valeurs fournies dans [Far88]) et peut atteindre jusqu'à 8% pour la sévérité la plus importante du défaut et pour la valeur nominale du courant du moteur. Par conséquent, le patinage moyen $< p_\Omega(t) >$ semble donc être une grandeur représentative de l'état de santé d'un système de transmission par courroie, en particulier pour les forts niveaux de couple transmis.

Dans un second temps, le spectre du patinage des courroies $P_\Omega(t)$ a été calculé sur chacun des enregistrements obtenus pour les quatre conditions de santé des courroies.

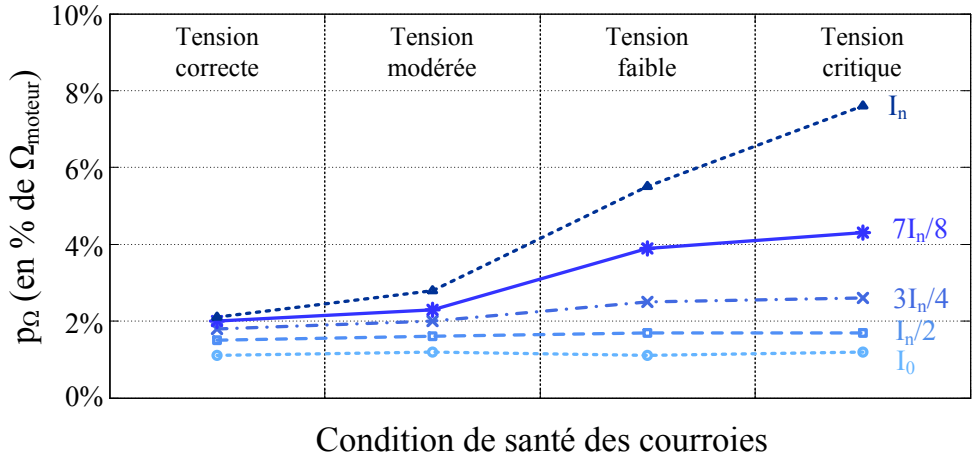


FIGURE 5.7 – Évolution de la valeur moyenne du patinage relatif des courroies $< p_\Omega(t) >$ en fonction de la perte de tension des courroies pour différents points de charge et à $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

Pour des raisons de visibilité, ces spectres ont été représentés sur la figure 5.8 uniquement dans le cas d'essais réalisés à courant nominal et à $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

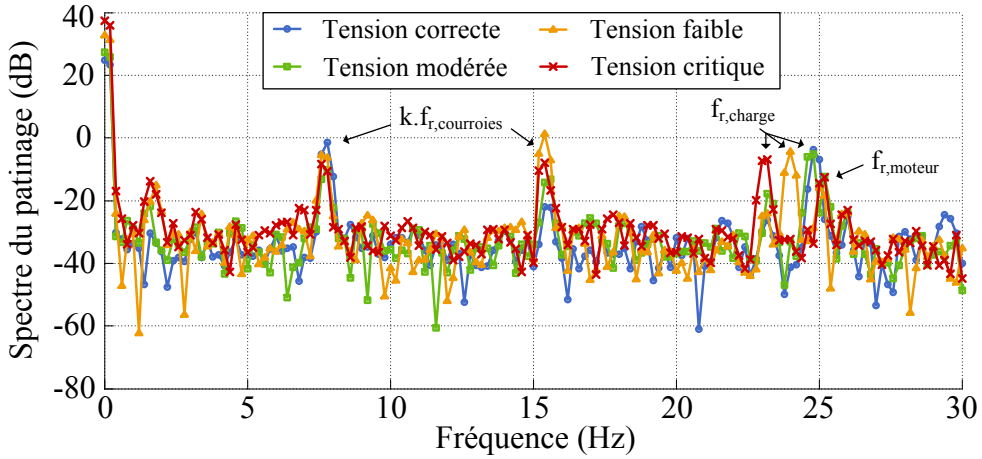


FIGURE 5.8 – Évolution du spectre du patinage des courroies $P_\Omega(t)$ en fonction de la perte de tension des courroies pour $I_{moteur} = 52$ A et $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

Nous pouvons remarquer que trois familles d'harmoniques principales dominent le spectre du patinage et sont impactées par la baisse de la tension des courroies. Tout d'abord, nous pouvons définir la fréquence de rotation propre des courroies par l'équation 5.5, dans l'hypothèse idéale où le patinage des courroies sur la poulie moteur est nul. Le terme $L_{courroies}$ désigne ici la longueur des courroies utilisées.

$$f_{r,courroies} = \frac{\pi . D_{p,moteur}}{L_{courroies}} \cdot f_{r,moteur} \tag{5.5}$$

Nous pouvons alors constater que les harmoniques aux multiples de cette fréquence, $P_\Omega(f_{r,courroies})$ et surtout $P_\Omega(2.f_{r,courroies})$, réagissent à la perte de tension des courroies, respectivement à la baisse et la hausse. Deuxièmement, l'harmonique du patinage à la fréquence de rotation de la charge $f_{r,charge}$ est également visiblement affecté par le défaut provoqué dans le système. Son niveau ne semble pas impacté par la diminution de la tension des courroies mais sa position dans le spectre évolue en revanche avec la valeur de $f_{r,charge}$, définie par l'équation 5.6.

$$f_{r,charge} = (1 - < p_\Omega(t) >) \cdot f_{r,moteur} \tag{5.6}$$

Celle-ci dépend en effet de la valeur du patinage relatif des courroies par rapport aux poulies et provoque le déplacement fréquentiel de l'harmonique $P_\Omega(f_{r,charge})$. Enfin, il est difficile de statuer sur la réaction de l'harmonique $P_\Omega(f_{r,moteur})$ avec le défaut de courroies puisque sa position est quasiment confondue avec celle de l'harmonique $P_\Omega(f_{r,charge})$ pour les deux niveaux de tension les plus élevés. Son niveau semble cependant augmenter dans le cas des niveaux de tension faible et critique.

Vibrations

Lors de ces essais préliminaires, deux accéléromètres ont été placés en position radiale et axiale sur la carcasse du moteur asynchrone (cf. 5.4). Le spectre des signaux $\gamma_r(t)$ et $\gamma_a(t)$ a été calculé pour chacun des enregistrements. Afin de faciliter la lecture de ce chapitre, et puisque les phénomènes observés sont similaires sur les deux signaux vibratoires, seuls les spectres des vibrations axiales ont été représentés sur la figure 5.9.

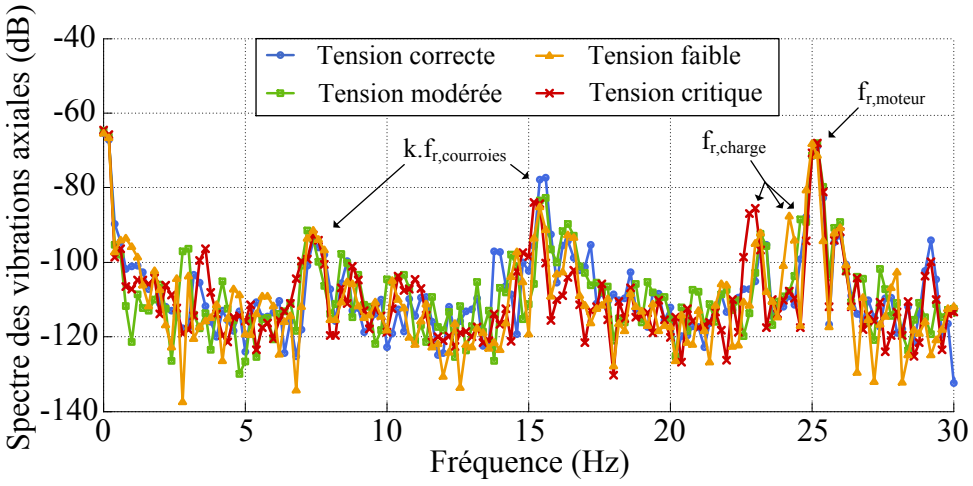


FIGURE 5.9 – Évolution du spectre des vibrations axiales $\gamma_a(t)$ en fonction de la perte de tension des courroies pour $I_{moteur} = 52$ A et $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

Nous pouvons constater que, comme dans le cas du patinage des courroies $P_\Omega(t)$, les trois familles d'harmoniques dominant le spectre vibratoire basses fréquences sont ceux aux fréquences multiples de $f_{r,courroies}$, $f_{r,charge}$ et $f_{r,moteur}$.

Cependant, la réaction observée sur ces harmoniques est nettement moins prononcée que dans les cas du patinage. Seul le décalage fréquentiel de l'harmonique $\Gamma_a(f_{r,charge})$ reflète la présence du défaut dans le système.

Vitesse moteur

La vitesse du moteur asynchrone, tout comme celle de la charge, a également été mesurée durant cette série de tests. Le contenu spectral de cette grandeur peut également être affecté par la diminution de la tension des courroies. Ainsi, le spectre de la vitesse $\Omega_{moteur}(t)$ a été calculé et représenté sur la figure 5.10 pour les quatre sévérités du défaut de courroies.

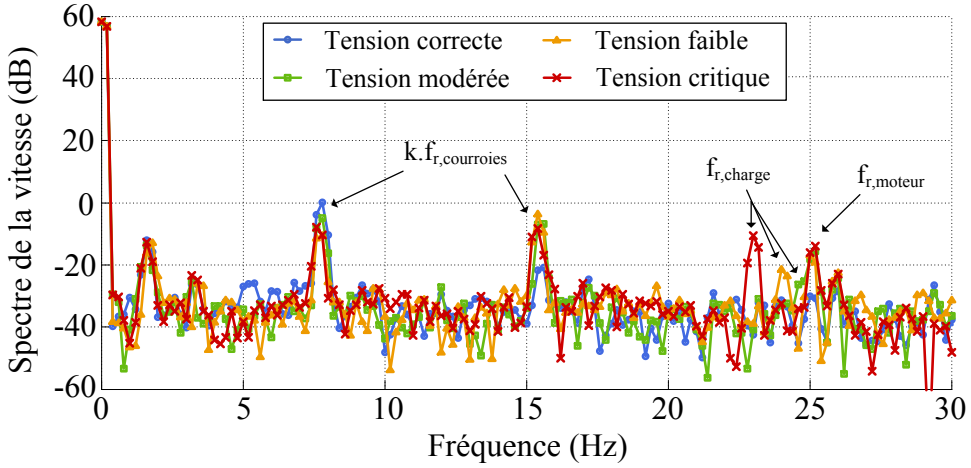


FIGURE 5.10 – Évolution du spectre de la vitesse $\Omega_{moteur}(t)$ en fonction de la perte de tension des courroies pour $I_{moteur} = 52$ A et $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

Plusieurs observations intéressantes peuvent être faites à partir de cette figure. Premièrement, le décalage fréquentiel de l'harmonique $\Omega_{moteur}(f_{r,charge})$ est également visible dans cette grandeur mais il s'accompagne ici d'une élévation de sa valeur avec la diminution de la tension des courroies. D'autre part, les harmoniques $\Omega_{moteur}(f_{r,courroies})$ et $\Omega_{moteur}(2.f_{r,courroies})$ sont sensibles au défaut et évoluent de la même manière que les harmoniques $P_\Omega(f_{r,courroies})$ et $P_\Omega(2.f_{r,courroies})$ avec sa sévérité. Enfin, l'augmentation de l'harmonique $\Omega_{moteur}(f_{r,moteur})$ avec la perte de tension des courroies est ici clairement visible. Des oscillations de la vitesse apparaissent donc (ou augmentent) avec la diminution de la tension des courroies, probablement à cause de perturbations du couple de charge générées à ces fréquences.

Courants de phase du moteur et fréquence instantanée

Nous avons pu constater dans les paragraphes précédents que la diminution de la tension des courroies provoquait des perturbations dans le contenu spectral des grandeurs mécaniques telles que le patinage, les vibrations ou encore la vitesse du moteur. Des signatures caractéristiques de ce défaut apparaissent en effet aux multiples des fréquences $f_{r,courroies}$, $f_{r,charge}$ et $f_{r,moteur}$.

Cependant, les signaux de vibration et de vitesse ne sont pas nécessairement mesurés dans les applications industrielles, en particulier dans le cas des moteurs de faible puissance. Cette remarque est d'autant plus vraie pour la mesure de la vitesse de la charge. Dans l'optique de détecter les défauts de courroies/poulies dans les applications industrielles présentées dans le chapitre 1, il est donc intéressant de rechercher des signatures de défaut dans les grandeurs électriques qui sont les seules accessibles par le variateur de vitesse.

Étant donné les oscillations de la vitesse provoquées ou accentuées par la diminution de la tension des courroies, les courants de phase du moteur doivent probablement être également impactés (cf. section 3.1). Afin de vérifier cette hypothèse, le spectre de l'un des trois courants de phase a été calculé sur chacun des enregistrements et est représenté sur la figure 5.11 pour les quatre tensions des courroies.

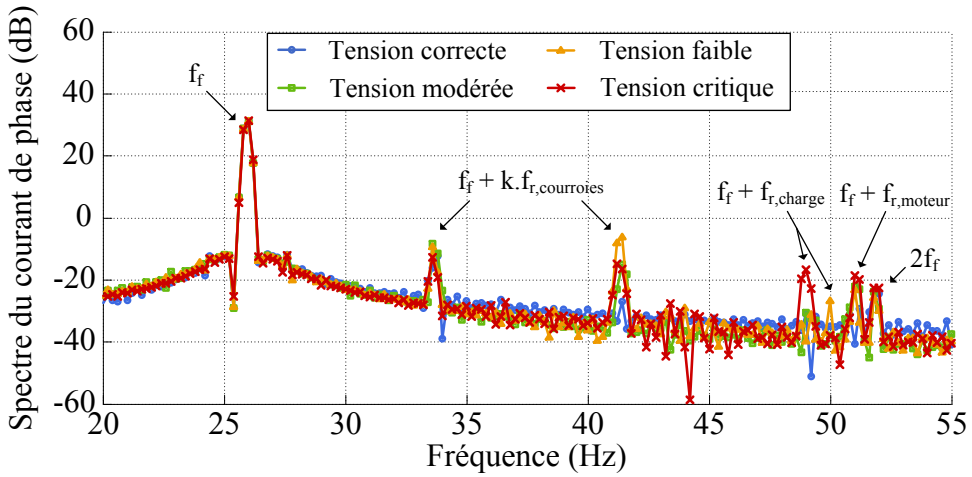


FIGURE 5.11 – Évolution du spectre du courant de phase $I_1(t)$ en fonction de la perte de tension des courroies pour $I_{moteur} = 52$ A et $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

Les familles d'harmoniques observées dans les grandeurs mécaniques et impactées par le défaut de courroies sont présentes dans le spectre du courant et modulées par la fréquence fondamentale f_f. Nous pouvons remarquer sur cette figure que le comportement des harmoniques $I_1(f_f + k.f_{r,courroies})$, $I_1(f_f + f_{r,charge})$ et $I_1(f_f + f_{r,moteur})$ est en tout point similaire à ceux observés sur le spectre de la vitesse $\Omega_{moteur}(t)$ aux fréquences $k.f_{r,courroies}$, $f_{r,charge}$ et $f_{r,moteur}$.

La fréquence instantanée des courants, adaptée à la détection des oscillations de couple (cf. section 3.1), a également été calculée à l'aide des courants de phase sur chacun des enregistrements effectués. Le spectre de cette grandeur est représenté sur la figure 5.12 pour les différentes sévérité du défaut de courroies.

Les résultats obtenus sont similaires à ceux des courants de phase. L'évolution des différentes familles d'harmoniques avec la sévérité du défaut considéré est en effet semblable à celle observée sur la figure 5.11.

Les phénomènes mécaniques engendrés par la perte de tension des courroies se retrouvent donc visiblement aussi dans les grandeurs électriques. Les harmoniques sensibles à ce défaut et révélés par ces essais préliminaires dans ce type de signaux

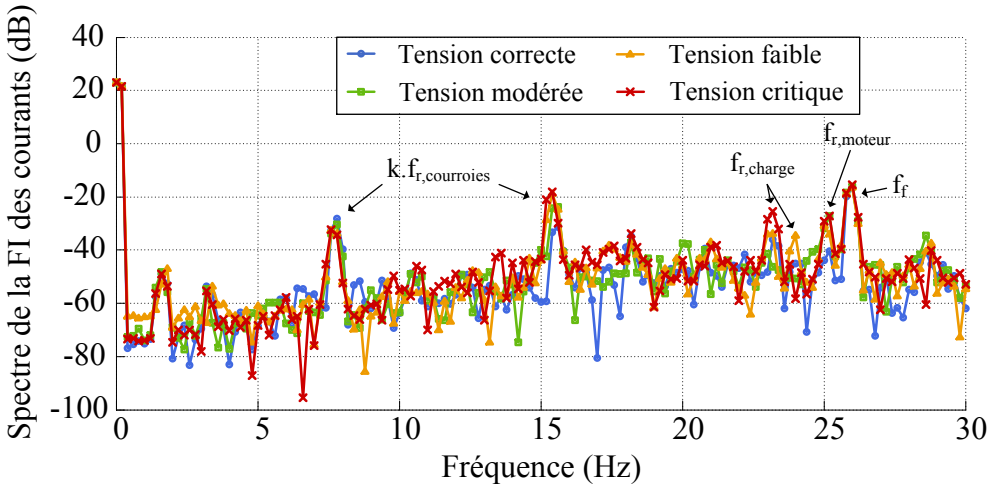


FIGURE 5.12 – Évolution du spectre de la fréquence instantanée des courants $FI(t)$ en fonction de la perte de tension des courroies pour $I_{moteur} = 52$ A et $\Omega_{moteur} = 1500$ tr.min^{-1}.

pourront alors être utilisés comme signatures de défaut brutes dans la campagne d'essais présentée dans la section 5.3. Cependant, étant donné que la vitesse de la charge et le patinage ne sont pas des signaux habituellement mesurés dans les systèmes d'entrainement, il sera difficile de suivre les harmoniques aux fréquences dépendantes de $f_{r,charge}$, et dans une moindre mesure de $f_{r,courroies}$. Par conséquent, les signatures $I_1(f_f + f_{r,moteur})$ et $FI(f_{r,moteur})$ seront privilégiées dans la campagne expérimentale réalisée à vitesse fixe.

Bilan sur les essais préliminaires à vitesse constante

Les enregistrements réalisés à vitesse constante pour différentes tensions des courroies ont permis d'analyser l'évolution du contenu spectral des grandeurs électriques et mécaniques du système. Les familles d'harmoniques aux fréquences $k.f_{r,courroies}$, $k.f_{r,charge}$ et $k.f_{r,moteur}$ (où modulées par la fréquence f_f dans le cas des courants) réagissent à la perte de tension des courroies. Les grandeurs électriques étudiées, i.e. les courants de phase et leur fréquence instantanée, sont particulièrement sensibles à ce défaut. Les signatures brutes issues de ces signaux seront par conséquent surveillées lors de la campagne d'essais à vitesse constante présentée dans la section 5.3.

Cependant, l'augmentation importante du patinage avec la perte de tension des courroies (cf. figure 5.7) n'est pas reflétée de manière significative dans le spectre des grandeurs étudiées ici. Seul le déplacement fréquentiel de l'harmonique à la fréquence $f_{r,charge}$ (ou $f_f + f_{r,charge}$ dans le cas des courants) trahit l'évolution du patinage moyen des courroies sur les poulies. Les tests réalisés ici en fonctionnement stationnaire ne permettent donc pas de détecter directement la perte d'adhérence des courroies mais uniquement les perturbations harmoniques qu'elle produit. Des essais complémentaires ont donc été réalisés afin d'observer les effets d'une perte de tension des courroies en régime dynamique. Ces essais sont détaillés dans les deux

sous-section suivantes.

5.2.3 Effet d'un échelon de consigne de vitesse

Afin de permettre une meilleure détection de la perte d'adhérence des courroies provoquée ici par la diminution de leur tension, des essais ont été réalisés en régime de fonctionnement dynamique et sont présentés dans cette sous-section. Ces tests consistent à provoquer une accélération soudaine du moteur afin d'étudier l'influence de la perte de tension des courroies sur la réponse des différentes grandeurs électromécaniques du système.

Dans les tests réalisés, un échelon de consigne de vitesse de hauteur $\Delta\Omega = \Omega_{final} - \Omega_{initial}$ est imposé au système à l'instant $t = 1s$. Des essais ont été réalisés pour différentes valeur $\Delta\Omega$ de cet échelon, différents points de fonctionnement et pour deux niveaux de tension des courroies : tension correcte et tension modérée (cf. 5.1). Le nombre et les caractéristiques de ces enregistrements sont listés dans le tableau 5.2.

	$\Delta\Omega = 100$ tr.min^{-1} $\Omega_{inital} = 1500$ tr.min^{-1}	$\Delta\Omega = 500$ tr.min^{-1} $\Omega_{inital} = 2000$ tr.min^{-1}	$\Delta\Omega = 1000$ tr.min^{-1} $\Omega_{inital} = 500$ tr.min^{-1}
$I_0 = 15A$	5	5	5
$I_n/2 = 26A$	5	5	5
$3I_n/4 = 38A$	5	5	5
$7I_n/8 = 45A$	5	5	5
$I_n = 52A$	5	5	×

TABLE 5.2 – Nombre d'enregistrements réalisés pour chaque niveau de tension des courroies en fonction de la valeur $\Delta\Omega$ de l'échelon et du point de fonctionnement.

Afin de ne pas alourdir la lecture de ce chapitre, nous présenterons graphiquement, uniquement les réponses des grandeurs électromécaniques dans le cas particulier indiqué en gris dans le tableau 5.2. L'influence du niveau de charge du moteur et de l'amplitude de l'accélération $\Delta\Omega$ imposée à celui-ci est analysée et discutée à la fin de cette sous-section.

Patinage des courroies

La réponse temporelle du patinage relatif des courroies $p_\Omega(t)$ au changement de consigne de vitesse $\Delta\Omega = 500$ tr.min^{-1} imposée au système est représentée sur la figure 5.13 pour les deux niveaux de tension de courroies testés.

Premièrement, nous pouvons remarquer que durant les régimes de fonctionnement stationnaire à 2000 tr.min^{-1} et 2500 tr.min^{-1}, le patinage des courroies est légèrement supérieur lorsque leur tension est plus faible, comme cela avait été constaté sur la figure 5.7. En revanche, nous pouvons également observer que la valeur du patinage des courroies est fortement impactée par leur perte de tension lors du régime transitoire.

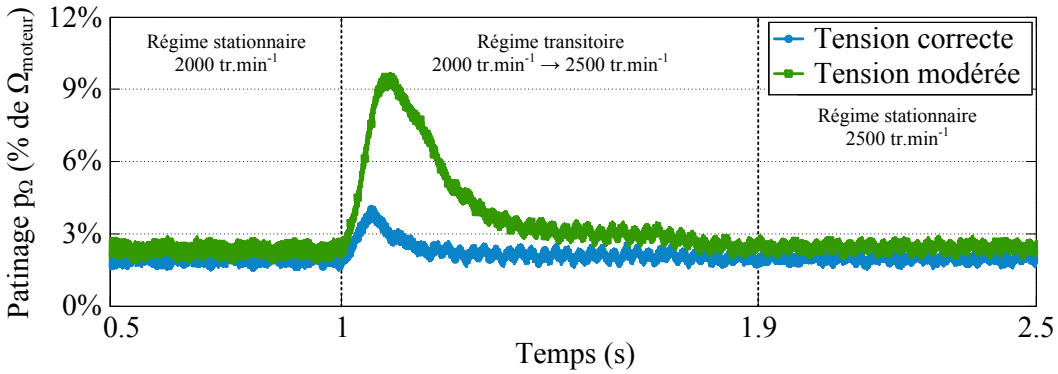


FIGURE 5.13 – Effet d'un échelon de consigne de vitesse sur le patinage pour deux tensions de courroies différentes.

La grandeur $p_\Omega(t)$ atteint en effet quasiment 10% pour une tension modérée des courroies alors qu'elle s'élève au maximum à 4% dans le cas de courroies correctement tendues. L'élévation de la puissance mécanique transmise par les courroies lors de cette accélération accroit donc considérablement leur perte d'adhérence lors du régime transitoire, et ce même pour la faible sévérité du défaut de courroies considérée ici.

Vitesse moteur

En raison de la modification de la réponse dynamique du patinage avec la perte de tension des courroies, nous pouvons supposer que le profil de la vitesse du moteur $\Omega_{moteur}(t)$ sera également impacté par la présence du défaut. Par conséquent, la réponse de cette grandeur vis-à-vis de l'échelon de sa consigne est présentée sur la figure 5.14 pour les deux sévérités du défaut.

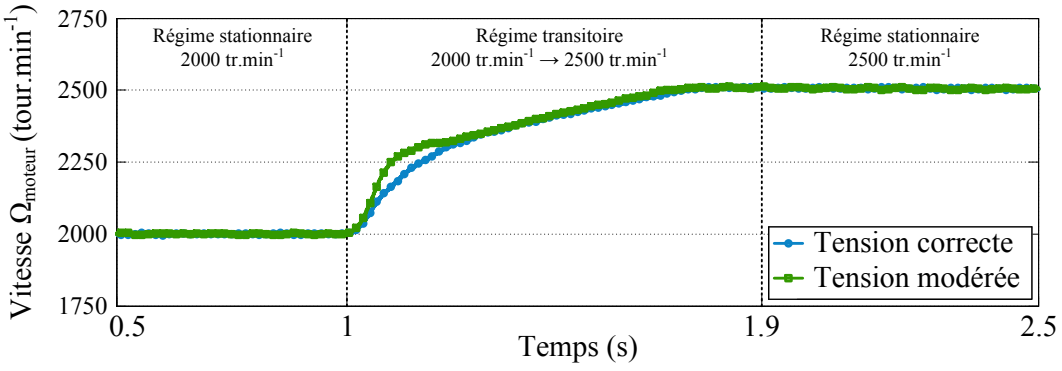


FIGURE 5.14 – Effet d'un échelon de consigne de vitesse sur la vitesse du moteur asynchrone pour deux tensions de courroies différentes.

La montée en vitesse du moteur est visiblement affectée par la perte de tension des courroies lors du régime transitoire. Nous pouvons en effet constater que, dans une première phase, la vitesse du moteur augmente plus rapidement lorsque

la tension des courroies est plus faible. Ce phénomène peut s'expliquer à l'aide des résultats obtenus sur le patinage, présentés sur la figure 5.13. Lorsque le niveau de tension des courroies est faible, le patinage des courroies augmente de manière importante dans un premier temps. Cette perte d'adhérence diminue l'accélération de la charge qui n'est plus entrainée convenablement par le moteur. Le couple de charge perçu par le moteur étant plus faible que dans le cas de courroies correctement tendues, sa vitesse augmente alors plus rapidement. Dans un second temps, lorsque le patinage des courroies diminue, la montée en vitesse du moteur se fait plus lentement que dans le cas sain car la charge doit désormais être pleinement accélérée et le couple de charge subi par le moteur devient par conséquent plus important. Les profils d'accélération se rejoignent finalement en régime stationnaire une fois que les valeurs du patinage redeviennent semblables pour les deux niveaux de tension.

Courants de phase et amplitude instantanée

Nous avons pu observer sur les figures 5.13 et 5.14 que l'application d'un échelon de consigne de vitesse permet d'amplifier la perte d'adhérence des courroies durant le régime transitoire. Ce phénomène se répercute alors sur les réponses du patinage et de la vitesse moteur vis-à-vis de l'échelon de consigne de vitesse. Étant donné la perturbation provoquée par la perte de tension des courroies sur le profil d'accélération du moteur (cf. figure 5.14), la réponse dynamique de l'un des courants de phase a été représentée sur la figure 5.15 (haut) afin d'étudier, en régime transitoire, les conséquences d'une diminution de la tension des courroies sur une grandeur électrique.

Contrairement aux grandeurs représentées précédemment, les courants de phase du moteur asynchrone sont sinusoïdaux. Cette variation au cours du temps ne permet pas d'observer clairement les effets produits par la perte d'adhérence des courroies et le changement de profil de vitesse du moteur. Nous pouvons cependant constater que l'amplitude des courants semble présenter un profil d'évolution légèrement différent selon le niveau de tension des courroies. Afin de d'observer plus clairement ce phénomène, la réponse de l'amplitude instantanée des courants AI(t) a également été représentée sur la figure 5.15 (bas). La différence de profil de l'AI pour les deux sévérités du défaut de courroies est désormais mieux visible. Lorsque les courroies sont correctement tendues, le pic de courant est plus élevé que lorsqu'une tension plus faible est utilisée. En revanche, la décroissance de l'amplitude est plus lente dans le cas défaillant. De la même manière que pour la vitesse du moteur, ces deux profils d'évolution se confondent une fois que le patinage retrouve une valeur équivalente à celle observée en régime de fonctionnement sain.

Comme dans le cas des essais réalisés à vitesse constante, nous pouvons constater dans cette sous-section que les phénomènes observés sur les grandeurs mécaniques du système (patinage, vitesse), et provoqués par la perte de tension des courroies, se retrouvent sur les grandeurs électriques.

Analyse des résultats et discussion

Nous avons pu observer ici les conséquences d'une perte modérée de tension des courroies sur les réponses temporelles de différentes grandeurs vis-à-vis d'un échelon

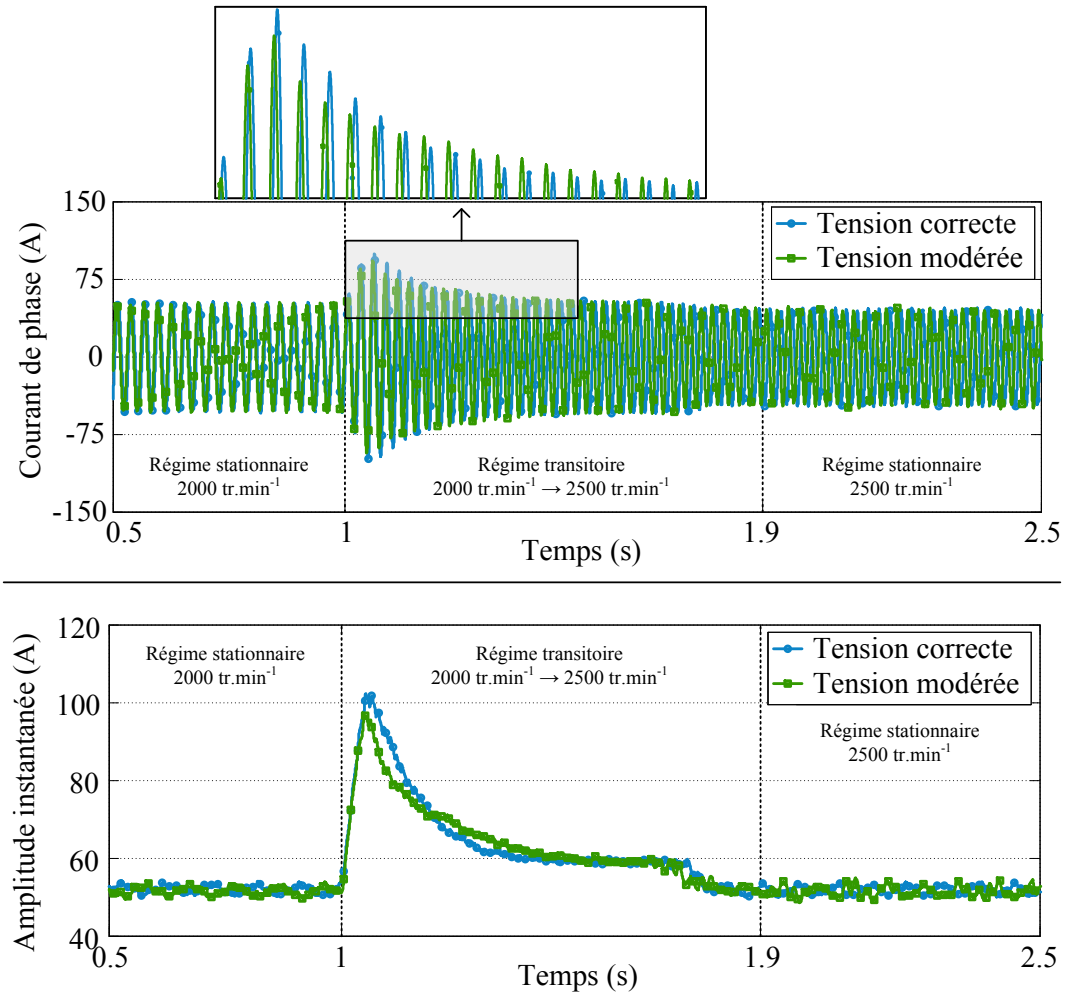


FIGURE 5.15 – Effet d'un échelon de consigne de vitesse sur le courant de phase $I_1(t)$ du moteur asynchrone (haut) et sur l'amplitude instantanée $AI(t)$ (bas) pour deux tensions de courroies différentes.

de consigne de vitesse. Les résultats présentés ici correspondent tous à des essais réalisés pour un courant moteur égal à $38A$ et pour un échelon de consigne de vitesse d'amplitude $\Delta\Omega = 500$ tr.min^{-1}. Comme cela a été présenté dans le tableau 5.2, d'autres conditions opératoires ont été testées et plusieurs constats en découlent :

→ les phénomènes observés dans cette sous-section sont accentués par le niveau de charge du moteur, et donc par le couple transmis par les courroies. De plus, de la même manière que dans le cas des essais réalisés à vitesse constante, les différences observées sur les réponses temporelles pour les deux sévérités du défaut sont quasiment nulles lors des essais à vide.

→ les phénomènes observés sur les réponses temporelles s'intensifient avec l'amplitude $\Delta\Omega$ de l'échelon de consigne de vitesse appliqué au moteur. Cependant, contrairement au niveau de charge, des différences entre les cas sain et défaillant sont visibles même pour le plus faible échelon ($\Delta\Omega = 100$ tr.min^{-1}).

→ hormis les légères différences d'amplitude et de durée, la forme générale des

réponses temporelles observées en régime sain et en régime défaillant sont conservées pour l'ensemble des conditions opératoires testées (sauf dans le cas des essais à vide ou aucune différence n'est visible entre les deux tensions de courroies).

Les résultats obtenus lors de ces essais préliminaires semblent donc démontrer la faisabilité d'un diagnostic des systèmes de transmission par courroies. L'effet de la perte de tension est en effet amplifiée par l'accélération du moteur et se répercute sur l'ensemble des grandeurs électriques. Cependant, il semble difficile d'exploiter directement cette méthode pour plusieurs raisons. D'une part, l'application d'un échelon de consigne de vitesse de l'ordre de grandeur de ceux présentés dans cette sous-section peut fortement perturber l'application entrainée par le moteur asynchrone. D'autre part, le protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3 nécessitent une ou plusieurs signatures de défaut brutes pour être utilisé. Étant donné que nous étudions ici les réponses des grandeurs mesurées dans le domaine temporel, il serait possible d'utiliser des valeurs de dépassement, de temps de montée, etc. comme signatures. Cependant, il est clairement visible sur les figures 5.13, 5.14 et 5.15, que de tels paramètres ne sont pas nécessairement adaptés pour quantifier la déformation globale des signaux considérés. Cette méthode doit donc être adaptée afin, d'une part, de la rendre compatible avec le protocole de diagnostic développé et, d'autre part, de limiter son impact sur l'application entrainée.

5.2.4 Effet d'un créneau de consigne de vitesse

Principe de la méthode

Afin d'utiliser le principe de la méthode à échelon de consigne de vitesse présentée dans la sous-section précédente sans subir les inconvénients qui l'accompagne (impact sur l'application et signatures temporelles), une solution envisagée consiste à superposer un échelon de faible amplitude $\delta\Omega/2$ à une consigne de vitesse constante Ω_0 (avec $\delta\Omega << \Omega_0$). L'utilisation de ce profil de consigne de vitesse, dont un exemple est illustré sur la figure 5.16, permet de reproduire les phénomènes observés suite à un échelon de vitesse à une fréquence f_c connue.

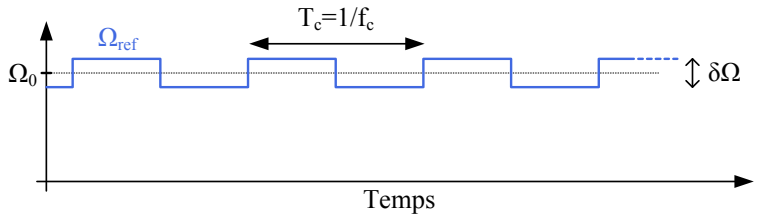


FIGURE 5.16 – Illustration d'une consigne de vitesse du moteur constituée de la superposition d'une valeur continue Ω_0 et d'un créneau d'amplitude $\delta\Omega/2$ et de fréquence f_c.

L'amplitude $\delta\Omega/2$ doit être choisie suffisamment faible pour ne pas altérer le fonctionnement de l'application finale. De plus, la période T_c doit être assez longue

pour avoir le temps d'observer les phénomènes provoqués par l'accélération mais également assez courte pour pouvoir générer le plus d'accélérations possibles sur la durée T_{enr} d'un enregistrement.

Afin de pouvoir concilier cette méthode avec l'utilisation de notre protocole de diagnostic, il est nécessaire de pouvoir définir des signatures de défaut brutes adaptées à la surveillance des systèmes de transmission par courroies. Prenons l'exemple d'une variable $x(t)$ représentant une grandeur quelconque du système qui est constante en régime de fonctionnement stationnaire (vitesse, patinage, amplitude instantanée des courants, etc.). L'utilisation d'une consigne de vitesse carrée perturbe périodiquement cette grandeur comme l'illustre la figure 5.17.

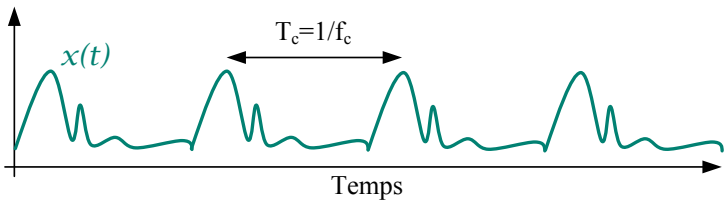


FIGURE 5.17 – Illustration d'une variable $x(t)$ quelconque périodique de période f_c.

Si la période T_c du créneau de consigne est suffisamment élevée pour que les effets de l'accélération soient terminés à la fin de cette durée, cette variable peut alors être considérée comme périodique de période $T_c = \frac{1}{f_c}$. La décomposition en série de Fourier d'une telle grandeur peut par conséquent s'exprimer via l'équation (5.7).

$$x(t) = \sum_{n=0}^{+\infty} c_n \cdot \cos(2\pi n f_c t + \phi_n) \tag{5.7}$$

Les coefficients c_n permettent donc de caractériser l'amplitude de la réponse harmonique de la grandeur $x(t)$ vis-à-vis de la consigne de vitesse carrée. Une modification de comportement de la variable $x(t)$ provoquera alors un changement de leurs valeurs. De plus, ces coefficients peuvent être estimés par les harmoniques $|X(n.f_c)|$ et ainsi être utilisés comme signatures de défaut.

Réponse harmonique de la vitesse $\Omega_{moteur}(t)$

Afin de tester le potentiel de cette méthode, des essais ont été réalisés en utilisant une consigne de vitesse carrée. En accord avec les phénomènes observés dans la sous-section précédente, la fréquence f_c du signal créneau a été choisie égale à 1 Hz. De plus, nous avons pris comme amplitude crête-à-crête la valeur $\delta\Omega \simeq 55$ tr.min^{-1} qui représente moins de 2% de la vitesse nominale du moteur.

Dans un premier temps, les coefficients c_n de la vitesse du moteur asynchrone $\Omega_{moteur}(t)$ ont été estimés à l'aide des harmoniques $|\Omega_{moteur}(n.f_c)|$. Les valeurs obtenues sont représentées en fonction de leur rang n sur la figure 5.18 pour deux niveaux de tension de courroies différentes.

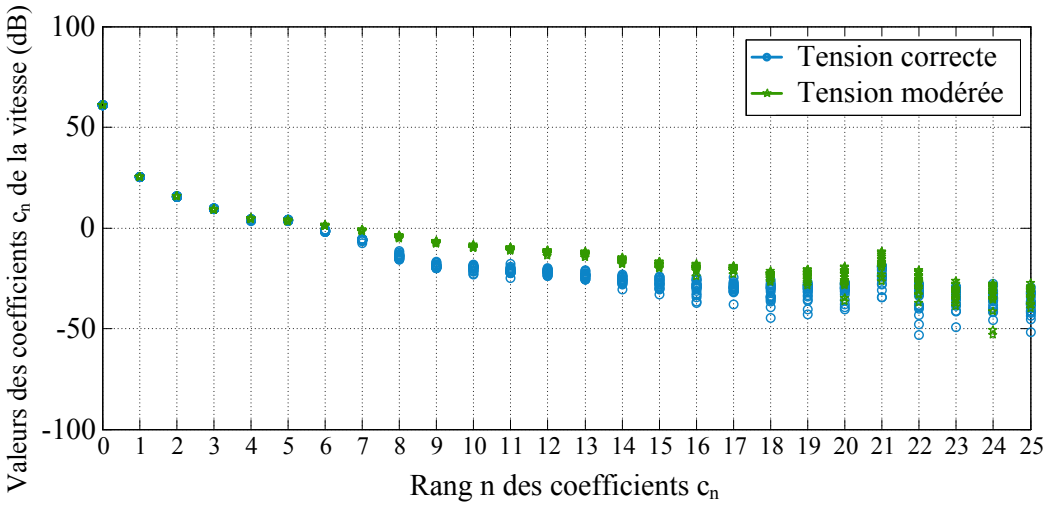


FIGURE 5.18 – Valeur des coefficients c_n de la vitesse du moteur en fonction de la valeur de leur rang n pour deux niveaux de tension des courroies avec $7I_n/8 = 45A$ et $\Omega_0 = 2000$ tr.min^{-1}.

Nous pouvons remarquer que la réponse harmonique de la vitesse vis-à-vis d'une consigne de vitesse carrée, i.e. la valeur de ses coefficients c_n, est affectée lorsque la tension des courroies est diminuée. Les valeurs des coefficients c_n obtenues en régime défaillant sont en effet différentes de celles obtenues en fonctionnement sain, tout particulièrement pour $n \in \{6 \rightarrow 20\}$. Il est donc possible d'observer, dans le domaine spectral, les déformations temporelles de la vitesse provoquées par la perte de tension des courroies et accentuée par la consigne particulière utilisée.

Réponse harmonique de l'amplitude instantanée des courants

Nous avons pu remarquer sur la figure 5.15 que l'amplitude instantanée des courants est également affectée de manière significative par la perte de tension des courroies lorsqu'un échelon de consigne de vitesse est appliqué au moteur. Par conséquent, les coefficients c_n de cette grandeur ont également été estimés à l'aide des harmoniques $|AI(n.f_c)|$ obtenus lors des essais réalisés avec une consigne de vitesse carrée. Les valeurs obtenues sont représentées en fonction de leur rang n sur la figure 5.19 pour deux niveaux de tension de courroies différentes.

Nous remarquons que les valeurs des coefficients c_n de l'amplitude instantanée des courants sont également impactées par la perte de tension des courroies. L'évolution de la réponse harmonique de l'AI est cependant différente de celle observée dans le cas de la vitesse. D'une part, cette différence est observable pour un ensemble plus restreint de coefficients (ici visible pour $n \in \{1 \rightarrow 9\}$). D'autre part, la majorité des coefficients c_n voient leurs valeurs diminuer avec la perte de tension des courroies, contrairement aux coefficients de la vitesse $\Omega_{moteur}(t)$. Cette réaction n'est pas anormale comme l'était la diminution de l'harmonique $FI(f_r)$ observée sur certains secteurs de fonctionnement dans la section 4.4. En effet, nous étudions ici la déformation de la réponse de l'AI à la consigne de vitesse en fonction de la

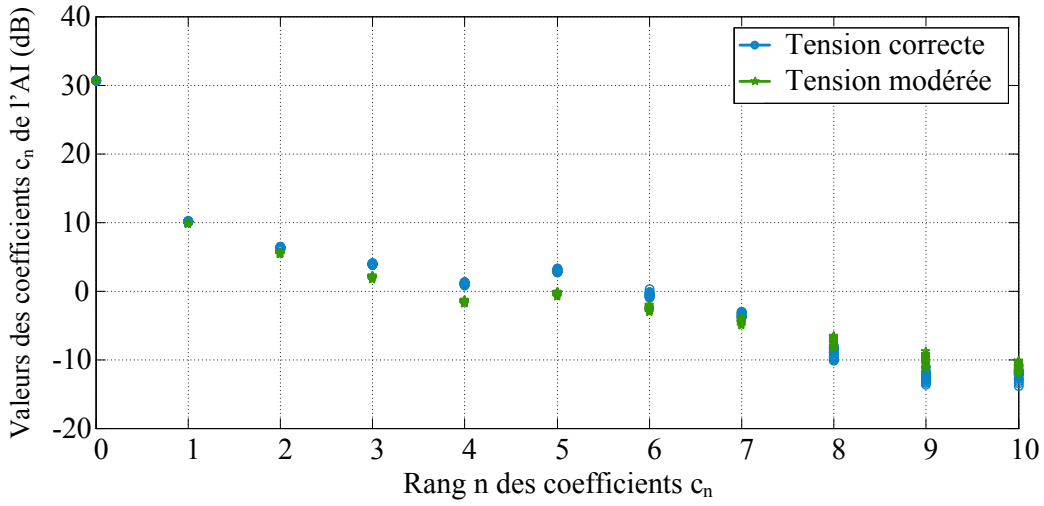


FIGURE 5.19 – Valeur des coefficients c_n de l'amplitude instantanée des courants en fonction de la valeur de leur rang n pour deux niveaux de tension des courroies avec $7I_n/8 = 45A$ et $\Omega_0 = 2000$ tr.min^{-1}.

sévérité du défaut de courroies. Cette déformation peut alors provoquer la hausse ($n \in 1 \rightarrow 7$) ou bien la baisse des coefficients c_n ($n \in 8 \rightarrow 9$).

Enfin, la déformation de la réponse harmonique caractérisée par les coefficients c_n dépend du point de fonctionnement du moteur. Comme dans le cas des essais réalisés à vitesse fixe ou avec un échelon de consigne de vitesse, la différence observée entre le cas sain et le cas défaillant s'accentue avec le niveau de couple transmis par les courroies. Quelque soit la grandeur considérée (vitesse ou AI), les valeurs des coefficients c_n ne sont de plus pas affectées par la perte de tension des courroies lorsque le système fonctionne à vide. Un niveau "suffisant" de couple transmis semble donc nécessaire pour observer la défaillance d'un système de transmission par courroies, quelque soit la méthode utilisée.

Analyse des essais préliminaires à consigne de vitesse carrée

Les résultats obtenus dans cette sous-section sont très prometteurs pour la surveillance des systèmes de transmission par courroies. Les phénomènes observés lorsqu'un échelon de consigne de vitesse est appliqué au moteur sont en effet répétés ici à plus faible amplitude et peuvent être étudiés dans le domaine spectral lorsqu'un signal carré est superposé à la consigne constante de vitesse. La perte de tension des courroies affecte la famille d'harmoniques aux fréquences multiples de f_c, i.e. la fréquence du signal carré de consigne de vitesse. Par conséquent, ces harmoniques peuvent être facilement utilisés comme signatures de défaut brute et permettre l'utilisation de notre protocole de diagnostic développé dans les chapitres 2 et 3. Une campagne d'essais a été réalisée avec ce type de consigne de vitesse et est présentée dans la section 5.4. Nous verrons dans cette section que les différents indicateurs normalisés obtenus à partir des harmoniques aux fréquences $n.f_c$ peuvent être judicieusement combinés en un unique indicateur de défaut et faciliter ainsi la prise de

décision. De plus, les conditions opératoires utilisées sont identiques pour les deux campagnes d'essais des sections 5.3 et 5.4, respectivement réalisées à consigne de vitesse constante et à consigne de vitesse carrée. Cela permettra ainsi de comparer rigoureusement l'efficacité des deux méthodes de diagnostic proposées dans ce chapitre pour la détection de la perte de tensions des courroies.

5.3 Application du protocole de diagnostic à consigne de vitesse constante

Afin de vérifier les résultats obtenus lors des des essais préliminaires effectués à consigne de vitesse constante, une campagne d'essais a été réalisée pour vérifier l'efficacité de cette méthode pour la surveillance des systèmes de transmission par courroies. Les conditions opératoires et les caractéristiques des essais sont tout d'abord présentés dans la sous-section 5.3.1. Les indicateurs de défaut fournis par le protocole de diagnostic sont ensuite décrits et analysés dans la sous-section 5.3.2.

5.3.1 Protocole utilisé et secteurs de fonctionnement

Dans la campagne d'essais de cette section, plusieurs types d'enregistrements on été réalisés : des enregistrements en régime de fonctionnement sain et défaillant. Le total des acquisitions peut se décomposer en :

- → $\mathbf{N_{sain}} = \mathbf{960}$ enregistrements pour un fonctionnement sain du système, i.e. avec une tension correcte des courroies (entraxe d'_1). Ce nombre comprend les enregistrements nécessaires à la création des références saines des signatures brutes surveillées mais également les enregistrements sains qui permettent de tester la robustesse des indicateurs normalisés vis-à-vis des changements de points de fonctionnement.
- → $\mathbf{N_{défaut,1}} = \mathbf{360}$ enregistrements en fonctionnement défaillant avec une tension modérée des courroies (entraxe $d'_2 < d'_1$).
- → $\mathbf{N_{défaut,2}} = \mathbf{360}$ enregistrements en fonctionnement défaillant avec une tension faible des courroies (entraxe $d'_3 < d'_2$).

Un total de 1680 enregistrements ont par conséquent été effectués sur le système expérimental précédemment décrit dans la section 5.2.1 avec un rapport de transmission égal à 1. Des résultats obtenus pour un rapport de transmission non-unitaire sont également présentés dans la sous-section 5.4.3. Le plan couple-vitesse du moteur asynchrone a été divisé en plusieurs secteurs de fonctionnement selon le principe défini dans le chapitre 3. Les étapes de cette segmentation sont :

1. le paramètre L, qui représente le nombre de vitesses de diagnostic du protocole, a été choisi égal à 5. Les vitesses sur lesquelles sont acquis les signaux de diagnostic sont donc : $\Omega_{diag,1} = 300$ RPM, $\Omega_{diag,2} = 900$ RPM, $\Omega_{diag,3} = 1500$ RPM, $\Omega_{diag,4} = 2100$ RPM et $\Omega_{diag,5} = 2700$ RPM.
2. le paramètre M, qui représente le nombre de zones définies sur l'axe de charge Γ, a été choisi égal à 10,
3. $N = 50$ secteurs de fonctionnement sont donc implicitement définis par le choix des paramètres L et M.

Le découpage du plan couple-vitesse qui résulte des choix effectués sur les valeurs de L et M est représenté sur la figure 5.20.

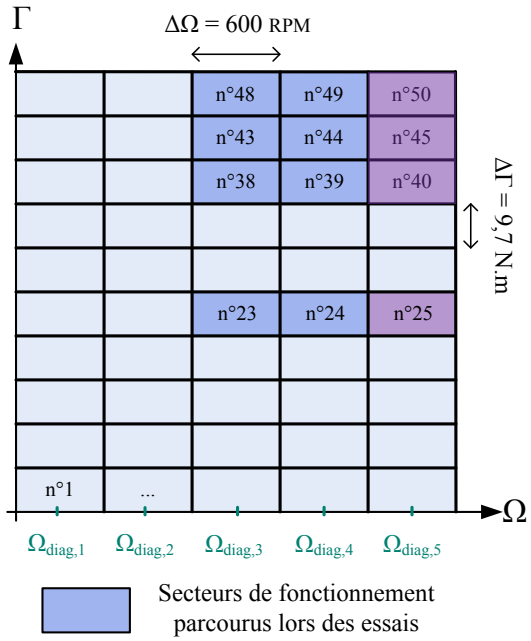


FIGURE 5.20 – Segmentation du plan couple-vitesse utilisée lors de la première campagne expérimentale sur la perte de tension des courroies réalisée à consigne de vitesse constante. Les segments représentés en bleu et violet foncé sont ceux parcourus par le moteur lors des essais.

Ce découpage est identique à celui utilisé lors des essais effectués sur les moteurs asynchrones 5,5 kW, objets du chapitre 4. Seules les vitesses de diagnostic sont différentes car la vitesse nominale du moteur utilisé sur ce nouveau banc Leroy Somer est plus élevée. Les secteurs de fonctionnement parcourus par le moteur lors de cette première campagne d'essais sont représentés en bleu et violet sur la figure 5.20. Ce profil de fonctionnement couvre une large plage de couple et de vitesse. Les zones de fonctionnement à fort couple ont été privilégiées dans ces essais, les essais préliminaires ont en effet montré que les phénomènes provoqués par la perte de tension des courroies sont plus visibles lorsque le couple transmis par les courroies est élevé. Des essais pour des niveaux des charges allant de 40% à 50% du niveau de charge nominal ont également permis de tester la sensibilité des indicateurs à plus faible couple. Malheureusement, l'ensemble des mesures de courant réalisées pour $\Omega_{moteur} = \Omega_{diag,5} = 2700$ tr.min^{-1} (représentées en violet sur la figure 5.20) sont défaillantes et ne peuvent pas être exploitées dans cette section. Un bruit important est en effet présent, en raison d'un mauvais fonctionnement des sondes de courant, et masque l'évolution des signatures de défaut sur ces enregistrements. Néanmoins, les caractéristiques d'acquisition (durée d'un enregistrement, fréquence d'échantillonnage, etc.) sont identiques à celles des essais préliminaires (cf. sous-section 5.2.1).

5.3.2 Application du protocole de diagnostic sur les différentes signatures de défaut

Signature de défaut brute

En raison des résultats obtenus lors des essais préliminaires, la signature de défaut brute retenue pour la surveillance des courroies est l'harmonique $|FI(f_{r,moteur})|$ (cf. sous-section 5.2.2). Cette signature semble en effet être sensible à la perte de tension des courroies (cf. figure 5.12) et sa fréquence, $f_{r,moteur}$, peut facilement être estimée par le variateur de vitesse. Cependant, les résultats obtenus sur les signatures $|FI(f_{r,courroies})|$ et $|FI(2.f_{r,courroies})|$ seront également présentés à titre indicatif à la fin de cette sous-section. Avant d'illustrer l'évolution de la signature de défaut brute $FI(f_{r,moteur})$, l'évolution du secteur de fonctionnement a été représenté sur la figure 5.21 (a).

Le point de fonctionnement a été modifié au cours du temps afin d'étudier le comportement des signatures dans les 8 secteurs représentés en bleu sur la figure 5.20. Cependant, tous les secteurs ont été parcourus suffisamment longtemps afin d'observer le comportement de la signature brute et de l'indicateur normalisé sur chacun d'entre eux.

La signature de défaut brute $|FI(f_{r,moteur})|$ est représentée sur la figure 5.21 (b). Nous pouvons tout d'abord constater, comme c'était le cas lors des campagnes expérimentales présentées dans le chapitre 4, que le comportement sain de cet harmonique dépend du secteur de fonctionnement. Ces variations sont cependant plus faibles que celles que nous avions pu observer pour ce même harmonique sur les moteurs MAs n°1 et n°2 testés lors des essais relatifs au défaut de balourd (cf. figures 4.7 et 4.11). Nous pouvons également remarquer que la sensibilité de la signature $|FI(f_{r,moteur})|$ ne semble pas très élevée, et ce pour les deux sévérités de défaut considérées. Bien que l'augmentation de cet harmonique soit légèrement visible lorsque la tension des courroies est diminuée, elle ne parait a priori pas suffisante pour réaliser une surveillance efficace du système de transmission.

Indicateur de défaut

Afin de vérifier ce constat, notre protocole de diagnostic a été utilisé pour normaliser la signature de défaut $|FI(f_{r,moteur})|$. Le test T_k a été sélectionné pour réaliser ce processus et $N_{ref} = 50$ enregistrements conduisent à la génération de la référence saine de la signature brute sur chaque secteur de fonctionnement. L'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ obtenu est représenté sur la figure 5.21 (c). Nous pouvons tout d'abord constater que la robustesse de l'indicateur de défaut de notre protocole de diagnostic est très bonne lors du fonctionnement sain. Le faible pourcentage de fausses alarmes, indiqué dans le tableau 5.3, indique que la signature brute suit le même comportement que durant la phase de référence. Nous pouvons également remarquer que ce protocole améliore visiblement la sensibilité de la signature $|FI(f_{r,moteur})|$. La différence entre les régimes de fonctionnement sain et défaillants est en effet plus prononcée sur cet indicateur que sur la signature brute. Les valeurs de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ supérieures au seuil d'alarme $t_{1\%}$ sont représentées en vert clair sur la figure 5.21 (c) et sont plus nombreuses en régime défaillant que

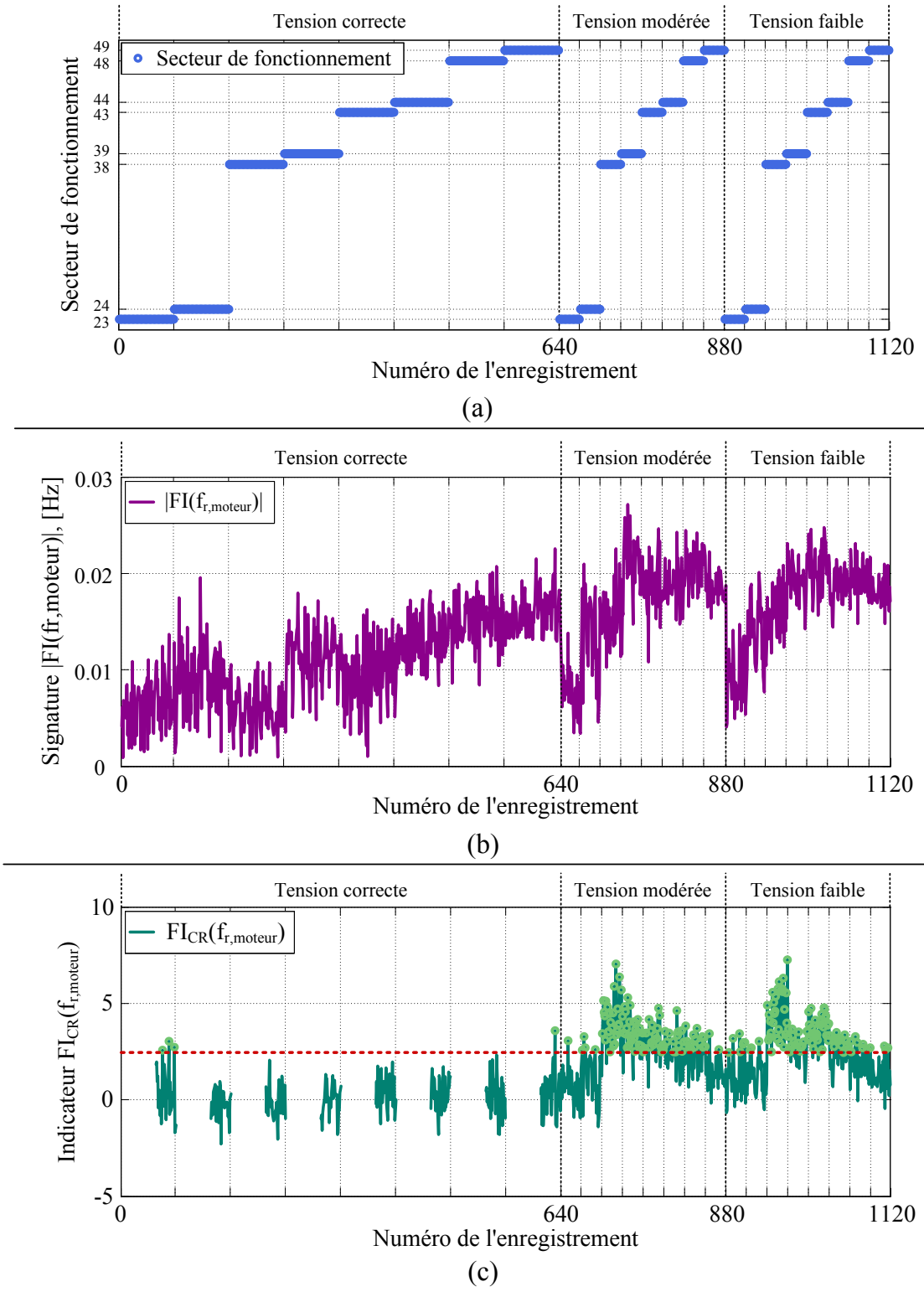
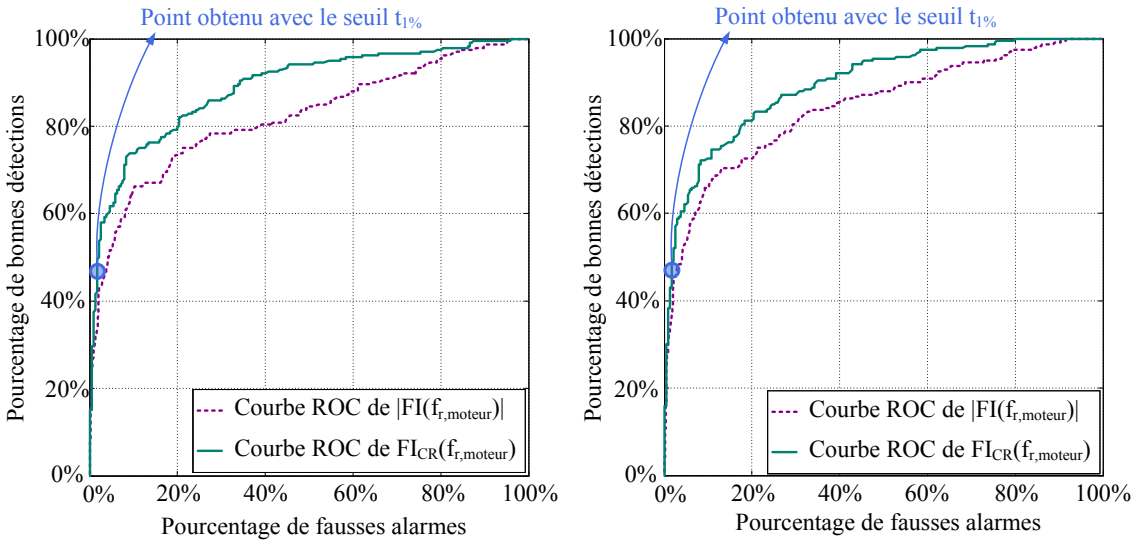


FIGURE 5.21 – Numéro du secteur de fonctionnement (a), signature brute $|FI(f_{r,moteur})|$ (b) et indicateur normalisé $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ (c) en fonction du numéro de l'enregistrement. Essais à consigne de vitesse constante.

ce que la figure 5.21 (b) laissait initialement imaginer. Cette hausse de sensibilité est notamment due à la normalisation de la signature brute vis-à-vis du secteur de fonctionnement qui permet de mieux faire apparaitre les changements de comportement par rapport à celui observé durant la phase d'apprentissage. Afin de quantifier le gain de sensibilité apporté par le protocole de diagnostic, les courbes ROC [?] de la signature $|FI(f_{r,moteur})|$ et de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ ont été représentées sur les figures 5.22 (a) et 5.22 (b).



(a) Courbes ROC de la signature $|FI(f_{r,moteur})|$ et de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ pour une tension modérée des courroies.

(b) Courbes ROC de la signature $|FI(f_{r,moteur})|$ et de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ pour une faible tension des courroies.

FIGURE 5.22 – Courbes ROC associées à la signature $|FI(f_{r,moteur})|$ (violet pointillé) et à l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ (vert continu) pour les deux sévérité du défaut de courroies. Essais à consigne de vitesse constante.

Quelque soit le seuil d'alarme choisi pour $|FI(f_{r,moteur})|$ et $FI_{CR}(f_{r,moteur})$, nous pouvons constater que les performances de l'indicateur normalisé sont toujours supérieures à celles de la signature brute. De plus, grâce à la phase d'apprentissage du système, le seuil $t_{1\%}$ est automatiquement associé à l'indicateur de manière à obtenir un pourcentage de fausses alarmes environ égal à 1% en régime de fonctionnement sain. Nous pouvons cependant constater que la qualité de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ ne semble pas aussi efficace pour la détection du défaut de courroies que pour la détection des différents niveaux de balourds testés dans le chapitre 4. Les courbes ROC obtenues ici pour l'indicateur normalisé $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ ne sont en effet pas aussi proches du coin supérieur gauche que celle obtenue sur la figure 4.9 dans le cas du plus faible niveau de déséquilibre mécanique. Les pourcentages des fausses alarmes et les valeurs du critère $C = p_{BD} - p_{FA}$ de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$, et également des indicateurs $FI_{CR}(f_{r,courroies})$ et $FI_{CR}(2.f_{r,courroies})$, sont présentés dans le tableau 5.3.

Les performances de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ sont correctes puisqu'à peu près 45% des valeurs de l'indicateur obtenues sont supérieures au seuil d'alarme pour une

	Condition de santé de courroies		
Indicateur	Tension correcte	Tension modérée	Tension faible
$FI_{CR}(f_{r,moteur})$	$p_{FA} = 1,7\%$	$C = 0,433$	$C = 0,450$
$FI_{CR}(f_{r,courroies})$	$p_{FA} = 0,0\%$	$C = 0,000$	$C = 0,000$
$FI_{CR}(2.f_{r,courroies})$	$p_{FA} = 0,0\%$	$C = 0,171$	$C = 0,208$

TABLE 5.3 – Pourcentage de fausses alarmes p_{FA} et valeur du critère C des indicateurs $FI_{CR}(f_{r,moteur})$, $FI_{CR}(f_{r,courroies})$ et $FI_{CR}(2.f_{r,courroies})$ pour les différents niveaux de tension des courroies. Essais à consigne de vitesse constante.

tension modérée des courroies. Ce résultat n'augmente cependant quasiment pas lors des essais réalisés pour une tension plus faible. Enfin, cette signature semble plus sensible que les harmoniques $FI_{CR}(f_{r,courroies})$ et $FI_{CR}(2.f_{r,courroies})$ dont les valeurs du critère C sont également listées dans le tableau 5.3.

Bilan des essais à vitesse constante

Une première campagne d'essais réalisée à consigne de vitesse constante a été présentée dans cette section. En accord avec les observations faites lors des essais préliminaires (cf. section 5.2), l'harmonique $|FI(f_{r,moteur})|$ a été sélectionnée ici comme signature de défaut brute. Le comportement des harmoniques caractéristiques $FI_{CR}(f_{r,courroies})$ et $FI_{CR}(2.f_{r,courroies})$ a cependant également été analysé. Les résultats obtenus permettent de valider les performances du protocole de diagnostic développé. Les différentes signatures considérées sont en effet normalisées vis-à-vis du système d'entrainement et du point de fonctionnement. Les références générées lors de la phase d'apprentissage permettent d'obtenir un indicateur de défaut dont le comportement est stable en régime de fonctionnement sain (cf. figure 5.21). Cependant, la sensibilité de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ n'est pas optimale (cf. figures 5.21 et 5.22). Le pourcentage de bonnes détections pour chaque sévérité du défaut de tension de courroies est en effet seulement de 45%. Le protocole de diagnostic n'est pas responsable de cette faible sensibilité puisque celle de l'indicateur normalisé est tout de même meilleure que celle de la signature de base. Ce problème provient de la sensibilité trop faible de la signature $|FI(f_{r,moteur})|$ vis-à-vis du défaut surveillé.

Afin de remédier à cela, une seconde approche de diagnostic, compatible avec le protocole développé dans les chapitres 2 et 3, a été utilisée. Le principe de cette méthode et les résultats obtenus sont présentés dans la section 5.4.

5.4 Application du protocole de diagnostic avec une consigne de vitesse carrée

Afin de vérifier les résultats obtenus lors des des essais préliminaires réalisés avec une consigne de vitesse carrée, une campagne d'essais a été menée pour vérifier l'efficacité de cette méthode en vue de la surveillance des systèmes de transmission

par courroies. Les conditions opératoires et les caractéristiques de ces essais sont tout d'abord détaillées dans la sous-section 5.4.1. La définition des signatures de défauts brutes et de l'indicateur de défaut normalisé retenu pour réaliser le diagnostic des courroies sont ensuite expliqués dans la sous-section 5.4.2. Enfin, les résultats obtenus dans ce chapitre sont confirmés via une dernière campagne expérimentale effectuée avec un rapport de transmission non-unitaire. Les résultats, obtenus avec une consigne de vitesse fixe et une consigne carrée, sont présentés dans la sous-section 5.4.3.

5.4.1 Protocole de diagnostic et consigne de vitesse

Protocole et essais

Les paramètres du protocole de diagnostic utilisé dans cette seconde campagne expérimentale dédiée aux défauts de courroies ($\Delta\Omega$, $\Delta\Gamma$, $\Omega_{diag,i}$, etc.) sont identiques à ceux utilisés lors de la campagne à consigne de vitesse fixe et détaillés dans la sous-section 5.3.1. De plus, les sévérités de défaut testées (tension correcte, tension modérée et faible tension des courroies) sont également identiques à celles de la section 5.3. Afin de pouvoir comparer les indicateurs obtenus avec chaque méthode, les campagnes d'essais à consignes de vitesse fixe et carrée ont en effet été menées en parallèle pour que les grandeurs surveillées soient enregistrées dans les mêmes conditions opératoires.

Les secteurs de fonctionnement parcourus par le moteur asynchrone durant cette seconde campagne d'essais sont également les mêmes que ceux parcourus durant la première série de tests (cf. 5.20). Cependant, la défaillance des sondes de courant observée pour les enregistrement réalisés à $\Omega_{diag,5} = 2700$ tr.min^{-1} affecte très peu les signatures brutes considérées dans cette section. En effet, le bruit présent sur ces mesures masquait l'évolution, entre autres, de l'harmonique $|FI(f_{r,moteur})|$ dont le niveau est très bas dans le spectre de la fréquence instantanée des courants. En revanche, les signatures de défaut utilisées ici seront les harmoniques multiples de la fréquence f_c dans le spectre des différentes grandeurs mesurées (et en particulier dans celui de l'amplitude instantanée des courants). Ces harmoniques, provoqués par le profil carré de la consigne de vitesse, ont une amplitude importante et sont par conséquent peu affectés par le bruit excessif des sondes de courants.

Consigne de vitesse carrée

Durant les enregistrements réalisés lors de cette seconde campagne expérimentale, un profil particulier de consigne de vitesse $\Omega_{ref}(t)$ a été utilisé. Il est composé de la superposition :

- → d'une composante continue égale à $\Omega_{diag,i}$, i.e. la vitesse de diagnostic correspondant au secteur de fonctionnement parcouru.
- → d'un signal carré d'amplitude crête à crête égale à $\delta\Omega = 55$ tr.min^{-1} et de fréquence $f_c = 1$ Hz.

Les valeurs des paramètres $\delta\Omega$ et f_c du signal carré utilisé lors des essais préliminaires ont été conservés car elles permettent d'amplifier les effets d'une perte de

tension des courroies sur la durée d'un enregistrement sans pour autant perturber le fonctionnement du système ($\delta\Omega < 0,02.\Omega_n$). Un exemple de ce profil de consigne de vitesse est illustré sur la figure 5.23.

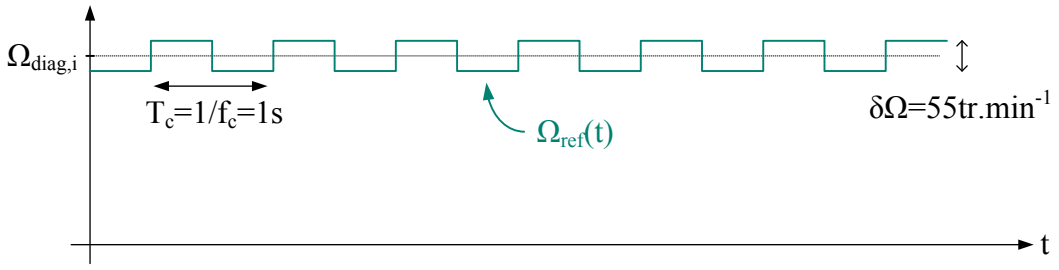


FIGURE 5.23 – Profil de vitesse carré utilisé lors de la seconde campagne expérimentale dédiée à l'étude des défauts de courroies.

Cette approche de diagnostic est ainsi compatible avec l'utilisation du protocole de diagnostic développé précédemment. Lors des phases de diagnostic, la moyenne de la consigne de vitesse est fixée égale à la vitesse de diagnostic $\Omega_{diag,i}$ et le signal carré d'amplitude $\delta\Omega/2$ et de fréquence f_c est superposé à cette valeur.

5.4.2 Application du protocole sur les différentes signatures de défaut

Signatures brutes $|AI(n.f_c)|$

En raison des résultats obtenus lors des essais préliminaires, nous nous concentrerons dans cette section sur l'étude de la famille d'harmoniques de l'amplitude instantanée des courants aux fréquences multiples de f_c, i.e la fréquence de la consigne carrée de la vitesse. Cette famille semble en effet être sensible à la perte de tension des courroies (cf. figure 5.19) et les fréquences de ces signatures ($n.f_c$ avec $n \in \mathbb{N}^*$) sont connues. De plus, le calcul de l'AI ne nécessite que les mesures des courants de phase du moteur. Cependant, les résultats obtenus à partir de la fréquence instantanée des courants et de la vitesse mécanique sont également mentionnés à titre indicatif à la fin de cette section.

Afin d'analyser l'évolution de la famille des signatures $|AI(n.f_c)|$ avec le niveau de tension des courroies, leurs valeurs sont représentées sur la figure 5.24 en fonction de leur rang n pour les différentes conditions de santé des courroies dans le cas particulier du secteur de fonctionnement n°39.

Sur la figure 5.24 (a), les valeurs des signatures $|AI(n.f_c)|$ obtenues durant la phase de référence du système, i.e. lors des $N_{ref} = 50$ premiers enregistrements effectués sur le secteur n°39 par exemple, sont représentés en vert. Nous pouvons constater que les valeurs obtenues ensuite pour le même niveau de tension (fonctionnement sain), et représentées en bleu, suivent le même comportement que les échantillons de référence, et ce quelque soit le rang n de l'harmonique $|AI(n.f_c)|$. En revanche, lorsque le niveau de tension des courroies diminuent (cf. figure 5.24(b) et 5.24(c)), cette famille d'harmoniques est fortement impactée par ce défaut et

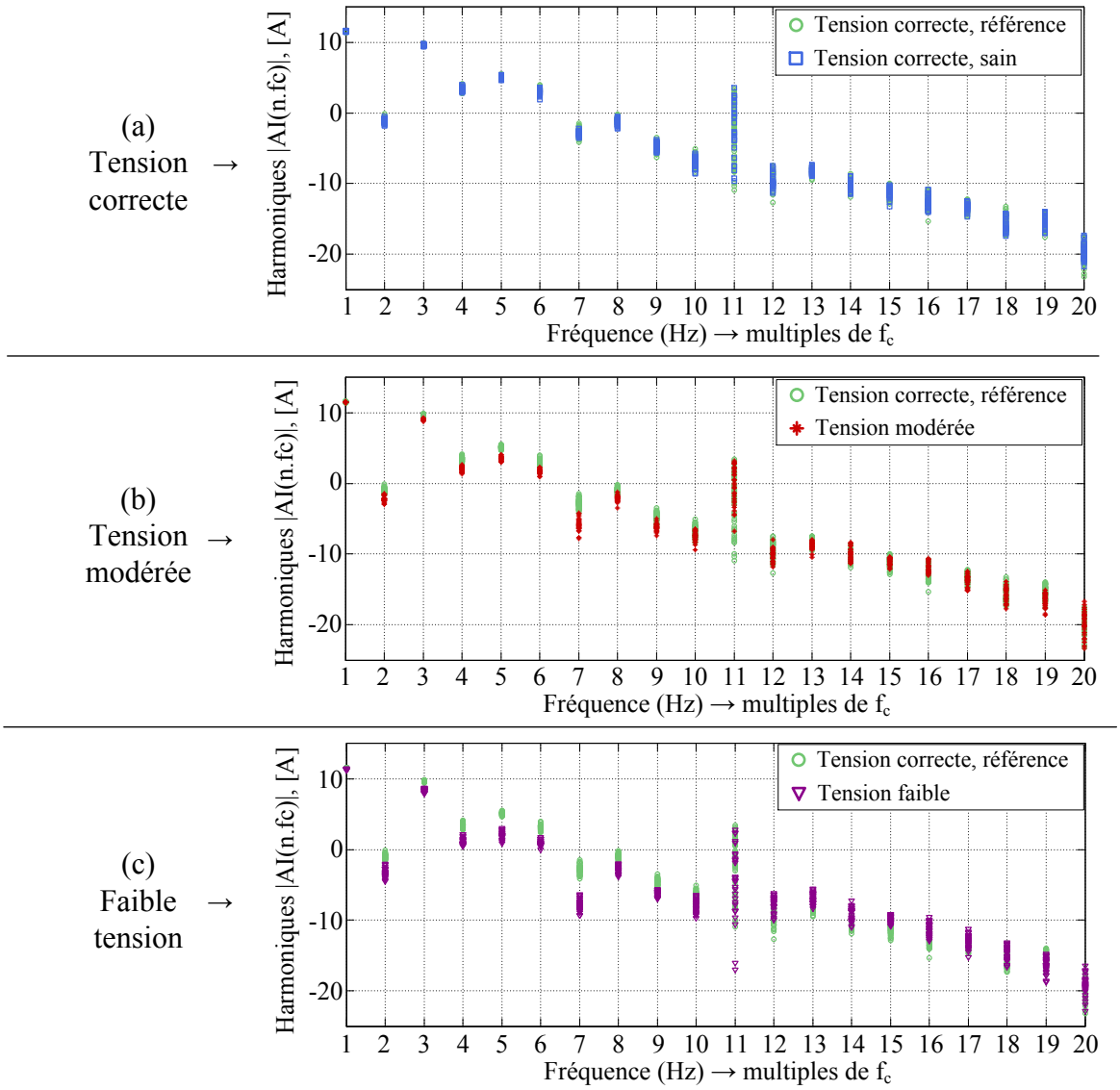


FIGURE 5.24 – Évolution des harmoniques $|AI(n.f_c)|$ en fonction du niveau de tension des courroies par rapport au comportement de référence (ronds verts) dans le secteur de fonctionnement n°39. Tension des courroies correcte (a), modérée (b) et faible (c). Essais à consigne de vitesse carrée.

s'éloigne du comportement de référence représenté en vert. Ces changements traduisent la déformation temporelle de l'AI, vis-à-vis de la consigne carrée de vitesse, provoquée par la perte de tension des courroies.

Enfin, nous pouvons remarquer que le défaut de courroies ne provoquent pas nécessairement une augmentation des harmoniques $|AI(n.f_c)|$ puisque nous ne surveillons pas ici l'augmentation d'une oscillation de couple à une fréquence particulière. L'objectif de la méthode présentée dans cette section est de caractériser la déformation des réponses temporelles de certaines grandeurs, ici l'AI, vis-à-vis d'une référence établie en régime sain. Par conséquent, cette déformation peut provoquer une évolution des harmoniques $|AI(n.f_c)|$ à la hausse pour certaines valeurs du rang

n et à la baisse pour d'autres. Dans notre exemple, nous pouvons observer que la perte de tension des courroies provoque une baisse de la valeur des harmoniques $|AI(n.f_c)|$ pour $n \in [1 \rightarrow 10]$ et une légère hausse pour $n \in [11 \rightarrow 16]$. Les harmoniques dont le rang n est supérieur ou égal à 17 ne semblent pas affectés par le défaut de courroies dans ce cas présent.

Indicateurs $AI_{CR}(n.f_c)$

Afin de vérifier les premiers constats réalisés sur les signatures brutes $|AI(n.f_c)|$ à partir de la figure 5.24, notre protocole de diagnostic a été appliqué sur celles-ci afin de les normaliser par rapport à leur comportement de référence. De la même manière que dans le cas des essais à consigne de vitesse constante présentés dans la section 5.3, le test T_k a été sélectionné ici comme outil de normalisation et $N_{ref} = 50$ enregistrements ont été utilisés pour générer les références saines des signatures brutes $|AI(n.f_c)|$. Les indicateurs normalisés $AI_{CR}(n.f_c)$ obtenus à l'issu de ce processus sont représentés sur la figure 5.25 en fonction de leur rang n pour les trois niveaux de tension des courroies testés (cas particulier du secteur n°39).

Nous pouvons observer sur cette figure 5.25(a) que les valeurs de nos indicateurs $AI_{CR}(n.f_c)$ restent majoritairement comprises, en régime sain, entre les deux seuil $-t_{0,5\%}$ et $+t_{0,5\%}$ représentés en rouge pointillé. Cela confirme les observations faites sur la figure5.24 et montre la robustesse du protocole développé pour le suivi et la normalisation d'un grand nombre de signatures (ici égal à 20). En revanche, le comportement des indicateurs normalisés $AI_{CR}(n.f_c)$ s'éloigne fortement de celui de référence lorsque la tension des courroies est diminuée (cf. figure 5.25(b) et 5.25(c)). Cette écart vis-à-vis du comportement de référence diffère en amplitude et en direction (positif ou négatif) selon le rang n de l'harmonique. En accord avec les observations faites sur les signatures brutes $|AI(n.f_c)|$ représentées sur la figure 5.24, les indicateurs les plus sensibles correspondent au rang $n \in [1 \rightarrow 8]$.

Bien que les représentations illustrées sur la figure 5.25 permettent de statuer visuellement sur l'état de santé des courroies, il semble cependant complexe d'exploiter les informations fournies par nos indicateurs $AI_{CR}(n.f_c)$ en les traitant comme n indicateurs de défaut indépendants. Il est par conséquent nécessaire de combiner ces différents indicateurs pour faciliter la prise de décision sur l'état de santé du système.

Création d'un indicateur de défaut unique $AI_{CR,1/n}$

L'utilisation d'une consigne de vitesse carrée permet d'observer dans le domaine spectral les phénomènes provoqués par des accélérations successives du moteur asynchrone. Les signatures brutes associées au défaut de courroies sont ici les harmoniques $|AI(n.f_c)|$ dans le cas de l'amplitude instantanée des courants. Cependant, le nombre de signatures à surveiller est important et toutes ne réagissent pas de la même manière. Il est donc intéressant de fusionner les informations de chacun de ces harmoniques pour générer une signature de défaut unique représentative de la déformation de l'AI (ou d'une autre variable) provoquée par le défaut de courroies.

Soit x(t) la grandeur surveillée, une solution intéressante consiste à utiliser comme indicateur de défaut unique une combinaison linéaire des différents indi-

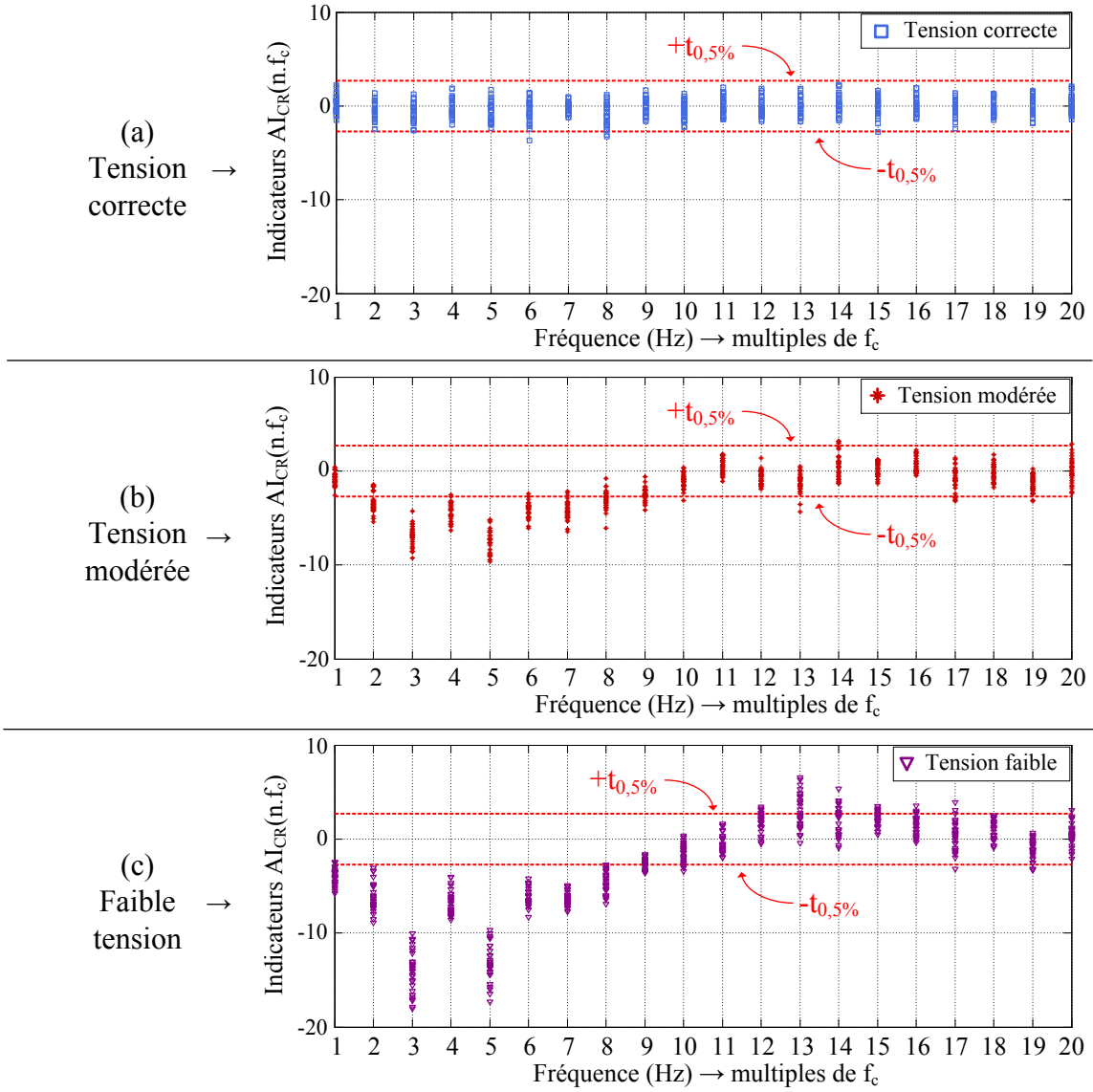


FIGURE 5.25 – Évolution des indicateurs normalisés $AI_{CR}(n.f_c)$ en fonction du niveau de tension des courroies dans le secteur de fonctionnement n°39. Tension des courroies correcte (a), modérée (b) et faible (c). Essais à consigne de vitesse carrée.

cateurs $X_{CR}(n.f_c)$. Afin d'être adaptée à la détection du défaut de courroies, cette combinaison doit respecter plusieurs critères :

1. la baisse et la hausse d'un harmonique doivent être reflétées de la même manière dans la signature finale. Elles sont en effet toutes deux représentatives de la déformation de la grandeur $x(t)$ générée par le défaut.
2. l'importance accordée au coefficient c_n doit décroitre avec son rang n. La perte d'adhérence des courroies se manifeste en effet essentiellement sur les harmoniques basses fréquences des grandeurs étudiées (cf. figures 5.24 et 5.25).

De nombreuses combinaisons des indicateurs $X_{CR}(n.f_c)$ permettent de satisfaire

ces deux conditions. La solution que nous avons choisi lors de cette étude est définie par l'équation (5.8).

$$X_{CR,1/n} = \frac{\sum_{n=1}^{20} \frac{1}{n} |X_{CR}(n.f_c)|}{\sum_{n=1}^{20} \frac{1}{n}} \tag{5.8}$$

L'utilisation de la valeur absolue $|X_{CR}(n.f_c)|$ permet de satisfaire la première condition énoncée précédemment. En effet, une hausse ou une baisse de même amplitude de cet indicateur influencera de la même manière l'indicateur de défaut $X_{CR,1/n}$. De plus, la pondération des valeurs $|X_{CR}(n.f_c)|$ par le terme $\frac{1}{n}$ permet de remplir la seconde condition en accordant plus d'importance aux harmoniques basses fréquences du signal $x(t)$.

Afin de tester la validité et l'intérêt d'un tel indicateur, celui-ci a été calculé pour chacun des enregistrements réalisés lors de la seconde campagne d'essais relative aux défauts de courroies. À partir des valeurs des $AI_{CR}(n.f_c)$, l'indicateur $AI_{CR,1/n}$ a été calculé à l'aide de l'équation (5.8). Le numéro du secteur de fonctionnement et la valeur de l'indicateur de défaut unique $AI_{CR,1/n}$ ont été respectivement représentés sur les figure 5.26(a) et 5.26(b) en régime sain et pour deux régimes de défaut. Le seuil d'alarme $t_{1\%}$ associé à cet indicateur a également été tracé en rouge sur la figure 5.26(b).

Nous pouvons tout d'abord constater que l'indicateur de défaut $AI_{CR,1/n}$ obtenu est bien plus sensible que l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ obtenu à consigne de vitesse constante et détaillé dans la section 5.3 (cf. figure 5.21). Les valeurs de cet indicateur supérieures au seuil d'alarme $t_{1\%}$ sont distinguées par les cercles en bleu clair sur la figure 5.26(b). Nous pouvons remarquer que les bonnes détections sont très nombreuses en régime défaillant (tensions modérée et faible des courroies). Néanmoins, cette sensibilité semble dépendre du secteur de fonctionnement. Globalement, la valeur de l'indicateur $AI_{CR,1/n}$ augmente en effet avec le niveau de couple transmis par les courroies. De plus, la qualité de normalisation fournie par notre protocole de diagnostic est très bonne. Les valeurs de l'indicateur supérieures au seuil $t_{1\%}$ (fausses alarmes) sont en effet très rares lors du régime de fonctionnement sain (pour une tension correcte des courroies).

Le récapitulatif des valeurs du pourcentage de fausses alarmes p_{FA} et du critère C de l'indicateur $AI_{CR,1/n}$ est fourni par le tableau 5.4 pour les différentes conditions de santé des courroies testées.

Les performances de l'indicateur de défaut $AI_{CR,1/n}$ sont visiblement meilleures que celles fournies par les indicateurs de défaut obtenus lors des essais à vitesse constante de la section 5.3. L'imposition d'accélérations successives au système d'entrainement permet donc d'exacerber la perte d'adhérence provoquée par la baisse de tension des courroies le temps des courtes phases dédiées au diagnostic. La régularité de perturbations fournies par la consigne carrée de vitesse permet en outre d'exploiter des signatures de défaut dans le domaine spectral à des fréquences connues d'avance. Ces différentes raisons expliquent ainsi la meilleure sensibilité obtenue via cette seconde approche de diagnostic des systèmes de transmission par courroies. Enfin, les indicateurs de défaut $FI_{CR,1/n}$ et $\Omega_{moteur,CR,1/n}$, respectivement calculés à partir de la fréquence instantanée des courants et de la vitesse mécanique du moteur,

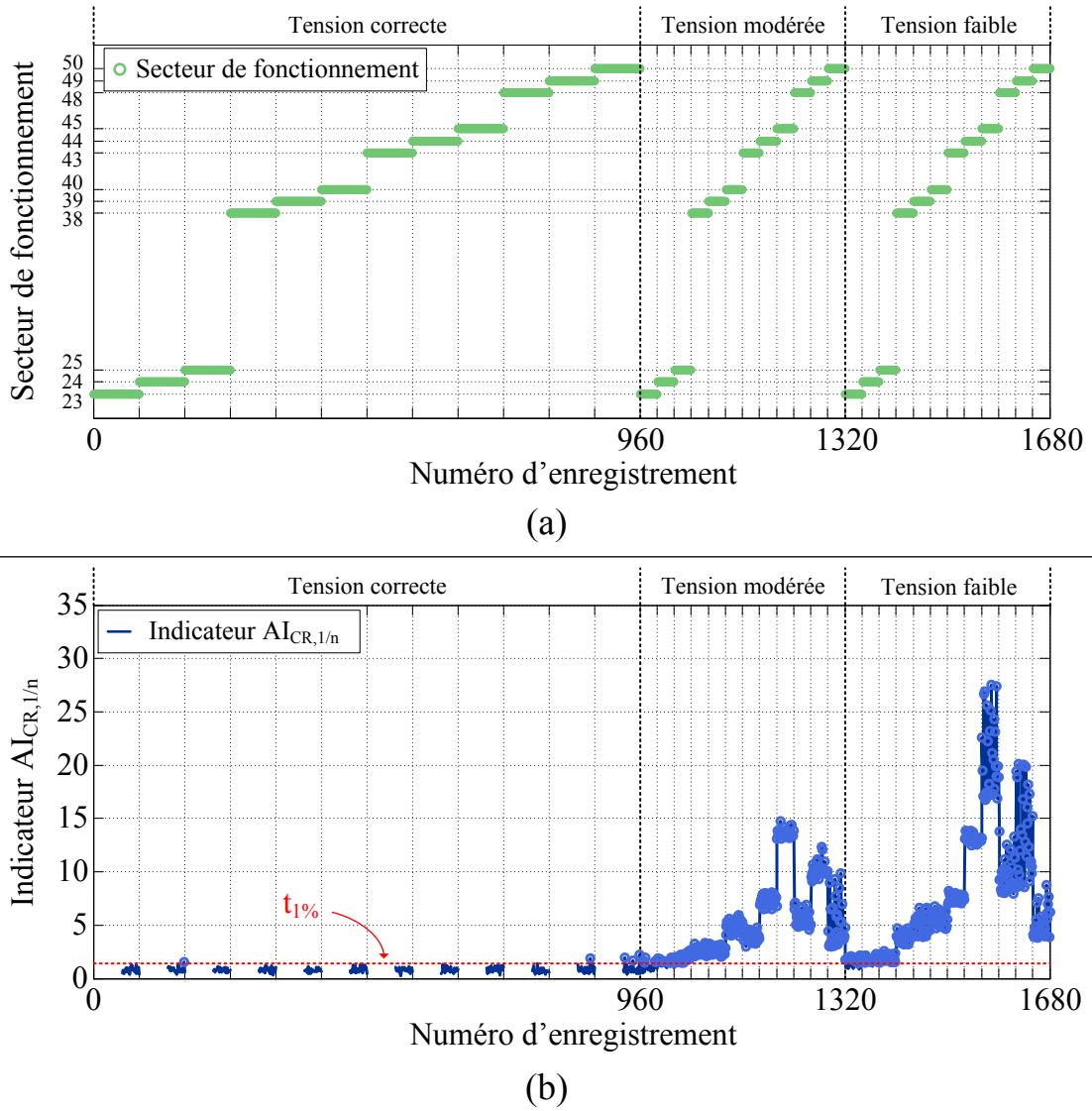


FIGURE 5.26 – Numéro du secteur de fonctionnement (a) et indicateur de défaut $AI_{CR,1/n}$ (b) représentés en fonction du numéro d'enregistrement. Les cercles bleus (b) correspondent aux valeurs de l'indicateur $AI_{CR,1/n}$ supérieures au seuil $t_{1\%}$ (représenté en rouge). Essais à consigne de vitesse carrée.

n'ont pas été représentés dans cette section afin de faciliter la lecture de ce chapitre. Cependant, les performances de détection de ces deux indicateurs sont également fournies dans le tableau 5.4. Nous pouvons y constater que les performances des trois indicateurs $AI_{CR,1/n}$, $FI_{CR,1/n}$ et $\Omega_{moteur,CR,1/n}$ sont équivalentes dans le cas des essais présentés dans cette section. Notre indicateur $AI_{CR,1/n}$ est néanmoins celui qui présente les meilleures performances globales sur les deux sévérités du défaut testées ici.

	Condition de santé de courroies		
Indicateur	Tension correcte	Tension modérée	Tension faible
$AI_{CR,1/n}$	$p_{FA} = 1,4\%$	$C = 0,858$	$C = 0,892$
$FI_{CR,1/n}$	$p_{FA} = 1,7\%$	$C = 0,819$	$C = 0,867$
$\Omega_{moteur,CR,1/n}$	$p_{FA} = 2,8\%$	$C = 0,869$	$C = 0,831$

TABLE 5.4 – Pourcentage de fausses alarmes p_{FA} et valeur du critère C des indicateurs $AI_{CR,1/n}$, $FI_{CR,1/n}$ et $\Omega_{moteur,CR,1/n}$ pour les différentes conditions de santé des courroies. Essais à consigne de vitesse carrée.

5.4.3 Résultats pour un rapport de transmission non-unitaire

Les campagnes d'essais présentées dans la section 5.3 et dans les sous-sections 5.4.1 et 5.4.2 ont permis de comparer deux approches de diagnostic différentes : avec une consigne de vitesse constante et avec une consigne carrée. Les résultats obtenus pour un rapport de transmission unitaire (lorsque les deux poulies utilisées ont le même diamètre) ont montré l'intérêt d'utiliser un profil "dynamique" de consigne de vitesse pour la surveillance des courroies de transmission. Afin de valider ce constat dans des conditions opératoires différentes, deux campagnes expérimentales complémentaires, à consigne de vitesse fixe et carrée, ont été réalisées avec une poulie côté moteur de diamètre égale à $D_{p,moteur} = 250$ mm (anciennement égal à 160 mm) et en conservant la poulie de diamètre $D_{p,charge} = 160$ mm au niveau de la machine à courant continu. Les courroies ont également été changées afin que leur longueur de 1757 mm (anciennement égale à 1600 mm) s'adapte à la nouvelle configuration des poulies.

Pour chaque méthode de diagnostic, 1280 enregistrements ont été réalisés et sont composés de :

- $\mathbf{N_{sain} = 640}$ enregistrements effectués en régime de fonctionnement sain avec une tension correcte des courroies.
- $\mathbf{N_{defaut} = 640}$ enregistrements effectués en régime défaillant avec une faible tension des courroies.

Les secteurs de fonctionnement parcourus par le moteur lors de ces essais sont ceux représentés en bleu sur la figure 5.20. Les secteurs indiqués en violet n'ont pas pu être utilisés en raison de la nouvelle valeur du rapport de transmission $R_t \simeq 1,56$. En effet, la vitesse $\Omega_{diag,5} = 2700$ tr.min^{-1} impliquerait une vitesse de 4212 tr.min^{-1} de la machine à courant continu, trop grande par rapport à sa valeur nominale.

Pour chacune des deux approches de diagnostic, nos indicateurs de défaut normalisés $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ (consigne constante de vitesse) et $AI_{CR,1/n}$ (consigne carrée de vitesse) ont été calculés sur chacun des enregistrements réalisés. De la même manière que pour les campagnes expérimentales précédentes, le nombre d'enregistrements N_{ref} servant à générer les références saines des signatures de défaut sur chaque secteur a été choisi égal à 50. Les valeurs de nos indicateurs ont été comparées à leurs seuils d'alarme $t_{1\%}$ respectifs pour les deux conditions des courroies

testées. Les pourcentages de fausses alarmes et de bonnes détections, respectivement notés p_{FA} et p_{BD}, ainsi que les valeurs du critère C ont été calculés pour chacun des indicateurs de défaut et sont listées dans le tableau 5.5.

	Condition de santé de courroies	
Indicateur	Tension correcte	Tension faible
$AI_{CR,1/n}$	$p_{FA} = 1,3\%$	$C = 0,987$
$FI_{CR}(f_{r,moteur})$	$p_{FA} = 0,4\%$	$C = 0,061$

TABLE 5.5 – Pourcentage de fausses alarmes p_{FA} et valeur du critère C des indicateurs $AI_{CR,1/n}$ (consigne de vitesse carrée) et $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ (consigne de vitesse constante) pour les différentes conditions de santé des courroies et un rapport de transmission non-unitaire.

Nous pouvons tout d'abord constater que les performances de notre indicateur $AI_{CR,1/n}$ confirment les résultats obtenus dans les sous-sections 5.4.1 et 5.4.2 en termes de robustesse et de sensibilité. De plus ses performances sont supérieures à celles de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ obtenu avec une consigne de vitesse constante, comme c'était le cas lors des essais réalisés à rapport de transmission unitaire. Les performances de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ sont en revanche décevantes. Sa robustesse est correcte ($p_{FA} = 0,4\%$) mais sa sensibilité est très mauvaise avec un pourcentage de bonnes détections de seulement $6,6\%$. Cette faible valeur peut s'expliquer par la configuration de transmission utilisée lors de ces essais. En effet, une plus grande poulie a été utilisée du côté du moteur asynchrone ce qui augmente ainsi la surface d'adhérence des courroies sur la poulie tournant à la fréquence $f_{r,moteur}$. Les signatures obtenues à cette fréquence sur les différentes grandeurs mesurables sont alors probablement moins sensibles à la perte de tension des courroies.

En conclusion, les essais présentés dans cette sous-section et réalisés pour un rapport de transmission $R_t \simeq 1,56$ ont permis de valider les performances de notre approche de diagnostic présentée dans la section 5.4. Les performances de détection de notre indicateur $AI_{CR,1/n}$ obtenues avec une consigne carrée de vitesse sont en effet très bonnes et supérieures à celles de l'indicateur $FI_{CR}(f_{r,moteur})$, i.e. avec l'approche de diagnostic classique présentée dans la section 5.3.

Conclusion sur la surveillance des systèmes poulies-courroies

Dans ce chapitre, une étude expérimentale a été menée sur la détection des défaillances des systèmes de transmission par courroies. Les différents phénomènes physiques et modes de dégradations des poulies et courroies ont été décrits dans la section 5.1. À l'issue de cette étude, nous avons choisi d'étudier les effets de la perte de tension des courroies sur un système d'entrainement. Ce défaut a été choisi parmi les divers défaillances possibles pour sa représentativité de la dégradation des

courroies (génération de patinage) mais également pour sa simplicité de mise en place et la fiabilité des résultats obtenus (pas de démontage/remontage du banc). Dans la section 5.2, le dispositif expérimental de Leroy Somer utilisé pour réaliser le diagnostic des courroies a été présenté. Les différents éléments de puissance, de mesure et d'acquisition, dont les caractéristiques sont indiquées en annexe A, ont notamment été détaillées. Une campagne d'essais préliminaires a été menée afin d'étudier les effets de différents niveaux de perte de tensions des courroies sur les grandeurs électriques et mécaniques pour différents profils de consigne de vitesse : constant, échelon et créneau. Des résultats encourageants ont été obtenus pour les différentes approches de diagnostic.

Dans la section 5.3, une première campagne d'essais réalisée avec une consigne de vitesse constante a été présentée. Les caractéristiques de notre protocole de diagnostic et les secteurs de fonctionnement parcourus lors des essais réalisés ont tout d'abord été décrits dans la sous-section 5.3.1. L'indicateur de défaut normalisé $FI_{CR}(f_{r,moteur})$ obtenu à l'issue du processus de normalisation a ensuite été illustré dans la sous-section 5.3.2. La robustesse de cet indicateur ainsi que sa hausse de sensibilité par rapport à la signature brute $FI(f_{r,moteur})$ (cf. figure 5.22) ont permis de valider les performances du protocole de diagnostic sur un système expérimental fortement différent de celui du chapitre 4. Cependant, la sensibilité de cet indicateur (et d'autres comme $FI_{CR}(2.f_{r,courroie})$) n'est pas optimale. Le pourcentage de bonnes détections obtenu pour la plus forte sévérité du défaut testée ne dépasse en effet pas 50 %.

Une seconde campagne expérimentale a été réalisée avec une consigne carrée de vitesse dans la section 5.4. Les conditions opératoires de ces essais (sévérités du défaut de courroies, caractéristiques du protocole, secteurs de fonctionnement, etc.) sont en tous points identiques à celles de la campagne d'essais de la section 5.3 afin de pouvoir comparer les deux approches de diagnostic de manière rigoureuse. Dans la sous-section 5.4.2, le protocole de diagnostic a été appliqué sur les harmoniques $AI(n.f_c)$. La perte de tension des courroies a été visiblement observée sur les indicateurs $AI_{CR}(n.f_c)$, et ce pour les deux sévérités de défaut considérées. De plus, un indicateur de défaut unique, noté $AI_{CR,1/n}$ a été défini à partir des $AI_{CR}(n.f_c)$ afin de faciliter l'interprétation des données fournies par le protocole de diagnostic. Les très bonnes performances de cet indicateur ont été résumées dans le tableau 5.4 et se sont révélées bien supérieures à celles obtenues avec l'approche présentée dans la section 5.3. Enfin, ce constat a été confirmé par les résultats d'une campagne d'essais complémentaire dans la sous-section 5.4.3, réalisée avec un jeu de poulies, et donc un rapport de transmission R_t, différent de celui utilisé précédemment.

Conclusion générale et perspectives

Les différents travaux présentés dans ce manuscrit de thèse ont porté sur la détection des défauts d'origine mécanique dans les applications industrielles entrainées par des moteurs asynchrones. L'objectif de cette étude était de définir un protocole de diagnostic robuste et sensible adapté à la surveillance automatique de nombreux systèmes électromécaniques aux propriétés fortement hétérogènes (inertie, type de charge et de transmission, polarité du moteur, puissance nominale, etc.). Ce travail a été effectué dans le cadre d'une collaboration CIFRE entre le groupe de recherche CODIASE du laboratoire LAPLACE et l'entreprise Leroy Somer.

Le contexte industriel et scientifique dans lequel s'inscrit notre travail a tout d'abord été présenté dans le chapitre 1. La diversité des systèmes électromécaniques ciblés par cette étude a pu être présentée et les possibilités de diagnostic offertes par les variateurs de vitesses industriels ont également été détaillées. De plus, l'analyse de la répartition des défaillances observées dans les systèmes d'entrainement asynchrones nous a permis d'orienter nos recherches vers la détection des dégradations d'origine mécanique. L'état de l'art de ce domaine nous a amené à constater qu'il existe de nombreuses méthodes de diagnostic adaptées à la détection de cette catégorie de défauts. Des signatures révélatrices de la sévérité de certains défauts peuvent en effet être extraites à partir d'outils de traitement du signal dans les grandeurs électriques et mécaniques du moteur. Cependant, la diversité des systèmes d'entrainement à surveiller ainsi que la variation de leur point de fonctionnement au cours de leur vie posent plusieurs problèmes vis-à-vis de l'interprétation des signatures de défaut fournies par l'approche signal. Le comportement des signatures de défauts brutes est en effet trop dépendant de l'application surveillée et de son point de fonctionnement pour que leurs valeurs puissent être exploitées directement.

Dans le chapitre 2, une méthodologie de surveillance des systèmes d'entrainement asynchrones a été développée afin de permettre le diagnostic automatique d'une large gamme d'applications industrielles aux caractéristiques variées. L'idée générale de ce processus consiste à caractériser le comportement sain d'un système au début de son fonctionnement, i.e. lorsqu'aucun défaut n'est a priori présent. Les mesures effectuées tout au long de sa vie peuvent ensuite être comparées à ce comportement de référence afin de détecter l'apparition d'une défaillance. La méthode proposée consiste à caractériser ce comportement sain d'un système est réalisée via la création de références statistiques des signatures caractéristiques des différents défauts ciblés. Plusieurs outils statistiques permettant de générer ces références ont été étudiés dans ce chapitre et le nombre d'échantillons nécessaires pour évaluer correctement le comportement d'une signature a fait l'objet d'une évaluation théorique. En utilisant ces mêmes outils statistiques, un indicateur de défaut caractérisant l'éloignement d'une signature de défaut vis-à-vis de sa référence saine peut être calculé pour chaque

nouvel enregistrement. Un seuil d'alarme, indépendant du système surveillé, peut alors être associé à cet indicateur statistique afin de détecter les enregistrements pour lesquels le défaut ciblé a une forte probabilité d'être présent. Un critère d'évaluation C a été défini afin d'évaluer les performances des différents indicateurs de défauts obtenus lors des validations expérimentales présentées dans les chapitres 4 et 5. Ce critère est basé sur le nombre de bonnes détections et de fausses alarmes.

Dans le chapitre 3, les effets d'une oscillation du couple de charge (caractéristique de nombreux défauts mécaniques) à une fréquence particulière $f_{défaut}$ sur les différentes grandeurs d'un moteur asynchrone ont été étudiés dans la section 3.1. Cette analyse nous a permis de confirmer deux signatures de défaut sensibles aux défauts mécaniques : l'harmonique $FI(f_{défaut})$ de la fréquence instantanée des courants statoriques et, dans une moindre mesure, l'harmonique $AI(f_{défaut})$ de l'amplitude instantanée. Dans la section 3.2, le processus de normalisation statistique présenté dans le chapitre 2 a été étendu à l'ensemble du plan couple-vitesse du moteur. Une sélection de vitesses de rotation dédiées aux phases de diagnostic ainsi qu'un découpage de l'axe de charge du moteur ont été associés afin de segmenter le plan couple-vitesse en différentes zones de fonctionnement. Des références statistiques du comportement sain des signatures de défaut ciblées peuvent alors être réalisées sur chacun des secteurs de fonctionnement à l'aide du processus décrit dans le chapitre 2. Lorsque la phase d'apprentissage est terminée, les indicateurs de défaut sont calculés à chaque nouvel enregistrement à l'aide de la référence correspondante au point de fonctionnement du moteur. De ce fait, ces indicateurs sont indépendants de la vitesse et du niveau de charge du système surveillé. Enfin, l'impact du protocole de diagnostic que nous avons développé dans les chapitres 2 et 3 sur les applications industrielles, notamment l'influence d'un changement temporaire de vitesse, a été discuté dans la section 3.3. Nous avons alors constaté que la souplesse de segmentation du plan couple-vitesse (via le choix du nombre de vitesses de diagnostic et de zones de charge) permet d'adapter ce protocole de diagnostic à la plupart des applications de ventilation, de compression et de pompage.

Afin de valider expérimentalement le protocole de diagnostic défini dans les chapitres 2 et 3, plusieurs campagnes expérimentales ont été réalisées et présentées dans les chapitres 4 et 5. Le défaut de déséquilibre mécanique, ou balourd, a été étudié dans le chapitre 4. Après une analyse de la bibliographie relative à cette défaillance, nous avons choisi d'utiliser l'harmonique de la fréquence instantanée des courants (FI) à la fréquence de rotation du moteur f_r comme signature de défaut brute. Cette signature a été calculée sur de nombreux enregistrements réalisés pour différentes vitesses, différents niveaux de charges et pour deux moteurs asynchrones différents. L'application du protocole de diagnostic sur ces données nous a permis de valider ses qualités de normalisation des signatures de défaut par rapport au système surveillé ainsi que vis-à-vis de son point de fonctionnement (pourcentage de fausses alarmes environ égal à 1% quelque soit l'indicateur considéré). Dans le chapitre 5, des essais ont été réalisés sur un système d'entrainement asynchrone afin d'étudier les effets provoqués par la dégradation d'un système de transmission par courroies. Ce type de défaillances ayant été très peu étudié dans la littérature, des essais préliminaires ont tout d'abord été réalisés afin d'observer les effets générés par une perte de tension des courroies. Pour cela, plusieurs séries de tests ont été réalisées pour différents pro-

fils de consigne de vitesse du moteur (constant, échelon, créneau). Des signatures de défaut caractéristiques ont pu être définies et ont été calculées pour différents points de fonctionnement du moteur et pour différentes sévérités du défaut. Les résultats obtenus ont permis de valider une nouvelle fois les performances de normalisation et de robustesse du protocole de diagnostic que nous avons développé. Cependant, en raison de la faible sensibilité des signatures de défaut obtenues à consigne de vitesse constante du moteur, une méthode originale de détection de la perte de tension des courroies a été définie. Elle consiste à superposer un signal carré de faible amplitude à la consigne de vitesse constante du moteur afin de répéter, à plus faible amplitude, les phénomènes observés en régime transitoire (échelon de consigne de vitesse). Ce processus permet de répéter de manière périodique les phénomènes observés lors d'un échelon de consigne de vitesse afin de les analyser dans le domaine spectral. Les signatures obtenues ont pu être normalisées par notre protocole et un indicateur de défaut unique a pu être défini. Les performances obtenues à l'aide de cette approche sont supérieures à celles observées à consigne de vitesse constante pour deux rapports de transmission différents (gain de sensibilité pouvant dépasser 100% pour une même sévérité de défaut).

En conclusion, les essais expérimentaux présentés dans les chapitres 4 et 5 ont permis de valider de nombreux éléments importants dans la définition de notre protocole. Premièrement, les indicateurs de défauts fournis ont permis de valider la qualité de normalisation de notre méthode vis-à-vis de l'application surveillée et de son point de fonctionnement. Le choix des outils utilisés pour générer la référence saine d'une signature ainsi que la taille N_{ref} de celle-ci ont pu être validés. En revanche, aucun outil statistique ne s'est révélé incontestablement supérieur, ou inférieur, aux autres. De plus, le découpage du plan couple-vitesse en N secteurs de fonctionnement, et par conséquent l'utilisation de multiples références statistiques, a permis de rendre les indicateurs de défaut robustes vis-à-vis du changement de point de fonctionnement de l'application mais également d'augmenter la performance du diagnostic. L'utilisation de la fréquence et de l'amplitude instantanée des courants statoriques s'est également révélée judicieuse pour la recherche de signatures sensibles aux défauts de balourd et de perte de tension des courroies. Enfin, la méthode de diagnostic des courroies basée sur une consigne carrée de vitesse du moteur a montré des performances de détection bien supérieures à celles obtenues lorsqu'une consigne de vitesse constante est utilisée. Nous avons également pu constater dans ce contexte que le protocole de diagnostic développé peut être adapté au suivi et à la combinaison de plusieurs signatures de défaut.

À l'issue de ce travail de thèse, plusieurs perspectives peuvent être formulées :

– Considérant la répartition des défauts rencontrés dans les systèmes d'entrainements asynchrones présentée dans la section 1.1, il serait intéressant d'appliquer le protocole de diagnostic que nous avons développé pour la détection d'autres dégradations mécaniques (défauts de roulements, de mauvais alignement, etc.). Ces essais permettraient d'une part de valider nos travaux sur des systèmes électromécaniques différents de ceux utilisés dans les chapitres 4 et 5, et d'autre part de définir ou de valider les signatures de

défaut brutes les plus sensibles à ces défauts.

– L'ensemble des essais réalisés et présentés dans le chapitre 5 concernaient la perte de tension de courroies dans un système de transmission. Cependant, nous avons vu dans la section 5.1 que d'autres types de défauts pouvaient dégrader le fonctionnement des courroies et des poulies. Parmi ceux-ci, l'ajout de contaminant de type huile ou graisse constitue une perspective de travail qui permettrait de valider la méthode originale de diagnostic présentée dans la section 5.4 et basée sur l'utilisation d'une consigne de vitesse carrée. De plus, ce protocole de dégradation fournirait des résultats fiables puisqu'aucun démontage et remontage des poulies ou des courroies ne serait nécessaire.

– Les validations expérimentales réalisées dans les chapitres 4 et 5 ont toujours porté sur des moteurs asynchrones Leroy Somer aux caractéristiques électriques et mécaniques différentes. Cependant, les charges utilisées lors de ces essais étaient constituées de machines à courant continu employées pour fournir les niveaux de couple de charge nécessaires. Une perspective de travail consisterait donc à réaliser des campagnes expérimentales sur des applications industrielles (ventilateurs, pompes ou compresseurs) de différents types et puissances afin de valider les performances de notre protocole de diagnostic dans un environnement plus réaliste.

– Notre étude était principalement focalisée sur le diagnostic des entrainements asynchrones en raison de la prédominance de ce type de moteurs dans les applications ciblées. Cependant, nos travaux devraient pouvoir être étendus au cas des machines synchrones qui peuvent également être utilisées. Il serait par conséquent intéressant de réaliser des essais similaires à ceux présentés dans ce mémoire pour ce type de moteurs afin de vérifier la reproductibilité des résultats.

– Deux catégories de défauts ont été étudiés dans ce mémoire : le déséquilibre mécanique et la perte de tension de courroies de transmission. D'autres défauts mécaniques sont également susceptibles d'être étudiés à l'issue de ce travail comme la dégradation des roulements, des boites de vitesse ou encore le désalignement du moteur avec sa charge. Cependant, ces défauts peuvent présenter des signatures communes (par exemple l'harmonique de la FI à la fréquence de rotation du système). Il serait donc avantageux d'améliorer le protocole de diagnostic que nous avons développé afin de discriminer l'apparition simultanée de plusieurs dégradations différentes.

– Enfin, l'implémentation du protocole de diagnostic développé dans ce travail dans un ou plusieurs variateurs de vitesses industriels témoins constituerait une étape majeure pour la validation de nos travaux. Les résultats obtenus permettraient d'observer l'évolution des signatures de défauts sur le long terme et de valider ainsi la robustesse du protocole de diagnostic pour la détection de défaillances se développant naturellement dans le système.

Annexes

Annexe A

Caractéristiques des systèmes expérimentaux

A.1 Système expérimental au LAPLACE

Le système expérimental utilisé au laboratoire LAPLACE est composé :
- d'un variateur de vitesse,
- d'un moteur asynchrone (MAs n°1 ou MAs n°2),
- d'une machine à courant continu associée à un banc de charge,
- d'un disque de déséquilibre avec ses masses associées.

Une photographie générale du banc d'essai est présentée sur la figure A.5.



FIGURE A.1 – Banc expérimental du laboratoire LAPLACE composé d'un variateur de vitesse, d'un moteur asynchrone, d'une machine à courant continu associée à un banc de charge et d'un disque de déséquilibre.

A.1.1 Variateur de vitesse

Le moteur asynchrone (MAs n°1 ou MAs n°2) étudié dans ce travail est alimenté par un variateur Leroy Somer UMV4301. Dans toute l'étude, le fonctionnement en boucle ouverte (loi V/f) est utilisé. La tension est fournie au moteur par un onduleur à modulation de largeur d'impulsions dont la fréquence de découpage f_d est fixée à 3

kHz. La photographie du variateur de vitesse UMV4301 est illustrée sur la figureA.2.



FIGURE A.2 – Variateur de vitesse Leroy Somer UMV4301 utilisé pour alimenter le moteur asynchrone (droite) et son armoire d'alimentation associée (gauche).

A.1.2 Moteurs asynchrones

Deux moteurs asynchrones ont été utilisés lors de ce travail. Ces deux machines fournissent une puissance de $5,5$ kW mais appartiennent à deux générations différentes. Le moteur asynchrone n°1 (LS 132 ST) correspond à l'ancienne génération de moteurs produite par Leroy Somer tandis que le moteur n°2 (LS 132 SU) appartient à la nouvelle génération permettant de satisfaire la norme d'efficacité IE2.

MAs n°1



FIGURE A.3 – Moteur asynchrone n°1 (ancienne génération).

Paramètre	Valeur	Unité
Puissance nominale	5,5	kW
Vitesse nominale	1445	$tr.min^{-1}$
Tension nominale (étoile)	400	V
Courant nominal (étoile)	11,2	A
cos ϕ (étoile)	0,83	-
Inertie	0,014	$kg.m^2$
Nombre de barres rotoriques	28	-

TABLE A.1 – Caractéristiques du moteur asynchrone n°1 (LS 132 ST).

MAs n°2

Paramètre	Valeur	Unité
Puissance nominale	5,5	kW
Vitesse nominale	1455	$tr.min^{-1}$
Tension nominale (étoile)	400	V
Courant nominal (étoile)	11,9	A
cos ϕ (étoile)	0,76	-
Inertie	0,0157	$kg.m^2$
Nombre de barres rotoriques	28	-

TABLE A.2 – Caractéristiques du moteur asynchrone n°2 (LS 132 SU).

A.1.3 Machine à courant continu

Les caractéristiques de la machine à courant continu, représentée sur la figure A.5 et permettant de générer le couple de charge des moteurs aynchrones testés, sont présentées dans le tableau A.3

Paramètre	Valeur	Unité
Puissance nominale	3,9	kW
Vitesse nominale	1450	$tr.min^{-1}$
Tension nominale	260	V
Courant nominal	17,6	A

TABLE A.3 – Caractéristiques du moteur à courant continu.

A.1.4 Disque de balourd

Le disque de déséquilibre permettant de générer, à l'aide de différentes masses placées à une distance $R = 7,5$cm du centre de rotation, des niveaux croissants de déséquilibre mécanique est représenté sur la figure A.4 avec les différentes masses de balourd utilisées lors de l'étude.

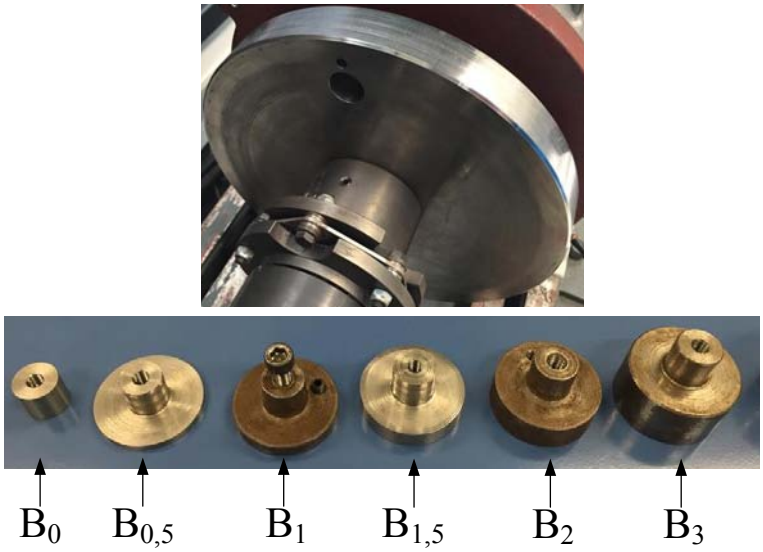


FIGURE A.4 – Disque et masses permettant de générer les différents niveaux de balourd présentés dans le tableau A.4.

Les masses de balourd utilisées ainsi que la valeur théorique des oscillations de couple générées sont présentées dans le tableau A.4.

Nom	Masse	Γ_{osc}
B_0	18,6 g	0 mN.m
$B_{0,5}$	45 g	33 mN.m
B_1	77,5 g	57 mN.m
$B_{1,5}$	97 g	71 mN.m
B_2	133 g	98 mN.m
B_3	203 g	150 mN.m

TABLE A.4 – Caractéristiques des masses utilisées pour générer les niveaux de balourd.

A.2 Système expérimental Leroy Somer

Le système expérimental utilisé à Leroy Somer est composé :

– d'un variateur de vitesse côté moteur et côté charge,
– d'un moteur asynchrone 30kW,
– d'une machine à courant continu associée à un banc de charge,
– d'un système de transmission poulies-courroies.

Une photographie générale du banc d'essai est présentée sur la figure A.5.

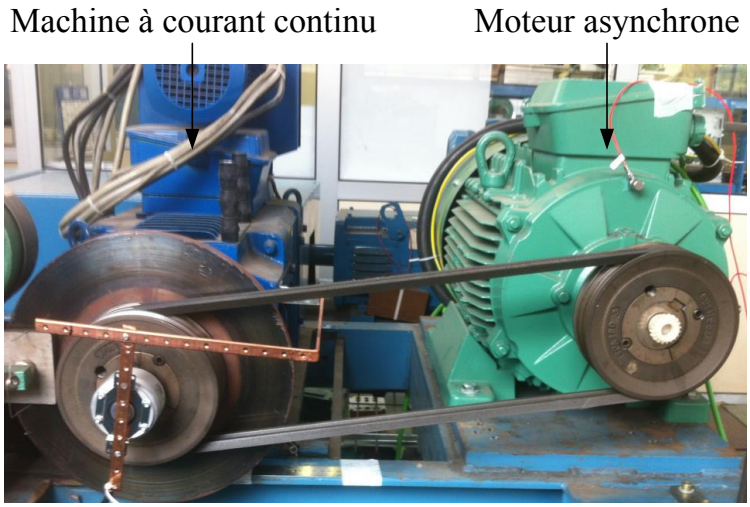


FIGURE A.5 – Banc expérimental de l'entreprise Leroy Somer composé d'un variateur de vitesse, d'un moteur asynchrone, d'une transmission par courroies et d'une machine à courant continu.

A.2.1 Variateur de vitesse

Le moteur asynchrone du banc expérimental Leroy Somer est alimenté par un variateur Leroy Somer MD2S60T. Dans toute l'étude, le fonctionnement en boucle ouverte (loi V/f) est utilisé. La tension est fournie au moteur par un onduleur à modulation de largeur d'impulsions dont la fréquence de découpage f_d est fixée à 3 kHz.

A.2.2 Moteur asynchrone

Les caractéristiques du moteur asynchrone du banc expérimental Leroy Somer sont présentées dans le tableau A.5.

A.2.3 Machine à courant continu

Les caractéristiques de la machine à courant continu du banc expérimental Leroy Somer sont présentées dans le tableau A.6.

Paramètre	Valeur	Unité
Puissance nominale	30	kW
Vitesse nominale	2952	$tr.min^{-1}$
Tension nominale (étoile)	400	V
Courant nominal (étoile)	51,2	A
cos ϕ (étoile)	0,92	-
Inertie	0,100	$kg.m^2$

TABLE A.5 – Caractéristiques du moteur asynchrone (LS 200 LT) du banc de tests Leroy Somer.

Paramètre	Valeur	Unité
Puissance nominale	35	kW
Vitesse nominale	3300	$tr.min^{-1}$
Tension nominale	440	V
Courant nominal	90	A

TABLE A.6 – Caractéristiques du moteur à courant continu (LSK 132 M).

A.3 Système d'acquisition

Les système d'acquisition utilisé pour toutes les campagnes expérimentales réalisées est la centrale d'acquisition UEIDAQ, représentée sur la figure A.6.



FIGURE A.6 – Centrale d'acquisition UEIDAQ.

Cette centrale d'acquisition est composé de 3 cartes d'acquisition DNx-AI-205 dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau A.7. Cette centrale est

Paramètre	Valeur
Nombre de voies	4
Mode d'acquisition	Synchrone
Fréquence d'échantillonnage max.	250 kHz
Bande passante	0-75 kHz
Résolution	18 bits
Gamme d'entré	±100V, ±10V, ±1V, ±0,1V

TABLE A.7 – Caractéristiques des cartes d'acquisitions DNx-AI-205.

connectée par câble Ethernet à un ordinateur portable dédié à l'acquisition. La communication entre ces deux entités se fait par l'intermédiaire d'un programme Labview permettant de spécifier les paramètres de l'acquisition tels que la fréquence d'échantillonnage, la durée d'un enregistrement, le nombre d'enregistrement à effectuer, etc.

Annexe B

Outils statistiques

B.1 Table de probabilités de la loi normale centrée réduite

Soit x une variable aléatoire (VA) suivant la loi de distribution $\mathcal{N}(0,1)$ représentée sur la figure B.1. Pour chaque réalisation de la VA x, la probabilité d'obtenir

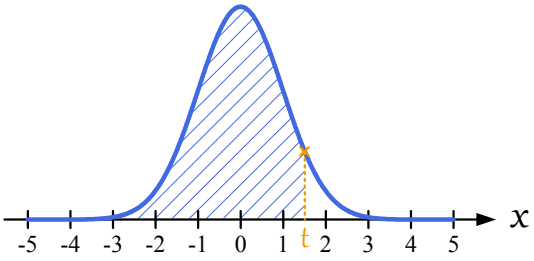


FIGURE B.1 – Densité de probabilité (bleu) d'une loi normale de moyenne nulle et d'écart-type unitaire.

une valeur supérieure à la valeur t (représentée en orange sur la figure B.1) se note $\mathbb{P}(x > t)$ et ne peut pas se calculer de manière analytique. Ces valeurs peuvent cependant être fournies de manière numérique et sont présentées dans la table B.1 pour différentes valeurs du paramètre t. Si nous choisissons par exemple le paramètre t égal à $1,32$, nous trouvons alors à l'aide de la table B.1 :

$$\mathbb{P}(x < t) = 0,9066$$

$$\mathbb{P}(x > t) = 1 - 0,9066 = 0,0934$$

t	$0,00$	$0,01$	$0,02$	$0,03$	$0,04$	$0,05$	$0,06$	$0,07$	$0,08$	$0,09$
$0,0$	$0,5000$	$0,5040$	$0,5080$	$0,5120$	$0,5160$	$0,5199$	$0,5239$	$0,5279$	$0,5319$	0.5359
$0,1$	$0,5398$	$0,5438$	$0,5478$	$0,5517$	$0,5557$	$0,5596$	$0,5636$	$0,5675$	$0,5714$	$0,5753$
$0,2$	$0,5793$	05832	$0,5871$	$0,5910$	$0,5948$	$0,5987$	$0,6026$	$0,6064$	$0,6103$	$0,6141$
$0,3$	$0,6179$	$0,6217$	$0,6255$	$0,6293$	$0,6331$	$0,6368$	$0,6406$	$0,6443$	$0,6480$	$0,6517$
$0,4$	$0,6554$	$0,6591$	$0,6628$	$0,6664$	$0,6700$	$0,6736$	$0,6772$	$0,6808$	$0,6844$	$0,6879$
$0,5$	$0,6915$	$0,6950$	$0,6985$	$0,7019$	$0,7054$	$0,7088$	$0,7123$	$0,7157$	$0,7190$	$0,7224$
$0,6$	$0,7257$	$0,7291$	$0,7324$	$0,7357$	$0,7389$	$0,7422$	$0,7454$	$0,7486$	$0,7517$	$0,7549$
$0,7$	$0,7580$	$0,7611$	$0,7642$	$0,7673$	$0,7704$	$0,7734$	$0,7764$	$0,7794$	$0,7823$	$0,7852$
$0,8$	$0,7881$	$0,7910$	$0,7939$	$0,7967$	$0,7995$	$0,8023$	$0,8051$	$0,8078$	$0,8106$	$0,8133$
$0,9$	$0,8159$	$0,8186$	$0,8212$	$0,8238$	$0,8264$	$0,8289$	$0,8315$	$0,8340$	$0,8365$	$0,8389$
$1,0$	$0,8413$	$0,8438$	$0,8461$	$0,8485$	$0,8508$	$0,8531$	$0,8554$	$0,8577$	$0,8599$	$0,8621$
$1,1$	$0,8643$	$0,8665$	$0,8686$	$0,8708$	$0,8729$	$0,8749$	$0,8770$	$0,8790$	$0,8810$	$0,8830$
$1,2$	$0,8849$	$0,8869$	$0,8888$	$0,8907$	$0,8925$	$0,8944$	$0,8962$	$0,8980$	$0,8997$	$0,9015$
$1,3$	$0,9032$	$0,9049$	$0,9066$	$0,9082$	$0,9099$	$0,9115$	$0,9131$	$0,9147$	$0,9162$	$0,9177$
$1,4$	$0,9192$	$0,9207$	$0,9222$	$0,9236$	$0,9251$	$0,9265$	$0,9279$	$0,9292$	$0,9306$	$0,9319$
$1,5$	$0,9332$	$0,9345$	$0,9357$	$0,9370$	$0,9382$	$0,9394$	$0,9406$	$0,9418$	$0,9429$	$0,9441$
$1,6$	$0,9452$	$0,9463$	$0,9474$	$0,9484$	$0,9495$	$0,9505$	$0,9515$	$0,9525$	$0,9535$	$0,9545$
$1,7$	$0,9554$	$0,9564$	$0,9573$	$0,9582$	$0,9591$	$0,9599$	$0,9608$	$0,9616$	$0,9625$	$0,9633$
$1,8$	$0,9641$	$0,9649$	$0,9656$	$0,9664$	$0,9671$	$0,9678$	$0,9686$	$0,9693$	$0,9699$	$0,9706$
$1,9$	$0,9713$	$0,9719$	$0,9726$	$0,9732$	$0,9738$	$0,9744$	$0,9750$	$0,9756$	$0,9761$	$0,9767$
$2,0$	$0,9772$	$0,9778$	$0,9783$	$0,9788$	$0,9793$	$0,9798$	$0,9803$	$0,9808$	$0,9812$	$0,9817$
$2,1$	$0,9821$	$0,9826$	$0,9830$	$0,9834$	$0,9838$	$0,9842$	$0,9846$	$0,9850$	$0,9854$	$0,9857$
$2,2$	$0,9861$	$0,9864$	$0,9868$	$0,9871$	$0,9875$	$0,9878$	$0,9881$	$0,9884$	$0,9887$	$0,9890$
$2,3$	$0,9893$	$0,9896$	$0,9898$	$0,9901$	$0,9904$	$0,9906$	$0,9909$	$0,9911$	$0,9913$	$0,9916$
$2,4$	$0,9918$	$0,9920$	$0,9922$	$0,9925$	$0,9927$	$0,9929$	$0,9931$	$0,9932$	$0,9934$	$0,9936$
$2,5$	$0,9938$	$0,9940$	$0,9941$	$0,9943$	$0,9945$	$0,9946$	$0,9948$	$0,9949$	$0,9951$	$0,9952$
$2,6$	$0,9953$	$0,9955$	$0,9956$	$0,9957$	$0,9959$	$0,9960$	$0,9961$	$0,9962$	$0,9963$	$0,9964$
$2,7$	$0,9965$	$0,9966$	$0,9967$	$0,9968$	$0,9969$	$0,9970$	$0,9971$	$0,9972$	$0,9973$	$0,9974$
$2,8$	$0,9974$	$0,9975$	$0,9976$	$0,9977$	$0,9977$	$0,9978$	$0,9979$	$0,9979$	$0,9980$	$0,9981$
$2,9$	$0,9981$	$0,9982$	$0,9982$	$0,9983$	$0,9984$	$0,9984$	$0,9985$	$0,9985$	$0,9986$	$0,9986$
$3,0$	$0,9986$	$0,9987$	$0,9987$	$0,9988$	$0,9988$	$0,9989$	$0,9989$	$0,9989$	$0,9990$	$0,9990$

TABLE B.1 – Table des valeurs de probabilité $\mathbb{P}(x < t)$ d'une variable aléatoire x suivant la loi $\mathcal{N}(0,1)$ pour différentes valeurs du paramètres t.

B.2 Calcul récursif des indicateurs de défaut normalisés

Les différents indicateurs présentés dans le chapitre 2 peuvent être calculés de manière récursive afin qu'il ne soit pas nécessaire de conserver les N_{ref} valeurs de référence de la signature de défaut surveillé, et ce pour chaque secteur de fonctionnement parcouru (cf. chapitre 3). Le développement de ce calcul est présenté dans cette annexe pour chacun d'entre eux.

B.2.1 Moments et moments centrés

Moments

Soit X une variable aléatoire réelle et $r \in \mathbb{N}$, on définit le moment d'ordre r de la variable X par l'équation B.1.

$$m_r \triangleq \mathbb{E}(X^r) \tag{B.1}$$

L'estimateur du moment $\widehat{m}_r^{(n)}$ d'un échantillon $\{X_1, X_2, ..., X_n\}$ de la variable aléatoire X est définit par l'équation B.2.

$$\widehat{m}_r^n = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i^r \tag{B.2}$$

De plus, le calcul de cet estimateur $\widehat{m}_r^{(n+1)}$ dans le cas d'un échantillon $\{X_1, X_2, ..., X_{n+1}\}$ peut se faire de manière récursive à l'aide de la valeur $\widehat{m}_r^{(n)}$ et du dernier échantillon X_{n+1} avec l'équation B.3.

$$\begin{aligned}\widehat{m}_r^{(n+1)} &= \frac{1}{n+1}\sum_{i=1}^{n+1} X_i^r \\ &= \frac{1}{n+1}\sum_{i=1}^{n} X_i^r + \frac{1}{n+1}X_{n+1}^r \\ &= \frac{n}{n+1}\widehat{m}_r^{(n)} + \frac{1}{n+1}X_{n+1}^r\end{aligned} \tag{B.3}$$

Dans la suite de cette annexe, nous appellerons $\widehat{m}_r^{(N_{ref})}$ le moment d'ordre r du vecteur des échantillons de référence $\overline{REF} = \{X_1, X_2, ..., X_{N_{ref}}\}$ de la variable aléatoire X et $\widehat{m}_r^{(N_{ref}+1)}$ le moment d'ordre r du vecteur test noté $\overline{TEST} = \{\overline{REF}, X_k\}$, où X_k représente la valeur à tester.

Moments centrés

Soit X une variable aléatoire réelle et $r \in \mathbb{N}$, on définit le moment centré d'ordre r de la variable X par l'équation B.4.

$$\mu_r \triangleq \mathbb{E}([X - \mathbb{E}(X)]^r) \tag{B.4}$$

De plus, les moments centrés d'une variable aléatoire X peuvent s'écrire en fonction des moments m_r de cette même variable selon l'équation B.5.

$$\mu_r \triangleq \sum_{i=0}^{r} C_r^i m_{r-i}(-m_1)^i = \sum_{i=0}^{r} C_r^i m_i(-m_1)^{r-i} \tag{B.5}$$

B.2.2 Test T_k

Le test T_k repose sur la connaissance de la moyenne μ et de l'écart-type σ d'un vecteur de référence $\overline{REF} = \{X_1, X_2, ..., X_{N_{ref}}\}$. Ces deux paramètres s'exprime en fonction des moment d'ordre 1 et 2 selon l'équation B.6.

$$\begin{aligned} \mu &= \widehat{m}_1^{(N_{ref})} \\ \sigma &= \sqrt{\widehat{m}_2^{(N_{ref})} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^2} \end{aligned} \tag{B.6}$$

Ce test nécessite donc uniquement la sauvegarde des deux paramètres $\widehat{m}_1^{(N_{ref})}$ et $\widehat{m}_2^{(N_{ref})}$ pour le calcul récursif de la référence.

B.2.3 Test de Grubbs

Le test de Grubbs nécessite la connaissance des grandeurs S_{ref}^2 et S_{test}^2, respectivement définies par les équations 2.7 et 2.8, pour son calcul. Ces deux grandeurs peuvent s'exprimer uniquement à l'aide des moment $\widehat{m}_1^{(N_{ref})}$ et $\widehat{m}_2^{(N_{ref})}$ du vecteur de référence $\overline{REF} = \{X_1, X_2, ..., X_{N_{ref}}\}$ et de la valeur X_k à tester à l'aide des équations B.7 et B.8.

$$\begin{aligned} S_{ref}^2 &= \sum_{i=1}^{N_{ref}} (S_{défaut}(i) - \widehat{\mu}_{ref})^2 \\ &= N_{ref}\left(\widehat{m}_2^{(N_{ref})} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^2\right) \end{aligned} \tag{B.7}$$

$$\begin{aligned} S_{test}^2 &= \sum_{i=1}^{N_{ref}+1} (S_{défaut}(i) - \widehat{\mu}_{test})^2 \\ &= (N_{ref}+1)\left(\widehat{m}_2^{(N_{ref}+1)} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)}\right)^2\right) \end{aligned} \tag{B.8}$$

Ce test nécessite donc uniquement la sauvegarde des deux paramètres $\widehat{m}_1^{(N_{ref})}$ et $\widehat{m}_2^{(N_{ref})}$ pour le calcul récursif de la référence.

B.2.4 Test de Dixon

Le test de Dixon repose sur la connaissance du maximum $M_{\overline{REF}}$ et du minimum $m_{\overline{REF}}$ d'un vecteur de référence $\overline{REF} = \{X_1, X_2, ..., X_{N_{ref}}\}$. Ces deux peuvent se

calculer très simplement de manière récursive à l'aide du pseudo-code :

$m_{\overline{REF}} = 0$
$M_{\overline{REF}} = 0$
for i = 1 to N_{ref}
    if $(X_i < m_{\overline{REF}})$
        $m_{\overline{REF}} = X_i$
    end
    if $(X_i > M_{\overline{REF}})$
        $M_{\overline{REF}} = X_i$
    end
end

De la même manière que les deux tests précédents, le test de Dixon nécessite uniquement la sauvegarde des deux paramètres $m_{\overline{REF}}$ et $M_{\overline{REF}}$ pour son calcul.

B.2.5 Skewness

A partir des vecteurs $\overline{REF} = \{X_1, X_2, ..., X_{N_{ref}}\}$ (vecteur des échantillons de référence) et $\overline{TEST} = \{\overline{REF}, X_k\}$ (où X_k est l'échantillon à tester), l'indicateur basé sur le skewness s'exprime à l'aide des grandeurs $\beta_1(\overline{REF})$ et $\beta_1(\overline{TEST})$ dont les calculs récursifs sont réalisés à l'aide des équations B.9 et B.10.

$$\begin{aligned}\beta_1(\overline{REF}) &= \frac{\widehat{\mu}_3^{(N_{ref})}}{\left(\widehat{\mu}_2^{(N_{ref})}\right)^{3/2}} \\ &= \frac{\widehat{m}_3^{(N_{ref})} - 3\widehat{m}_2^{(N_{ref})}\widehat{m}_1^{(N_{ref})} + 2\left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^2}{\left(\widehat{m}_2^{(N_{ref})} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^2\right)^{3/2}}\end{aligned} \tag{B.9}$$

$$\begin{aligned}\beta_1(\overline{TEST}) &= \frac{\widehat{\mu}_3^{(N_{ref}+1)}}{\left(\widehat{\mu}_2^{(N_{ref}+1)}\right)^{3/2}} \\ &= \frac{\widehat{m}_3^{(N_{ref}+1)} - 3\widehat{m}_2^{(N_{ref}+1)}\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)} + 2\left(\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)}\right)^2}{\left(\widehat{m}_2^{(N_{ref}+1)} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)}\right)^2\right)^{3/2}}\end{aligned} \tag{B.10}$$

Ce test nécessite donc la sauvegarde des trois paramètres $\widehat{m}_1^{(N_{ref})}$, $\widehat{m}_2^{(N_{ref})}$ et $\widehat{m}_3^{(N_{ref})}$ pour son calcul récursif.

B.2.6 Kurtosis

A partir des vecteurs $\overline{REF} = \{X_1, X_2, ..., X_{N_{ref}}\}$ (vecteur des échantillons de référence) et $\overline{TEST} = \{\overline{REF}, X_k\}$ (où X_k est l'échantillon à tester), l'indicateur

basé sur le kurtosis s'exprime à l'aide des grandeurs $\beta_2(\overline{REF})$ et $\beta_2(\overline{TEST})$ dont les calculs récursifs sont réalisés à l'aide des équations B.11 et B.12.

$$\begin{aligned}\beta_2(\overline{REF}) &= \frac{\widehat{\mu}_4^{(N_{ref})}}{\left(\widehat{\mu}_2^{(N_{ref})}\right)^2} \\ &= \frac{\widehat{m}_4^{(N_{ref})} - 4\widehat{m}_3^{(N_{ref})}\widehat{m}_1^{(N_{ref})} + 6\widehat{m}_2^{(N_{ref})}\left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^2 - 3\left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^4}{\left(\widehat{m}_2^{(N_{ref})} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref})}\right)^2\right)^2}\end{aligned} \tag{B.11}$$

$$\begin{aligned}\beta_2(\overline{TEST}) &= \frac{\widehat{\mu}_4^{(N_{ref}+1)}}{\left(\widehat{\mu}_2^{(N_{ref}+1)}\right)^2} \\ &= \frac{\widehat{m}_4^{(N_{ref}+1)} - 4\widehat{m}_3^{(N_{ref}+1)}\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)} + 6\widehat{m}_2^{(N_{ref}+1)}\left(\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)}\right)^2 - 3\left(\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)}\right)^4}{\left(\widehat{m}_2^{(N_{ref}+1)} - \left(\widehat{m}_1^{(N_{ref}+1)}\right)^2\right)^2}\end{aligned} \tag{B.12}$$

Ce test nécessite donc la sauvegarde des quatre paramètres $\widehat{m}_1^{(N_{ref})}$, $\widehat{m}_2^{(N_{ref})}$, $\widehat{m}_3^{(N_{ref})}$ et $\widehat{m}_4^{(N_{ref})}$ pour son calcul récursif.

Bibliographie

[Abr64] M. Abramowitz et I. A. Stegun, *Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical tables*, Courier Corporation, 1964.

[Abu11] H. Abu-Rub, A. Iqbal, S.K. Moin Ahmed, J. Guzinski, M. Adamowicz et M. Rahiminia, *Rotor broken bar diagnostics in induction motor drive using wavelet packet transform and ANFIS classification*, International electric machines and drives conference (IEMDC), Mai 2011, pp. 365-470.

[Aho07] T. Ahonen, J. Ahola, J. Kestilä, R. Tiainen et T. Lindh, *Life cycle cost analysis of inverter-driven pumps*, 20th International congress on condition monitoring and diagnostic engineering management (COMADEM), Juin 2007, pp. 397-405.

[Aho12] J. Ahola, *Introduction to energy efficiency and life cycle-cost efficient pump and fan systems*, Tutorial at International conference on electrical machines (ICEM), Septembre 2012.

[Alb86] P.F. Albrecht, J.C. Appiarius, R.M. McCoy, E.L. Owen et D.K. Sharma, *Assesment of the reliability of motors in utility applications - updated*, IEEE Transactions on energy conversion, vol. 1, no. 1, Mars 1986, pp. 39-46.

[Alt99] S. Altug, M.Y. Chow et H. Joel Trussell, *Fuzzy inference systems implemented on neural architecture for motor fault detection and diagnosis*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 46, no. 6, Décembre 1999, pp. 1069-1079.

[Ant06] J. Antoni et R.B. Randall, *The spectral kurtosis : application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines*, Mechanical systems and signal processing, vol. 20, no. 2, Février 2006, pp. 308-331.

[Ant08] J.A. Antoniu-Daviu, P. Jover, M. Riera-Guasp, A. Arkkio et M. Pineda-Sanchez, *Complementary diagnosis of rotor asymmetries through the tracing of the right sideband component in the stator startup current*, International conference on electrical machines (ICEM), Septembre 2008, pp. 1-6.

[Ant14] J.A. Antoniu-Daviu, J. Pons-LLinares, V. Climente-Alarcon, et H. Razik, *Evaluation of startup-based rotor fault severity indicators under different starting methods*, Annual conference of the IEEE industrial electronics society (IECON), Octobre 2014, pp. 3361-3366.

[Ara09] H. Arabaci et O. Bilgin, *Neural network classification and diagnosis of broken rotor bar faults by means of short time Fourier transform*, International multi-conference of engineers and computer scientists (IMECS), Mars 2009, pp. 219-223.

[Ark05] M. Arkan, H. Calis et M.E. Tagluk, *Bearing and misalignement fault detection in induction motors by using the space vector angular fluctuation signal*, Electrical engineering, vol. 87, no. 4, Juin 2005, pp. 197-206.

[Aub14] B. Aubert, *Détection des courts-circuits inter-spires dans les générateurs Synchrones à aimants permanents : méthodes basées modèles et filtre de Kalman étendu - Application à un canal de génération électrique en aéronautique*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2014.

[Aug95] F. Auger et P. Flandrin, *Improving the readability of Time-Frequency and Time-Scale Representations by the Reassignment Method*, IEEE Transactions on signal processing, vol. 43, no. 5, Mai 1995, pp. 1068-1089.

[Awa04] M.A. Awadallah et M.M. Morcos, *ANFIS-based diagnosis and location of stator interturn faults in PM brushless DC motors*, IEEE Transactions on energy conversion, vol. 19, no. 4, Décembre 2004, pp. 795-796.

[Bac02] S. Bachir, *Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique*, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2002.

[Bal07] M.S. Ballal, Z.J. Khan, H.M. Suryawanshi et R.L. Sonolikar, *Adaptive neural fuzzy inference system for the detection of inter-turn insulation and bearing wear faults in induction motor*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 51, no. 1, Février 2007, pp. 250-258.

[Ban] *V-Belt and timing belt installation and maintenance*, Bando.

[Blo06] M. Blödt, *Condition monitoring of mechanical faults in variable-speed induction motor drives - Application of stator current time-frequency analysis and parameter estimation*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2006.

[Blo08] M. Blödt, P. Granjon, B. Raison et G. Rostaing, *Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 55, no. 4, Avril 2008, pp. 1813-1822.

[Bon02] J. Bonal, *Entrainement à vitesse variable des machines à compression de fluide*, Techniques de l'ingénieur D 5 300, Août 2002.

[Bro10] *Petit guide des entrainements à courroie, des roulements et des paliers*, Browning (Emersion Industrial Automation), 2010.

[Car] *V-belt troubleshooting guide*, Carlisle.

[Ceb12] A. Ceban, R. Pusca et R. Romary, *Study of rotor faults in induction motors using external magnetic field analysis*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 59, no. 5, Mai 2012, pp. 2082-2093.

[Che13] S. Cheng, et T.G. Habetler, *Using only the DC current information to detect stator turn faults in automotive claw-poles generators*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 60, no. 8, Août 2013, pp. 3462-6471.

[Cho91] M. Chow, P.M. Mangum et S.O. Yee, *A neural network approach to real-time condition monitoring of induction motors*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 38, no. 6, Décembre 1991, pp. 448-453.

[Cli10] V. Climente-Alarcon, J.A. Antoniu-Daviu, M. Riera-Guasp, J. Roger-Folch, P. Jover-Rodriguez et A. Arkkio, *Use of high order harmonics for diagnosis of simultaneous faults via Wigner-Ville distributions*, Annual conference of the IEEE industrial electronics society (IECON), Novembre 2010, pp. 1029-1034.

[Dea50] R. B. Dean et W. J. Dixon, *Simplified Statistics for Small Numbers of Observations*, Meeting of the american chemical society, Mai 1950, pp. 636-638.

[Del12] M. Delgado Prieto, *Contributions to electromechanical systems diagnosis by means data fusion techniques*, Thèse de doctorat, Universitat Politècnica de Catalunya, 2012.

[Des96] M. Dessoude, *Moteurs asynchrones - Choix et problèmes connexes*, Techniques de l'ingénieur D 3 490, Juin 1996.

[Dri12] M. Drif et A.J.M. Cardoso, *Discriminating the simultaneous occurrence of three-phase induction motor rotor faults and mechanical load oscillations by the instantaneous active and reactive power media signature analyses*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 59, no. 3, Mars 2012, pp. 1630-1639.

[Duc06] G. Duchemin, *Maintenance des machines et des moteurs*, Techniques de l'ingénieur B M 4188, Janvier 2006.

[Ebr09] B.M. Ebrahimi, J. Faiz et M.J. Roshtkhari, *Static-, dynamic-, and mixed-eccentricity fault diagnoses in permanent-magnet synchronous motors*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 56, no. 11, Novembre 2009, pp. 4727-4739.

[Fan08] *Fan trouble shooting*, Fantech, 2008.

[Far88] R. Farges, *Poulies et courroies de transmission - Entrainement par adhérence*, Techniques de l'ingénieur B 5 680, Août 1988.

[Far90] R. Farges, *Poulies et courroies de transmission - Entrainement synchrone*, Techniques de l'ingénieur B 5 683, Février 1990.

[Faw05] T. Fawcett, *An introduction to ROC analysis*, Pattern recognition letters, vol. 27, no. 8, Juin 2005, pp. 861-874.

[Fou13] E. Fournier, A. Picot, J. Régnier, M. TientcheuYamdeu, J-M. Andréjak et P. Maussion, *On the use of spectral kurtosis for diagnosis of electrical machines*, International symposium on diagnostics for electrical machines, power electronics and drives (SDEMPED), Septembre 2013, pp. 77-84.

[Fou14] E. Fournier, A. Picot, J. Régnier, M. TientcheuYamdeu, J-M. Andréjak et P. Maussion, *A generic diagnosis protocol for the monitoring of induction motors based on multiple statistical references in the torque-speed plane*, Annual conference of the IEEE industrial electronics society (IECON), Octobre 2014, pp. 3348-3354.

[Fou15] E. Fournier, A. Picot, J. Régnier, M. TientcheuYamdeu, J-M. Andréjak et P. Maussion, *Current-Based Detection of Mechanical Unbalance in an Induction Machine Using Spectral Kurtosis With Reference*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 62, no. 3, Mars 2015, pp. 1879-1887.

[Gia10] T. Giampaolo, *Compressors handbook : principle and practice*, The Fairmont Press Inc., 2010.

[Gru69] F. E. Grubbs, *Procedure for Detecting Outlying Observations in Samples*, Technometrics, vol. 11, no. 1, Février 1969, pp. 1-21.

[Gue11] S. Guedidi, S.E. Zouzou, W. Laala, M. Sahraoui et K. Yahia, *Broken bar fault diagnosis of induction motors using MCSA and neural network*, International symposium on diagnostics for electrical machines, power electronics and drives (SDEMPED), Septembre 2011, pp. 632-637.

[Har13] C. Harlisca, L. Szabo, L. Frosini et A. Albini, *Bearing faults detection in induction machines based on statistical processing of the stray fluxes measurements*, International symposium on diagnostics for electrical machines, power electronics and drives (SDEMPED), Août 2013, pp. 371-376.

[Haz12] A. Hazan, M. Verleysen, M. Cottrell, J. Lacaille et K. Madani, *Probabilistic outlier detection in vibration spectra with small learning dataset*, https ://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00681036

[Hen11] H. Henao, S.M.J.R. Fatemi, G-A.Capolino et S. Sieg-Zieba, *Wire rope fault detection in a hoisting winch system by motor torque and current signature analysis*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 58, no. 5, Mai 2011, pp. 1727-1736.

[Imm10] F. Immovilli, A. Bellini, R. Rubini et C. Tassoni, *Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals : a critical comparison*, IEEE Transactions on industry applications, vol. 46, no. 4, Juillet/Août 2008, pp. 1350-1359.

[ISO-1940/1] *Qualité d'équilibrage de rotor en état rigide*, Norme ISO-1940/1.

[ISO-2372] *Les niveaux vibratoires admissibles sur les machines tournantes*, Norme ISO-2372.

[Kho09] M. Khov, *Surveillance et diagnostic des machines synchrones à aimants permanents : Détection des courts-circuits par suivi paramétrique*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2009.

[Kia09] S.H. Kia, H. Henao et G-A. Capolino, *Diagnosis of broken-bar fault in induction machines using discrete wavelet transform without slip estimation*, IEEE Transactions on industry applications, vol. 45, no. 4, Juillet/Août 2009, pp. 1395-1404.

[Kia15] S.H. Kia, H. Henao et G-A. Capolino, *Gear tooth surface damage fault detection using induction machine stator current space vector analysis*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 62, no. 3, Mars 2015, pp. 1866-1878.

[Kuc13] A. Küçüker et M. Bayrak, *Detection of mechanical imbalances of induction motors with instantaneous power signature analysis*, Journal of electrical engineering and technology, vol. 8, no. 5, Septembre 2013, pp. 1116-1121.

[Lei08] Y. Lei, Z. He, et Y. Zi, *A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery*, Expert systems with applications, vol. 35, no. 4, Novembre 2008, pp. 1593-1600.

[Lin10] J.L. Lin, J.Y-C. Liu, C-W. Li, L-F. Tsai, et H-Y. Chung, *Motor shaft misalignment detection using multiscale entropy with wavelet denoising*, Expert systems with applications, vol. 37, no. 10, Octobre 2010, pp. 7200-7204.

[Liu06] L. Liu, *Robust fault detection and diagnosis for permanent magnet synchronous motors*, Thèse de doctorat, Florida State University, 2006.

[Ma96] J. Ma et C.J. Li, *Gear defect detection through model-based wideband demodulation of vibrations*, Mechanical systems and signal processing, vol. 10, no. 5, Septembre 1996, pp. 653-665.

[Mec04] B. Mechin, *Maintenance - Préface*, Techniques de l'ingénieur MT 9000, Octobre 2004.

[Min10] V.P. Mini, S. Sivakotaiah et S. Ushakumari, *Fault detection and diagnosis of an induction motor using fuzzy logic*, International conference on computational technologies in electrical and electronics engineering, Juillet 2010, pp. 459-464.

[Oba03] R.R. Obaid, T.G. Habetler et R.M. Tallam, *Detecting load unbalance and shaft misalignment using stator current in inverter-driven induction motors*, International electric machines and drives conference (IEMDC),Juin 2003, pp. 1454-1458.

[Obe12] Z. Obeid, *Mise au point d'algorithmes pour la détection de dégradations de roulements d'actionneurs synchrones à aimants permanents. Application dans le domaine aéronautique sur des ventilateurs embarqués*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2012.

[Odo85] P. O'donnell, *Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations, Part I*, IEEE Transactions on industry applications, vol. 21, no. 4, Juillet-Août 1985, pp. 853-864.

[Pan12] K. K. Pandey, P. H. Zope et S. R. Suralkar, *Review on fault diagnosis in three-phase induction motor*, National conference MEDHA, 2012.

[Pic12] A. Picot, Z. Obeid, J. Régnier, P. Maussion, S. Poignant et O. Darnis, *Bearing fault detection in synchronous machine based on the statistical analysis of stator current*, Annual conference of the IEEE industrial electronics society (IECON), Octobre 2012, pp. 3862-3867.

[Pic14] A. Picot, Z. Obeid, J. Régnier, S. Poignant, O. Darnis et P. Maussion, *Statistic-based spectral indicator for bearing fault detection in permanent-magnet synchronous machines using the stator current*, Mechanical systems and signal processing, vol. 46, no. 2, Juin 2014, pp. 424-441.

[Pon10] J. Pons-LLinares, J.A. Antoniu-Daviu, J. Roger-Folch, D. Morinigo-Sotelo et O. Duque-Perez, *Eccentricity diagnosis in inverter-fed induction motors via the analytic wavelet transform of transient currents*, International conference on electrical machines (ICEM), Septembre 2010, pp. 1-6.

[Pon14] J. Pons-LLinares, D. Morinigo-Sotelo, O. Duque-Perez, J.A. Antoniu-Daviu et M. Perez-Alonso, *Transient detection of close components through the chirplet transform : Rotor faults in inverter-fed induction motors*, Annual conference of the IEEE industrial electronics society (IECON), Octobre 2014, pp. 3386-3392.

[Pou97] J. Poulain, *Pompes rotodynamiques - Explotation*, Techniques de l'ingénieur B 4 308, Avril 1997.

[Qui08] J. Quiroga, L. Liu et D.A. Cartes, *Fuzzy logic based fault detection of PMSM stator winding short under load fluctuation using negative sequence analysis*, American control conference, Juin 2008, pp. 4262-4267.

[Rai02] B. Raison, G. Rostaing, O. Butscher et C-S. Maroni, *Investigations of algorithms for bearing fault detection in induction drives*, Annual conference of the IEEE industrial electronics society (IECON), Novembre 2002, pp. 1696-1701.

[Raj06] S. Rajagopalan, *Detection of rotor and load faults in brushless dc motors operating under stationary and non-stationary conditions*, Thèse de doctorat, Georgia Institue of Technology, 2006.

[Sal00] G. Salles, F. Filippetti, C. Tassoni, G. Grellet et G. Franceschini, *Monitoring of induction motor load by neural network techniques*, IEEE Transactions on power electronics, vol. 15, no. 4, Juillet 2000, pp. 762-768.

[Sal13] M. Salah, K. Bacha et A. Chaari, *Stator current analysis of a squirrel cage motor running under mechanical unbalance condition*, International multiconference on systems, signals and devices, Mars 2013, pp. 1-6.

[Sch99] E. Schaeffer, E. Le Carpentier, E.H. Zaim et L. Loron, *Diagnostic des entrainements électriques : détection de courts-circuits statoriques dans la machine asynchrone par identification paramétrique*, Colloque GRETSI, Septembre 1999, pp. 1037-1040.

[Sch08] J. Schonek, *Energy efficiency : benefits of variable speed control in pumps, fans and compressors*, Collection technique no. 214 - Schneider Electric, Août 2008.

[Sey04] K. Seyfert, *Belt maintenance*, Motor, Mai 2004, pp. 41.

[Sta06] J.R. Stack, T.G. Habetler et R.G. Harley, *Fault signature modeling and detection of inner race bearing faults*, International conference on electrical machines and drives (ICEM), Mai 2005, pp. 271-277.

[Sul10] *Centrifugal pump handbook*, Sulzer, 2010.

[Sul12] *Vertical pump troubleshooting*, Sulzer, 2012.

[Sur15] G. Suri, *Experimental techniques, rotating machinery and acoustics, volume 8 : proceedings of the 33th IMAC, A conference and exposition on structural dynamics*, Chapitre 25, 2015.

[Tam10] J. Tamminen, T. Ahonen, J. Ahola et J. Kestilä, *Life cycle costs in industrial fan drives - Case study*, Annual conference of the British institute of non-destructive Testing (BINDT), Septembre 2010.

[Tan99] N. Tandon et A. Choudhury, *A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings*, Tribology international, vol. 32, no. 8, Août 1999, pp. 469-480.

[Tex] *Guide d'entretien des courroies industrielles*, Texrope.

[Tho99] O.V. Thorsen et M. Dalva, *Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry*, IEEE Transactions on industry applications, vol. 35, no. 4, Juillet/Août 1999, pp. 810-818.

[Tra09] B. Trajin, *Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones - Application à la surveillance des roulements à billes*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2009.

[Tso08] I. Tsoumas, G. Georgoulas, A. Safacas et G. Vachtsevanos, *Empirical mode decomposition of the stator start-up current for rotor fault diagnosis in asynchronous machines*, International conference on electrical machines (ICEM), Septembre 2008, pp. 1-6.

[Vac99] G. Vachtsevanos, F.L. Lewis, M. Roemer, A. Hess et B. Wu, *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*, Wiley , 2006.

[Vra03] V. Vrabie, P. Granjon et C. Servière, *Spectral kurtosis : from definition to application*, Workshop on nonlinear signal and image processing (EURASIP), Septembre 2013, pp. 77-84.

[Wan10] H. Wang et P. Chen, *Fuzzy diagnosis method for rotating machinery in variable rotating speed*, IEEE Sensors journal, vol. 11, no. 1, Janvier 2011, pp. 23-34.

[Yam96] H. Yamashina, S. Okumura et I. Kawai, *Development of a diagnosis technique for failures of V-belts by a cross-spectrum method and a discriminant function approach*, Journal of intelligent manufacturing, vol. 7, no. 1, Février 1996, pp. 85-97.

[Zar08] J. Zarei, J. Poshtan et M. Poshtan, *Bearing fault detection in induction motor using pattern recognition techniques*, International conference on power and energy (PeCon), Décembre 2008, pp. 749-753.

[Zha10] W. Zhang, *Fault detection*, Intech, 2010.

[Zha12] J. Zhang, L. Hong et J.S. Dhupia, *Gear fault detection in planetary gearbox using stator current measurement of AC motors*, Annual dynamic systems and control conference (ASME), Octobre 2012, pp. 673-680.

[Zho08] W. Zhou, T.G. Habetler et R.G. Harley, *Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 55, no. 12, Décembre 2008, pp. 4260-4269.

[Zid03] F. Zidani, M.E.H. Benbouzid, D. Diallo et M.S. Naït-Saïd, *Induction motor stator faults diagnosis by a current Concordia Pattern-Based Fuzzy Decision System*, IEEE Transactions on energy conversion, vol. 18, no. 4, Décembre 2003, pp. 469-475.

[Zid08] F. Zidani, D. Diallo, M.E.H. Benbouzid et M.S. Naït-Saïd, *A fuzzy-based approach for the diagnosis of fault modes in a voltage-fed PWM inverter induction motor drive*, IEEE Transactions on industrial electronics, vol. 55, no. 2, Février 2008, pp. 586-593.

[Zou09] S.E. Zouzou, W. Laala, S. Guedidi et M. Sahraoui, *A fuzzy logic approach for the diagnosis of rotor faults in squirrel cage induction motors*, International conference on computer and electrical engineering, Décembre 2009, pp. 173-177.