



HAL
open science

Diagnostic des engrenages à base des indicateurs géométriques des signaux électriques triphasés

Marouane Frini

► **To cite this version:**

Marouane Frini. Diagnostic des engrenages à base des indicateurs géométriques des signaux électriques triphasés. Physique [physics]. Université de Lyon, 2018. Français. NNT : 2018LYSES052 . tel-03204643

HAL Id: tel-03204643

<https://theses.hal.science/tel-03204643>

Submitted on 21 Apr 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



N° d'ordre NNT : 2018LYSES052

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON
opérée au sein du
LASPI
«Laboratoire d'Analyse des Signaux et des Processus Industriels »

Ecole Doctorale ED SIS 488
« **Science, Ingénierie, Santé** »

Spécialité de doctorat :
Traitement du Signal

Soutenue publiquement le 18/10/2018, par :
Marouane Frini

Diagnostic des engrenages à base des indicateurs géométriques des signaux électriques triphasés

Devant le jury composé de :

Razik, Hubert Professeur Bernard Lyon 1 *Examineur* Université Claude
Guillet, François Professeur Université de Lyon *Examineur*
Granjon, Pierre Maître de conférences Université de Grenoble *Examineur*
Benbouzid, Mohamed Professeur Université de Brest *Rapporteur*
Hani, Soumia Professeur Université Mohammed V de Rabat *Rapporteuse*

El Badaoui, Mohamed Professeur Université de Lyon, Roanne *Directeur de thèse*
Marrakchi, Ghanem Professeur Université de Lyon, Saint-Etienne *Co-directeur de thèse*
Soualhi, Abdenour Maître de conférences Université de Lyon, Roanne *Encadrant*

Remerciements

Je souhaite avant tout dédier cette thèse à mes chers parents et les remercier infiniment de leur précieux soutien à tous les niveaux qui a été un élément moteur à l'aboutissement de cette thèse.

Mes sincères remerciements vont ensuite à mon directeur de thèse, M. Mohamed El Badaoui, Professeur et directeur du laboratoire d'Analyse des Signaux et des Processus Industriels pour m'avoir accueilli au sein de son équipe. Je lui suis également reconnaissant pour le temps qu'il a pu m'accorder, pour les ressources qu'il a mises à ma disposition et pour les directives avisées qu'il m'a prodiguées.

J'adresse aussi vifs mes remerciements à mon co-directeur de thèse, M. Ghanem Marrakchi, Professeur à l'Université Jean Monnet de Saint-Etienne qui m'a épaulé dès le début. Son soutien, sa patience et sa confiance ont été une grande motivation pour l'avancement de mes travaux.

Aussi, je remercie chaleureusement mon encadrant de thèse, M. Abdenour Soualhi, maître de conférence au laboratoire d'Analyse des Signaux et des Processus Industriels pour sa disponibilité à tout instant vis-à-vis de mes travaux, pour ses conseils précieux et son attention continue qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse.

Je désire en outre grandement remercier le personnel administratif et pédagogique du Centre Universitaire Roannais, tout particulièrement Mr Salah Khennouf directeur du CUR, qui a su m'épauler à plusieurs niveaux. Je remercie aussi expressément le CUR de m'avoir permis de tirer profit de ses ressources et de ses équipements afin de mettre en œuvre l'application expérimentale de ce travail. Mes remerciements vont aussi à Mr Alain Ducrot du service technique du CUR pour m'avoir assisté lors des opérations techniques.

Un grand merci à toute l'équipe du projet GOTIX (<http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/projet/gotix/>) du GIPSA Lab de l'université de Grenoble Alpes, notamment Mme. Nadine Martin, M. Pierre Granjon, Mme. Christine Servièrre, M. Xavier Laval et M. Denis Faure-Vincent, pour leur précieuse collaboration et pour m'avoir offert l'opportunité intéressante d'accéder aux données de leur banc expérimental.

Je voudrais aussi remercier les rapporteurs de cette thèse, pour tout l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour tout temps qu'ils m'ont accordé. J'associe à ces remerciements, le reste des membres du jury, pour avoir accepté d'examiner mon humble travail.

J'adresse aussi de sincères remerciements au personnel technique et administratif, présents et passés, du laboratoire d'Analyse des Signaux et des Processus Industriels et à l'IUT de Roanne pour leur soutien quotidien ainsi que pour leur aide qui a rendu mon cadre de travail suffisamment productif et agréable.

Je n'oublie pas de remercier mes collègues, présents et passés, au sein du laboratoire qui ont été pour moi une source d'appui et un facteur de motivation non-négligeables.

Enfin, je remercie grandement l'ensemble de ma famille et mes proches pour leur patience et leur confiance manifestée tout au long de cette thèse.

Sommaire

Introduction générale	8
Chapitre I : Diagnostic des engrenages	12
I. Introduction	13
II. Les principaux défauts des réducteurs	14
II.1. Les types d'engrenages	15
II.2. Les types de défauts d'engrenages.....	16
II.2.a. Défauts répartis.....	16
II.2.b. Défauts	17
III. Méthodologie du diagnostic	20
IV. Méthodes d'analyse	21
IV.1. Analyse de la température	21
IV.2. Analyse de l'huile.....	21
IV.3. Analyse acoustique.....	21
IV.4. Analyse vibratoire	22
IV.5. Analyse du couple électromagnétique.....	22
IV.6. Analyse du flux	23
IV.7. Analyse des courants électriques.....	23
V. Méthodes de surveillance.....	24
V.1. Analyse temporelle	25
V.2. Analyse fréquentielle	26
V.3. Analyse temps-fréquence.....	28
VI. Méthodes de diagnostic	29
VI.1. Approche modèle	30
VI.1.a. Méthodes quantitatives	30
VI.1.b. Méthodes qualitatives	32
VI.2. Approche données	34
VI.2.a. Méthodes qualitatives	35
VI.2.b. Méthodes quantitatives	36
VII. Synthèse	39
Chapitre II : Analyse des signatures du courant pour la détection de défauts d'engrenages 40	
I. Introduction et problématique	41
II.L'analyse des signatures du courant du moteur pour la détection des défauts d'engrenages .	43
II.1. Intérêt de l'analyse des signatures du courant électrique.....	43
II.2. Théorie de l'analyse des signatures du courant pour les engrenages.....	44
II.2.a. Effet de la variation du couple des engrenages sur le courant	44
II.2.b. Effet des vibrations torsionnelles des engrenages sur le courant.....	46

III. Techniques de surveillance des signatures du courant électrique pour la détection des défauts d'engrenages.....	51
III.1. Domaine temporel	51
III.2. Domaine fréquentiel	55
III.3. Domaine temps-fréquence	59
IV. Synthèse.....	63
Chapitre III : Indicateurs géométriques et algorithme d'estimation	64
I.Introduction	65
II. Indicateurs géométriques des défauts	66
II.1.Transformées de Park et de Concordia	66
II.2. Propriétés géométriques de Frenet-Serret.....	70
II.3. Indicateurs classiques des défauts.....	77
III. Algorithme d'estimation.....	83
IV.Synthèse.....	95
Chapitre IV : Applications expérimentales.....	96
I.Introduction	97
II. Application expérimentale : Banc de test GOTIX.....	98
II.1. Configuration et protocoles expérimentaux.....	98
II.2. Résultats expérimentaux	100
II.2.a. Transformée de Fourier	100
II.2.b. Indicateurs de défaut issus des transformées de Park et de Concordia	101
II.2.c. Indicateurs de défaut issus des propriétés de Frenet-Serret	104
II.2.d. Algorithme d'estimation	111
III. Validation expérimentale : Banc de test du CUR.....	113
III.1. Configuration et protocoles expérimentaux	113
III.2. Résultats expérimentaux.....	116
III.2.a. État sain, défaut d'écaillage des engrenages (E2) et défaut de demi-dent cassée (E3).....	116
III.2.b. État sain, défaut de bague interne de roulement (E5) et défaut de bague externe (E6).....	117
III.2.c. État sain, défaut d'écaillage des engrenages (E2) et défaut de bague interne (E5)	119
III.2.d. État sain, défaut d'écaillage des engrenages / défaut de bague interne (E8) et défaut de demi-dent cassée / défaut de bague interne de roulement (E9)	121
IV. Discussion des résultats.....	123
Conclusion et perspectives	124
Publications	128
Annexe	129
Bibliographie.....	133

Liste des figures

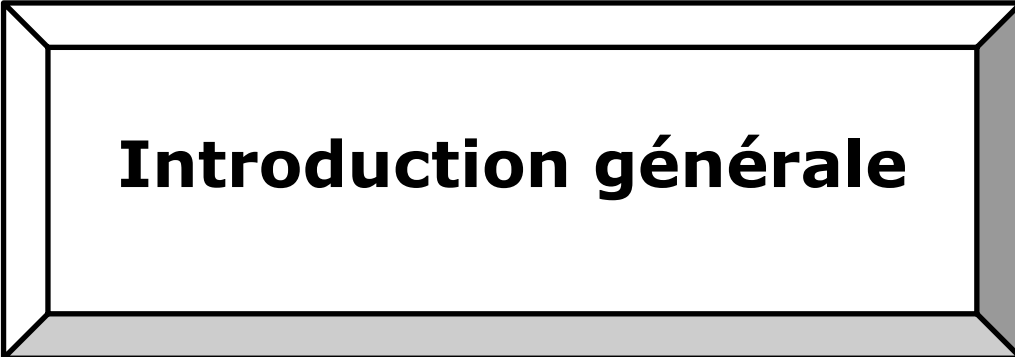
Figure 1 : Schéma cinématique d'un exemple de réducteur	14
Figure 2 : Répartition des défauts dans les transmissions à réducteurs.....	15
Figure 3 : (a) engrenages parallèles, (b) engrenages concourants, (c) engrenages gauches	15
Figure 4 : Défaut d'usure.....	17
Figure 5 : Défaut de piquûres	18
Figure 6 : Défaut d'écaillage	18
Figure 7 : Défaut de fissure	19
Figure 8 : Défaut de grippage.....	19
Figure 9 : Méthodologie du diagnostic.....	20
Figure 10 : Notion d'indicateur d'état.....	24
Figure 11 : Forme d'onde du signal vibratoire en temporel : sain et avec défaut.....	25
Figure 12 : Spectre du signal vibratoire d'engrenages en fonctionnement sain et défaut.....	27
Figure 13 : Classification générale des méthodes de diagnostic	29
Figure 14 : Principe de l'observateur et de la génération de résidu	31
Figure 15: Principe de l'espace de parité et de la génération du résidu	31
Figure 16 : Représentation du principe de l'estimation paramétrique	32
Figure 17 : Structure de base d'un arbre de défaut	33
Figure 18 : Principe de base des digraphes avec signes.....	33
Figure 19 : Architecture de base du diagnostic dans l'approche données.....	34
Figure 20 : Architecture d'un système expert.	35
Figure 21 : Signature des défauts d'engrenages en temporel : (a) vibration à l'état sain, (b) vibration avec défaut d'usure, (c) couple à l'état sain et (d) couple avec défaut d'usure (f_p : fréquence de rotation du pignon)	42
Figure 22 : Critères de sélection prioritaires pour le choix des techniques de surveillance.....	44
Figure 23: Système mécanique composé d'un moteur, d'un engrenage et d'une charge	44
Figure 24 : Moteur asynchrone connecté à un train d'engrenages et un couplemètre	46
Figure 25 : Diagramme vectoriel des courants dans la machine asynchrone.....	47
Figure 26 : Spectres du détail 2 du signal du courant décomposé et démodulé en fréquence avec une charge de 5.625 KW dans (a) : cas sain, (b) : défaut de rupture d'une dent et (c) : défaut de rupture de deux dents	52
Figure 27 : Le signal résiduel et les CK_1 associés avec un défaut d'engrenages.....	53
Figure 28 : Spectre du vecteur espace mesuré avec (a) fonctionnement sain, (b) défaut pignon, (c) défaut roue, (d) défaut SSPW et (e) défaut SAPW	54
Figure 29 : DSP du courant du stator dans les cas (b1) sain sans charge et sans contact, (b2) sain avec charge, (b3) défaut d'une dent au pignon, (b4) défaut de deux dents au pignon	55
Figure 30 : DSP du vecteur espace du courant statorique.....	56
Figure 31 : Comparaison entre le spectre basse fréquence du vecteur espace en fonctionnement sain (rouge) et défaillant (vert)	57
Figure 32 : Spectre de la phase 1 du courant modélisé dans le cas sains (vert) et le cas de défaut de piquûres (bleu)	58
Figure 33 : Les indicateurs WD1 et WD2 en fonction de données enregistrées en régime transitoire pour 10 % et 70 % de niveau de charge	60

Figure 34 : Diagrammes contour de la DWT des courants transitoires issus de la fluctuation de charge de 5.625-0 kW dans (a) le cas sain, (b) défaut de rupture de dent, (c) défaut de rupture de deux dents.....	61
Figure 35 : Variance du signal de niveau 15 de la DWT du courant en fonction de la sévérité du défaut d'engrenages de 0014G (sévérité légère) à 0003G (sévérité importante)	62
Figure 36 : Transformée de Park	66
Figure 37 : Transformée de Concordia.....	68
Figure 38 : Motif des composantes de (a) Concordia et (b) Park dans les conditions idéales	69
Figure 39: Les vecteur tangent $T(t)$, normal $N(t)$ et binormal $B(t)$ ainsi que leurs plans associés du repère Frenet-Serret.....	72
Figure 40 : Les différentes représentations des composantes du courant triphasé (a) en fonction du temps, (b) dans un repère euclidien tridimensionnel.....	74
Figure 41 : Défaut de (a) désalignement radial et (b) désalignement angulaire.....	78
Figure 42 : Défaut d'excentricité (a) statique, (b) dynamique et (c) combinée	79
Figure 43 : Schéma des barres et des anneaux de court-circuit du rotor.....	80
Figure 44 : Constituants et dimensions du roulement	81
Figure 45 : Schéma bloc de l'algorithme d'estimation	83
Figure 46 : Diagramme de flux de l'algorithme de l'EMD.....	85
Figure 47 : Principe de la décomposition de l'EMD appliquée à un signal	86
Figure 48 : Différence entre (a) la sélection des paramètres du SBS et (b) l'extraction des paramètres de la PCA.....	88
Figure 49 : Processus de sélection des paramètres de l'algorithme SBS	90
Figure 50 : Diagramme flux de l'algorithme de l'analyse en composante principale	92
Figure 51 : Principe de l'analyse en composantes principales	92
Figure 52 : Diagramme flux de l'algorithme K-moyennes	94
Figure 53 : Principe de l'algorithme K-moyennes	94
Figure 54 : Moteur asynchrone triphasé et défaut d'engrenages du banc de test GOTIX ¹	98
Figure 55 : Configuration expérimentale du banc de test GOTIX ¹	99
Figure 57 : DSP de la phase 1 du courant à l'état sain avec fenêtre de pondération de Hanning dans la bande de fréquence [0, 100 Hz].....	100
Figure 58 : DSP de la phase 1 du courant à l'état défaillant avec fenêtre de pondération de Hanning dans la bande de fréquence [0, 100 Hz]	100
Figure 58 : Motifs de la transformée de Park en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) sans EMD	101
Figure 59 : Motifs de la transformée de Concordia en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) sans EMD	101
Figure 60 : Motifs de la transformée de Park en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) avec EMD.....	102
Figure 61 : Motifs de la transformée de Concordia en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) avec EMD	102
Figure 62 : Signal brut i_b du courant électrique triphasé en fonction du temps à l'état sain.....	104
Figure 63 : Vecteur position $i(t)$ en fonction du temps à l'état sain.....	104
Figure 64 : Longueur du vecteur position $\ i(t)\ $ en fonction du temps à l'état sain	104
Figure 65 : Vecteur binormal $B(t)$ en coordonnées cartésiennes en fonction du temps à l'état sain	105
Figure 66 : La courbure $\kappa(t)$ en fonction du temps à l'état sain	105
Figure 67 : La torsion $\tau(t)$ en fonction du temps à l'état sain.....	105

Figure 68 : Le vecteur position $i(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état sain.....	106
Figure 69 : Le vecteur binormal $B(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état sain.....	106
Figure 70: Le vecteur binormal $B(t)$ à échelle unité à l'état sain	106
Figure 71 : Signal brut i_b du courant électrique triphasé en fonction du temps à l'état défaillant	107
Figure 72 : Vecteur position $i(t)$ en fonction du temps à l'état défaillant	107
Figure 73 : Longueur du vecteur position $\ i(t)\ $ en fonction du temps à l'état défaillant	107
Figure 74 : Vecteur binormal $B(t)$ en coordonnées cartésiennes à l'état défaillant	108
Figure 75 : La courbure $\kappa(t)$ en fonction du temps en fonction du temps à l'état défaillant.....	108
Figure 76 : La torsion $\tau(t)$ en fonction du temps en fonction du temps à l'état défaillant	108
Figure 77 : Le vecteur position $i(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état défaillant	109
Figure 78 : Le vecteur binormal $B(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état défaillant.....	109
Figure 79 : Le vecteur binormal $B(t)$ à échelle unité à l'état défaillant	109
Figure 80 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation en fonctionnement sain (bleu) et avec défaut d'usure d'engrenages (rouge) à la fréquence d'alimentation de 32 Hz et à 20% de niveau de charge.....	112
Figure 81: Banc de test du CUR.....	113
Figure 82: Configuration expérimentale du banc de test du CUR	114
Figure 83 : Défaut d'écaillage des engrenages (a), défaut de demi-dent cassée d'engrenages (b) et défauts de bagues interne et externe du roulement (c) artificiellement créés	115
Figure 84 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et défaut de demi-dent cassée E3 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge	116
Figure 85 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et défaut de demi-dent cassée E3 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge	117
Figure 86 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut de bague interne de roulement E5 (rouge) et le défaut de bague externe de roulement E6 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge.....	118
Figure 87 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut de bague interne de roulement E5 (rouge) et le défaut de bague externe de roulement E6 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge.....	118
Figure 88 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et le défaut de bague interne de roulement E5 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge.....	119
Figure 89 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et le défaut de bague interne de roulement E5 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge.....	120
Figure 90 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages combiné à un défaut de bague interne de roulement E8 (rouge) et le défaut de demi-dent cassée combiné à un défaut de bague interne de roulement (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge	121
Figure 91 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages combiné à un défaut de bague interne de roulement E8 (rouge) et le défaut de demi-dent cassée combiné à un défaut de bague interne de roulement (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge	121

Liste des tableaux

Tableau 1 : Comparaison entre les indicateurs à base du critère de la fonction de qualité J	111
Tableau 2 : Protocole expérimental des défauts mesurés à partir du banc de test du CUR	115



Introduction générale

En raison du besoin constant de couple important et de réduction de vitesse élevée, les systèmes de transmission à base de train d'engrenages ont été largement adoptés dans les applications industrielles. Ainsi, les réducteurs à engrenages sont des éléments importants dans le contexte de l'industrie étant donné qu'ils assurent le fonctionnement des machines tournantes et se retrouvent donc dans la plupart des domaines (robotique, automobile, aéronautique, ingénierie, énergétique...). Par exemple, au niveau de la turbine éolienne basée sur les générateurs à induction à rotor bobiné, le temps d'arrêt le plus élevé est relatif au train d'engrenages multi-étage qui relie les ailes du rotor aux aérogénérateurs à travers l'arbre principal. Un autre exemple est la chaîne de traction du bogie ferroviaire dans lequel le train d'engrenages relie les moteurs de traction aux roues de la locomotive [1].

Ainsi, les engrenages constituent des éléments cruciaux des systèmes mécaniques et leur état de santé conditionne le bon fonctionnement de l'ensemble du mécanisme à un niveau de sécurité et de fiabilité élevé. Aussi, l'état des engrenages admet des considérations de rentabilité importantes vu que, par exemple, un arrêt de production pour remplacer des réducteurs sur la chaîne de montage de véhicules peut coûter jusqu'à cent cinquante mille euros par jour, voire bien plus [2]. Étant donné les implications économiques qui interviennent dans le secteur industriel, le diagnostic précoce des éventuels dysfonctionnements d'engrenages prend alors une importance particulière. L'objectif est donc de permettre la mise en œuvre des processus de maintenance nécessaires en temps opportun et ainsi minimiser les conséquences financières néfastes des défauts d'engrenages.

Dans ce contexte, la surveillance et le diagnostic des trains d'engrenages prennent une place importante dans la tendance actuelle des milieux scientifique et industriel. Les engrenages sont d'autant plus concernés étant donné les conditions sévères et les couples importants dans lesquels ils opèrent, provoquant leur détérioration rapide. On cherche alors des outils capables de révéler de manière précoce l'apparition des dysfonctionnements dans le but d'établir la maintenance préventive conditionnelle. Contrairement à la maintenance systématique, ce type de maintenance va drastiquement réduire le temps d'arrêt de la machine et pouvoir ainsi faciliter la planification de la production et de la main d'œuvre. Dans ce cadre-là, les recherches s'intéressent à développer des techniques de surveillance des défauts d'engrenages de plus en plus fiables.

Le processus le plus communément utilisé pour la détection des défaillances d'engrenages est la surveillance vibratoire en plaçant des capteurs accélérométriques ou piézo-électriques le plus près possible des éléments tournants. Ces capteurs sont capables de fournir des informations utiles menant à la détection des défauts dans une large panoplie de systèmes mécaniques. Quand ils sont placés à côté des éléments tournants, les accéléromètres peuvent mesurer les vibrations mécaniques transversales causées par la réponse de la structure mécanique due aux excitations externes (chocs, secousses,...). L'analyse des signaux vibratoires est appropriée pour la surveillance des engrenages vu que tout changement dans la signature vibratoire résulte vraisemblablement d'un changement de l'état des engrenages. En effet, l'apparition des défauts altère les modulations d'amplitude et de phase de la réponse vibratoire des engrenages, indiquant ainsi la possibilité d'une défaillance.

Bien qu'ils soient largement utilisés dans le domaine, les mesures vibratoires classiques présentent plusieurs limites. A la base, l'analyse vibratoire ne peut identifier qu'environ 60% des défauts qui peuvent survenir dans les machines [3]. Cependant, les principaux inconvénients des mesures de la vibration sont l'accès difficile au système de transmission afin d'y placer le capteur ainsi que le coût conséquent de la mise en œuvre. Ceci résulte en des problèmes de sensibilité relatifs à la position de l'installation et ceux de difficulté pour distinguer la source de vibration à cause de la diversité des excitations mécaniques qui existent dans l'environnement industriel [4].

Par conséquent, l'analyse des signatures du courant électrique des moteurs s'impose comme une alternative prometteuse à l'analyse vibratoire et a donc fait l'objet d'une attention grandissante au cours des dernières années. En effet, l'analyse des signatures électriques a l'avantage d'être une méthode techniquement accessible, non-intrusive au système et peu coûteuse. Les techniques basées sur le courant et la tension ne requièrent que les mesures électriques du moteur qui sont souvent déjà surveillées pour le contrôle et la protection des machines électriques. Ce processus a été principalement utilisé pour la détection des défauts de moteur tels que la rupture de barres du rotor et les défauts d'excentricité ainsi que les défauts de roulements. En revanche, très peu de recherches concernent la détection des défauts en utilisant l'analyse du courant [5].

En outre, les signaux électriques triphasés sont caractérisés par des représentations géométriques particulières liées à leur forme d'onde qui peuvent servir en tant qu'indicateurs différents offrant des informations supplémentaires. Parmi ces indicateurs géométriques, les transformées de Park et de Concordia modélisent les composantes électriques dans un repère bidimensionnel et toute déviation par rapport à la représentation d'origine indique l'apparition d'un dysfonctionnement. Aussi, les équations différentielles de Frenet-Serret représentent la trajectoire du signal dans un espace euclidien tridimensionnel et indiquent ainsi tout changement dans l'état du système. Bien qu'ils aient été utilisés pour les défauts de roulements [121], ces indicateurs n'ont pas été appliqués dans la détection des défauts d'engrenages en utilisant l'analyse des signatures des courants électriques. D'où l'idée novatrice de combiner ces indicateurs avec des techniques de traitement de signal, ainsi que des techniques de classification pour le diagnostic des engrenages en utilisant l'analyse des signatures de courant et de tension du moteur électrique.

Ainsi, dans ce travail, on propose une nouvelle approche pour le diagnostic des défauts d'engrenages en utilisant l'analyse des courants et des tensions électriques du stator de la machine et ceci en se basant sur un ensemble d'indicateurs géométriques (Transformées de Park et de Concordia ainsi que les propriétés du repère Frenet-Serret). Ces indicateurs font partie d'une bibliothèque de signatures de défauts qui a été construite et qui comprend également les indicateurs classiques utilisés pour un large éventail de défauts. Ainsi, un algorithme combine les acquisitions expérimentales des signaux électriques à des méthodes de traitement de signal avancées (décomposition modale empirique,...). Ensuite, celui-ci sélectionne les indicateurs les plus pertinents au sein de la bibliothèque en se basant sur les algorithmes de sélection de paramètres (sélection séquentielle rétrograde et analyse des composantes principales). Enfin, cette sélection est utilisée pour la classification non-supervisée (K-moyennes) pour la distinction entre l'état sain et l'état défaillant.

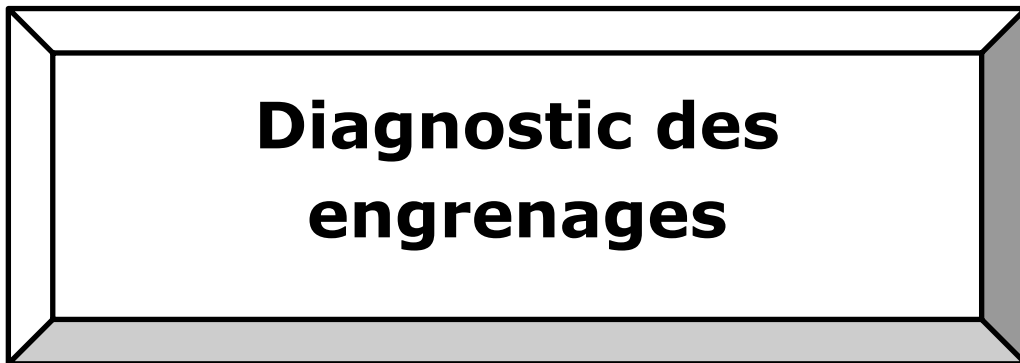
Le premier chapitre de ce document présente l'état de l'art du diagnostic des engrenages de façon générale. Il est d'abord question d'un exposé bibliographique concernant les défauts d'engrenages et leurs différents types. Ensuite, les différentes techniques d'analyse et de surveillance des engrenages qui ont été proposées dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle sont présentées. En outre, il est question de détailler et de discuter les principales méthodes de diagnostic utilisées dans la littérature. L'objectif de cette partie est de situer l'approche proposée dans son contexte existant afin de préparer la mise en évidence de la problématique à laquelle elle répond.

Dans le second chapitre, la problématique de ce travail est établie à travers l'étude approfondie de la détection des défauts d'engrenages en utilisant les signatures du courant électrique du moteur. D'abord, l'intérêt de cette méthode d'analyse en tant qu'alternative pour le diagnostic est présenté. Ensuite, la base théorique de cette technique pour la surveillance des engrenages est énoncée en détail. Enfin, les différentes techniques développées dans la littérature pour le diagnostic électrique des engrenages dans le domaine temporel, fréquentiel et temps-fréquences seront présentés.

Le troisième chapitre est consacré à l'application des propriétés géométriques de Frenet-Serret en tant qu'indicateurs de défauts et à la présentation de l'algorithme d'estimation de l'ensemble des indicateurs utilisés. Ainsi, il s'agit d'abord de mettre en place les bases théoriques des indicateurs géométriques et leurs applications pour le diagnostic. Ensuite, chaque étape (traitement des signaux, estimation des indicateurs, normalisation, classification,...) de l'algorithme qui gère la bibliothèque des indicateurs classiques et géométriques établie est d'abord détaillée. Ensuite, les méthodes de traitement de signal (décomposition modale empirique, filtrage,...), de sélection de paramètres (sélection séquentielle rétrograde et analyse des composantes principales,...) et de classification (K-moyennes) sont présentées.

Concernant le quatrième et dernier chapitre, il sera centré autour des applications expérimentales de l'algorithme d'estimation proposé dans différentes configurations de défauts et de systèmes. D'une part, il est question d'appliquer la méthode proposée dans le cas d'un défaut d'usure naturelle des engrenages avec un faible niveau de charge au niveau du banc de simulation GOTIX. Les résultats de l'algorithme dans cette application sont alors présentés et discutés. D'autre part, il s'agit d'étudier l'application de l'algorithme dans les cas de défauts de surface, de demi-dent cassée et de défauts combinés roulements/engrenages aussi bien en bas qu'en haut niveau de charge au niveau d'un banc d'essai différent au sein du CUR. Aussi, les résultats obtenus dans ce cas-là sont discutés et la pertinence des indicateurs sélectionnés est ainsi validée.

Enfin, ce document se termine par une conclusion générale dans laquelle les limites de l'approche proposée sont discutées et où les perspectives envisageables pour l'amélioration de notre contribution sont proposées.



**Diagnostic des
engrenages**

I.Introduction

La volonté de maintenir la sécurité et la disponibilité des installations électromécaniques tout en cherchant à minimiser les coûts d'exploitation figure parmi les préoccupations majeures du secteur industriel. Afin de garantir cela, le suivi de l'état et du comportement des machines utilisées devient une nécessité. Le choix des techniques de surveillance est tributaire de la nature des installations ainsi que des dégradations potentielles. Il s'agit généralement de processus qui peuvent être soit réalisés en cours de fonctionnement (mesures de température, par exemple), soit menés de façon différée (analyse du lubrifiant, par exemple) nécessitant ainsi des arrêts programmés de la machine. Ensuite, en fonction du niveau de fiabilité du fonctionnement du système, l'opération de diagnostic peut conduire à la mise en place du processus de maintenance.

L'ancienne forme de maintenance est la maintenance corrective qui n'intervient qu'en cas de panne du système. Cette stratégie implique des arrêts de fonctionnement soudains et non contrôlés. Ainsi, ce principe de maintenance est abandonné quand les exigences de rentabilité deviennent importantes et il se voit remplacé par la maintenance préventive. La maintenance préventive est menée à des intervalles prédéterminés ou selon un certain critère préétabli. De ce fait, la maintenance préventive regroupe deux types de stratégies de maintenance : la maintenance systématique et la maintenance préventive conditionnelle.

La maintenance préventive systématique est programmée périodiquement sans prendre en compte l'opération de diagnostic du système et aucune intervention n'a lieu avant l'échéance prédéterminée. Elle peut être basée sur différents critères tel que le nombre d'heures de fonctionnement ou encore le nombre de cycles d'utilisation. Les opérations d'entretien telles que la lubrification ou les vidanges font partie de la maintenance préventive systématique. Il ne s'agit pas d'interventions curatives mais d'actions, généralement simples et peu coûteuses, cherchant à minimiser le taux de défaillance.

Néanmoins, suite à la dispersion des géométries au niveau des composants ainsi qu'à l'hétérogénéité des matériaux utilisés et les éventuelles surcharges d'opération, les dégradations peuvent survenir avant la date prévue par la maintenance préventive systématique. De plus, il est possible que le défaut n'apparaisse pas durant le laps de temps prévu et que les pièces en question soient dès lors remplacées alors qu'elles sont en bon état, ce qui engendre un coût de maintenance plus élevé. Ainsi, quand la fiabilité est un facteur primordial, c'est la maintenance préventive conditionnelle qui doit être adoptée. Cette stratégie se base sur des paramètres permettant de caractériser l'état de santé du système, de prédire l'apparition des défaillances possibles et de diagnostiquer avant qu'elles n'atteignent le stade provoquant la panne de la machine.

C'est dans ce contexte-là que se situe le diagnostic électrique des défauts d'engrenages. Ainsi, dans ce premier chapitre, le diagnostic des engrenages en général sera détaillé et contextualisé. Il sera, d'abord, question de présenter les défauts de réducteurs comprenant les engrenages et leurs types. Ensuite, les méthodes d'analyse qui sont généralement utilisées seront introduites, suivies de la présentation des principaux outils de surveillance. Enfin, on présentera l'état de l'art des différentes techniques de diagnostic des défauts d'engrenages.

II. Les principaux défauts des réducteurs

Comme montré dans la figure 1, un réducteur représente un ensemble de composants mécaniques interconnectés et généralement intégrés au sein d'un carter. Le réducteur comprend principalement un train de transmission d'engrenages qui effectue la réduction du mouvement, couplé à un moteur électrique, qui fait office de générateur de puissance. Aussi, les roulements mécaniques font partie du réducteur afin d'assurer le guidage en rotation. Ils sont incorporés dans des paliers connectés à des arbres de rotation servant ainsi de structure de support pour le réducteur. Enfin, les derniers éléments du réducteur sont les mécanismes entraînés, notamment les accouplements qui assurent la transmission du couple, la charge mécanique de sortie ou encore les freins qui permettent le ralentissement, voire l'immobilisation, du mouvement de l'ensemble.

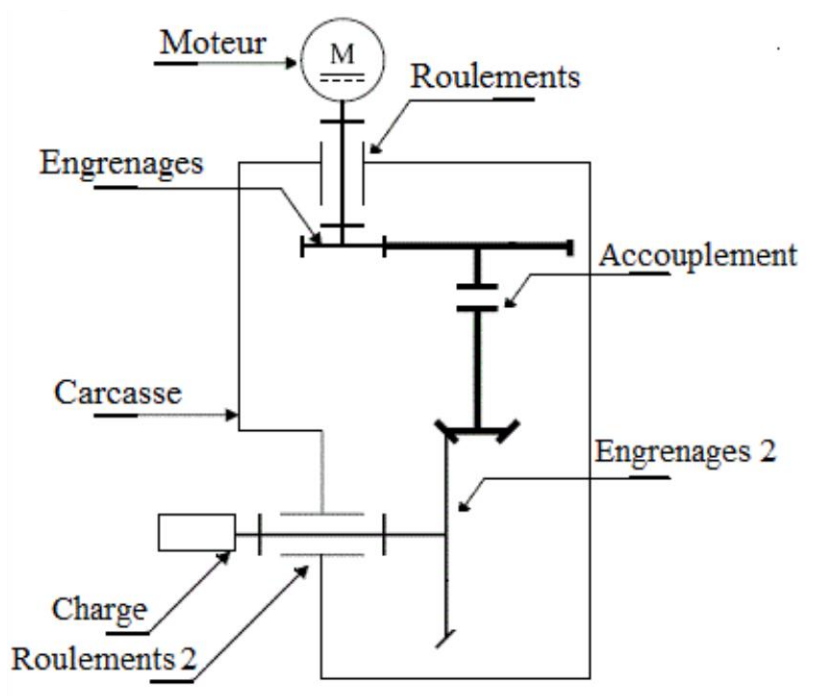


Figure 1 : Schéma cinématique d'un exemple de réducteur.

Chacun des éléments présentés admet une influence sur le comportement dynamique du réducteur mais il est communément admis que le train de transmission d'engrenages représente une des sources principales d'excitations. Au vu de leurs importances, les engrenages répondent très bien aux exigences de rendement, d'efficacité et de puissance spécifiques imposées par les normes modernes. Cependant, les critères de confort, de tenue vibratoire, ainsi que de fiabilité imposent une nouvelle pression technologique et économique sur ce composant. D'autre part, au niveau de la machine asynchrone, les roulements mécaniques et les paliers associés sont aussi des éléments soumis à des contraintes fonctionnelles relativement importantes.

Comme le montre la figure 2, les études traitant des causes des défauts et de la localisation des défaillances dans les transmissions de puissance à base de réducteurs démontrent que les organes les plus sensibles aux pannes sont les engrenages en premier lieu [6]. Les défauts de paliers qui regroupent les défauts de roulements viennent quant à eux en deuxième position. Ainsi, au-delà des défauts de fabrication ou de montage, les causes d'avaries sont nombreuses et donnent lieu à des anomalies possédant plusieurs degrés de gravité. Il est logique, d'un point de vue industriel et scientifique, de focaliser les efforts de diagnostic des réducteurs principalement sur les engrenages.

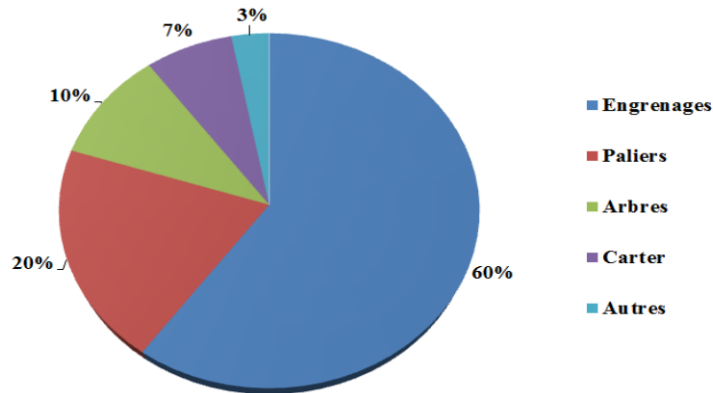


Figure 2 : Répartition des défauts dans les transmissions à réducteurs.

II.1. Les types d'engrenages.

Un engrenage est un mécanisme qui contient deux roues dentées s'engrenant l'une avec l'autre, tel qu'il y ait une roue menante et une roue menée. Cette association assure la transmission du mouvement, et donc de l'énergie mécanique, entre deux arbres rapprochés avec un rapport de vitesse plus ou moins constant [7].

Comme montré dans la figure 3, selon la position relative des deux arbres connectés, il existe trois classes d'engrenages :

- Engrenages parallèles, quand l'alignement des arbres est parallèle (les engrenages planétaires, par exemple, en font partie).
- Engrenages concourants, s'il y a une intersection des prolongements des arbres.
- Engrenages gauches, lorsque les arbres sont en position relative quelconque (les roues et vis sans fin, par exemple, en font partie).

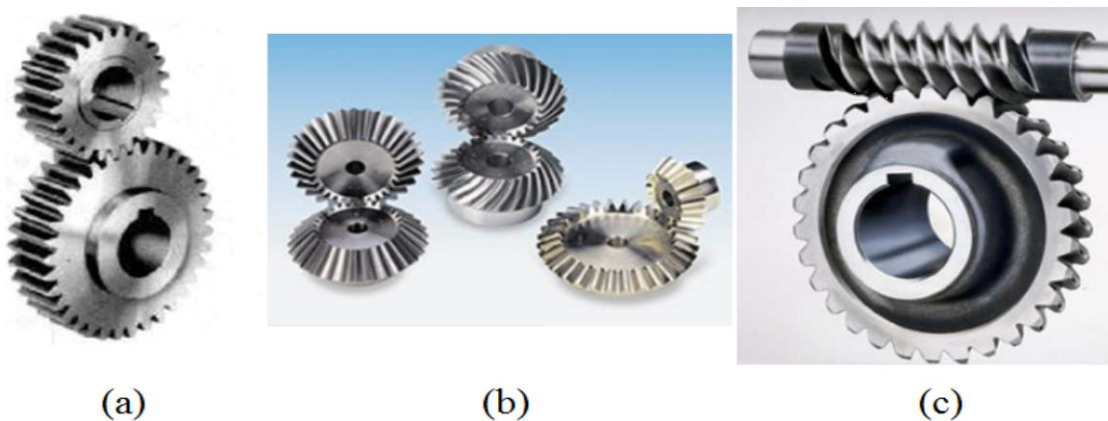


Figure 3 : (a) engrenages parallèles, (b) engrenages concourants, (c) engrenages gauches [8]

Les dentures des engrenages peuvent être droites, hélicoïdales ou à chevrons. Ainsi, les efforts sont soit uniquement radiaux sur les engrenages parallèles à dentures droites ou à chevrons, soit mixtes (radial et axial) sur les engrenages à dentures hélicoïdales ainsi que sur les engrenages gauches et concourants.

Les engrenages ont deux opérations majeures qui sont soit la réduction, soit la multiplication de la vitesse de rotation de transmission et du couple moteur associé. La vitesse de rotation augmente si la roue menée possède un nombre de dents supérieur à la roue menante et elle diminue si le nombre de dents est inférieur. Ainsi, le rapport de vitesse R entre les deux roues est donné par l'équation (1).

$$R = \frac{Z_1}{Z_2} \quad (1)$$

Où Z_1 le nombre de dents de la roue menée et Z_2 le nombre de dents de la roue menante.

Soit un engrenage regroupant deux roues dentées dotées de Z_1 et Z_2 nombre de dents et tournants aux fréquences f_1 et f_2 respectivement. Quand une dent de la roue menante s'engrène dans la roue menée, il se crée une prise de charge périodique au rythme d'engrènement des dents [8]. Ce choc se produit selon la fréquence d'engrènement f_e qui est égale à la fréquence de rotation de la roue en question multipliée par son nombre de dents, comme le montre l'équation (2).

$$f_e = f_1 \cdot Z_1 = f_2 \cdot Z_2 \quad (2)$$

Suite à sa rigidité variable, le processus d'engrènement engendre un glissement des dents qui produit des vibrations et des variations de couple. La majorité des phénomènes naturels sont non-linéaires et la plupart de ces signaux possèdent un contenu fréquentiel variable. Ainsi, un défaut au niveau d'une dent va altérer les modulations d'amplitude et de phase de la dynamique de l'engrenage. Par conséquent, tout changement au niveau de ces signaux peut être spécifiquement analysé pour fournir une indication des défauts possibles.

II.2. Les types de défauts d'engrenages

Les engrenages sont globalement soumis à des couples élevés et des conditions de fonctionnement sévères provoquant ainsi des défaillances qu'il faut surveiller. A cet effet, il est nécessaire de connaître les différents types de défauts rencontrés [9]. Les principales avaries qui surviennent au niveau des engrenages d'un réducteur simple sont des défaillances réparties sur toutes les dentures et des défauts localisés sur une partie des dentures. Ce sont des dégradations qui apparaissent principalement lors de la transmission. Les défauts de fabrication tels que l'erreur de profils des dents et l'excentricité de roues ainsi que les défauts d'installation comme les défauts de parallélisme ne feront pas partie de cette étude.

II.2.a. Défauts répartis

- **Usure**

Comme montré dans la figure 4, l'usure est le phénomène de perte de matière dû au frottement abrasif de deux surfaces en contact l'une avec l'autre. Ce phénomène est ainsi causé par les contraintes répétées en surface, dont l'importance dépasse l'endurance admissible de la matière. L'évolution de cette usure est associée à la vitesse de glissement et à la charge mécanique entraînée, ainsi qu'à l'influence des éléments abrasifs introduits dans le produit de lubrification. La progression de l'usure naturelle est inversement proportionnelle à la dureté superficielle de la denture et se propage en surface de façon continue. Cette usure survient quand le produit de lubrification est pollué de particules abrasives ou quand il possède un caractère corrosif. Le défaut d'usure peut mener à un fonctionnement défectueux suite à la modification anormale de la friction, allant jusqu'à entraver le mouvement.

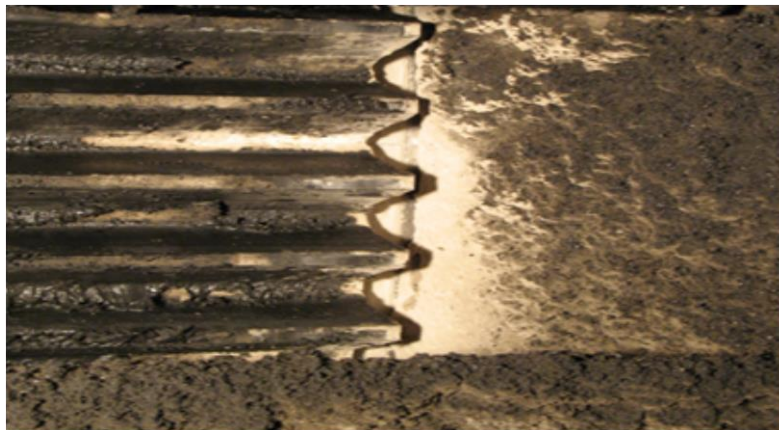


Figure 4 : Défaut d'usure [5]

- **Piqûres**

Comme le montre la figure 5, les piqûres, ou pitting, représentent des cavités peu profondes, n'excédant pas 0,3 à 0,5 mm de profondeur, qui peuvent affecter toutes les dents de l'engrenage. Ce type de défaut affecte particulièrement les zones du cercle primitif des dentures. Cette dégradation prend généralement naissance au niveau des engrenages en acier de construction relativement peu dur et donc plus sensibles aux effets cumulatifs des surcharges. Quand la viscosité du produit de lubrification est suffisamment importante, le film d'huile qui sépare les surfaces de contact est épais et il y a donc moins de risque d'apparitions de piqûres. Ainsi, l'existence des piqûres est liée à un rapport de l'épaisseur de film de lubrification sur la rugosité composite du matériau trop insuffisant pour éviter les contacts entre les irrégularités des surfaces. Cette défaillance prend souvent effet à la suite de désalignements et de déviations d'axes ou à cause de suppressions locales.

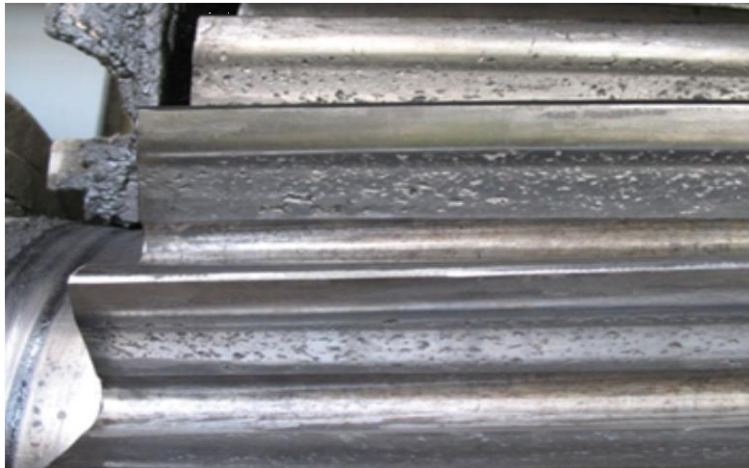


Figure 5 : Défaut de piqûres [5]

II.2.b. Défauts localisés

- **Ecaillage**

Comme le montre la figure 6, l'écaillage est un phénomène qui apparaît sous forme de trous plus profonds et plus larges mais moins nombreux par rapport au défaut de piqûres. La progression de cette défaillance survient sous l'effet de la fatigue en sous-couche, en particulier au niveau du point de cisaillement maximal de l'engrenage. L'écaillage est le plus souvent causé par l'effet de la pression superficielle du contact quand celle-ci dépasse le seuil de tolérance admissible du matériau. Ce dépassement est souvent attribué à une mauvaise distribution de charge mécanique. L'écaillage prend généralement naissance au sein des engrenages cémentés qui possèdent une couche superficielle durcie à la surface et qui ne sont donc quasiment pas affectés par le phénomène d'usure. Il s'agit d'engrenages relativement très utilisés au vu de leur capacité à transmettre des couples mécaniques considérables tout en étant caractérisés par des dimensions réduites. La propagation de l'écaillage peut rapidement provoquer la rupture des dents, qui est considérée comme la conséquence de ce phénomène plutôt qu'un défaut à part entière. Ces dégradations entraînent ainsi la mise hors service de l'opération d'engrènement.



Figure 6 : Défaut d'écaillage [5]

- **Fissure**

Comme le montre la figure 7, la fissuration se produit sous l'effet de la fatigue principalement à chaque mise en charge et elle est localisée dans les zones où les contraintes sont importantes, comme dans les arrondis des pieds des dents ou encore les bords des dents sollicités en traction. La manifestation de ce phénomène est causée par le dépassement des contraintes appliquées aux pieds des dents par rapport à la limite de fatigue et les limites élastiques des engrenages. La fissuration provoquée fragilise la dent et diminue la rigidité du matériau, favorisant ainsi la propagation des fissures sur toute sa surface. Cette dégradation survient généralement au niveau des aciers fins et durcis qui s'avèrent être particulièrement sensibles aux concentrations des contraintes de traction au niveau des dentures.



Figure 7 : Défaut de fissure [5]

- **Grippage**

Comme le montre la figure 8, le grippage est la conséquence de la destruction du film protecteur du produit lubrifiant sous l'effet du frottement sous charge et cette dégradation est donc générée par l'élévation de la température. Cette avarie est liée au contact métal / métal qui se produit lors de l'engrènement et entraîne l'enlèvement de la matière métallique par plaques. La probabilité du phénomène de grippage dépend principalement de l'état du lubrifiant, ainsi que des conditions de service. Le grippage est localisé dans les zones de glissement et provoque généralement l'amplification de la déformation des profils des dents. Cette déformation induit des variations anormales des vitesses angulaires et des angles de pression.



Figure 8 : Défaut de grippage [5]

III. Méthodologie du diagnostic

Dans le contexte de la stratégie de maintenance préventive conditionnelle, la détection d'un défaut donné doit faire partie d'une méthodologie de diagnostic bien définie afin d'optimiser le processus de maintenance. Cette méthodologie rentre dans le cadre de la supervision. La supervision représente l'ensemble des processus nécessaires pour réagir correctement aux changements anormaux des états du système. Ces changements surviennent sous la forme de défaillances, de dysfonctionnements ou encore d'arrêts intempestifs de l'opération. Ainsi, le processus de supervision permet de prendre les décisions adéquates en termes d'actions de maintenance planifiées dans un temps opportun afin de maximiser la fiabilité.

Comme montré dans la figure 9, le concept général du diagnostic dans le cadre de la supervision comprend trois tâches principales [10] :

- **Analyse** : L'analyse consiste en un ensemble de procédés techniques et physiques qui assurent le contrôle des grandeurs représentatives du bon ou mauvais fonctionnement du composant étudié. Il s'agit dès lors d'assurer le suivi de l'état de santé des éléments du système en se basant sur leur réponse mesurée en fonctionnement.
- **Surveillance** : La surveillance représente l'action d'évaluer l'état du processus en cours d'opération. Ainsi, la surveillance exploite la connaissance et les informations au sujet de l'état en question, notamment les indicateurs de défauts. Cette étape détecte alors les symptômes indiquant un éventuel changement anormal et le caractérise.
- **Diagnostic** : Le diagnostic est l'identification et la localisation du défaut détecté. Cette connaissance servira à caractériser le danger émanant du défaut et orienter l'action à suivre en conséquence. Il exploite les symptômes détectés dans la phase de surveillance afin de confirmer ou infirmer la présence des défauts et les catégoriser avant la prise de décision.

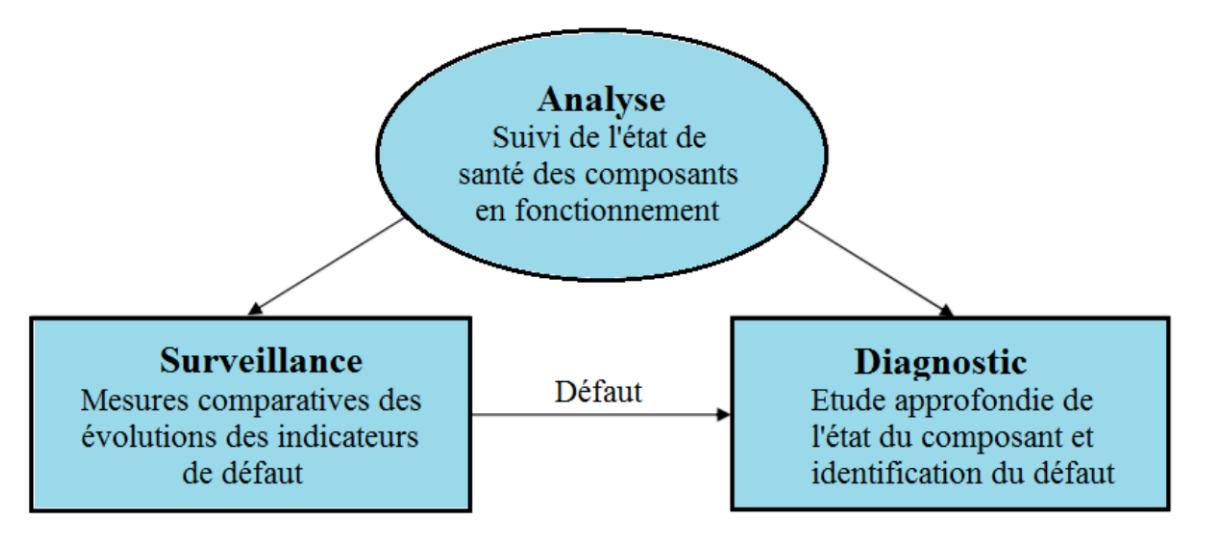


Figure 9 : Méthodologie du diagnostic

IV. Méthodes d'analyse

Comme indiqué précédemment, les techniques d'analyse sont les divers procédés qui permettent d'assurer le suivi du fonctionnement des machines dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle. Les techniques les plus communément utilisées pour le diagnostic des machines tournantes sont l'analyse de la température, l'analyse de l'huile, l'analyse acoustique et surtout l'analyse vibratoire. Récemment, de nouvelles techniques d'analyse commencent à susciter l'intérêt notamment l'analyse du couple électromagnétique, l'analyse du flux et l'analyse des courants électriques. On présentera succinctement ces différentes techniques mais on mettra l'accent sur l'analyse des courants électrique, qui a été adoptée dans ce travail, dans le chapitre II.

IV.1. Analyse de la température

L'analyse de la température consiste à contrôler la température au niveau du voisinage ou de la surface d'un matériau donné. Elle se base soit sur l'utilisation de sondes de température, soit sur la thermographie infrarouge. Le résultat de cette dernière est une mesure cartographique bidimensionnelle, appelée thermogramme. Le rayonnement infrarouge acquis est principalement émis par la surface observée et après étalonnage préalable, il peut être converti en mesure de la température. Cette analyse permet de détecter la plupart des défauts impliquant un échauffement de la matière comme les problèmes de lubrification. L'interprétation des résultats du contrôle de la température est souvent rapide mais l'analyse ne permet pas d'effectuer un diagnostic approfondi. De surcroît, le suivi est limité par la visibilité des sorties des capteurs utilisés (caméras infrarouges) et il est généralement difficile de détecter des défauts précoces [11].

IV.2. Analyse de l'huile

L'analyse de l'huile est susceptible de donner une indication sur l'état de l'huile mais surtout sur l'état des systèmes trempés dans les bains d'huile comme les engrenages ou les roulements. Plusieurs facteurs peuvent être suivis tel que la dégradation de l'huile au cours du temps suite à l'oxydation qui est souvent détectée par une analyse spectrographique. Aussi, les propriétés physico-chimiques telles que la viscosité de l'huile et la teneur en eau indiquent l'élévation de la température de l'élément concerné. On cite aussi le détecteur de coupeaux qui détermine la présence de particules métalliques polluant l'huile et caractérisant une usure du composant. En revanche, parmi les limites de cette analyse est son incapacité à localiser précisément le défaut, ainsi que les précautions nécessaires à prendre pour réaliser le prélèvement des échantillons [12].

IV.3. Analyse acoustique

L'analyse acoustique repose sur l'étude des sons que ce soit en basse fréquence ou en haute fréquence via l'émission acoustique basée sur les ultrasons (des sons dont la fréquence dépasse 20 KHz) pour définir l'état de santé des matériaux. Cette technique est capable de détecter différents phénomènes tels que la propagation des fissures et les frottements au sein des éléments tournants.

De nombreuses analogies existent entre l'analyse vibratoire et l'émission acoustique. En effet, l'émission acoustique est causée par des déformations statiques ou dynamiques au sein d'un élément mécanique sous contrainte de tensions. Ces déformations créent des micro-déplacements internes produisant ainsi des ondes à hautes fréquences. L'atténuation rapide de ces ondes oblige à placer le capteur acoustique à proximité de la source. Cette contrainte introduit des erreurs de sensibilité, surtout vis-à-vis du bruit ambiant. Ainsi, cette analyse est souvent difficile à mettre en œuvre et présente des problèmes inhérents à la répétabilité des mesures [13].

IV.4. Analyse vibratoire

L'analyse vibratoire est la technique d'analyse la plus communément utilisée dans le milieu. L'étude des défauts des machines tournantes via les signaux de vibration assure la détection d'une large panoplie de défauts, notamment mécaniques. En effet, il est possible de détecter les défauts cinématiques comme les excentricités et les désalignements, ainsi que les défauts de structure comme les usures et les fissures. L'analyse vibratoire retranscrit le comportement cinématique engendré par une structure sollicitée par une excitation dynamique. L'accélération est la grandeur la plus souvent mesurée en utilisant les accéléromètres placés sur les structures dans les directions radiales, axiales et verticales. Aussi, la vitesse et le déplacement, qui sont les intégrales mathématiques de l'accélération et qui peuvent être mesurées en utilisant des codeurs et des capteurs de position, rentrent dans le cadre de l'analyse vibratoire [14].

Cette analyse admet l'avantage d'être capable de détecter les défaillances à un stade précoce et offre donc la possibilité d'un diagnostic approfondi. En revanche, elle admet plusieurs limites qui découlent principalement des contraintes techniques des capteurs. En effet, il est nécessaire de placer le capteur le plus près possible du processus sous peine de sévères problèmes de sensibilité. Ainsi, cette contrainte engendre un problème d'accessibilité ainsi que des difficultés dans l'installation des capteurs afin d'effectuer les acquisitions à un voisinage suffisamment proche du défaut. De surcroît, l'analyse vibratoire implique des contraintes économiques considérables au vu des coûts de mise en œuvre et des prix des capteurs nettement plus élevés que les autres techniques. Ainsi, les recherches ont de plus en plus tendance à vouloir s'orienter vers d'autres procédés susceptibles de compléter, voire remplacer, l'analyse vibratoire [15].

IV.5. Analyse du couple électromagnétique

Le principe de l'analyse du couple électromagnétique repose sur la détection des défauts à travers la recherche d'harmoniques dans le domaine fréquentiel. Ces harmoniques proviennent d'une interaction entre le flux et le courant. Ainsi, il est possible d'effectuer une reconstruction de ce couple soit à partir des mesures de la machine électrique, soit en ayant recours à un modèle physique représentant le système. L'exploitation de cette analyse peut se révéler être un choix judicieux pour la détection des défauts au niveau de la charge mécanique. En effet, les fluctuations du couple de charge se répercutent sur les flux et les courants de la machine provoquant leur variation. Ainsi, quand les anomalies ont lieu au niveau de la machine à induction, comme le désalignement de l'arbre ou la dégradation du palier, le couple électromagnétique va subir des oscillations, entraînant l'apparition d'harmoniques [16].

IV.6. Analyse du flux

L'analyse du flux repose sur le principe que les déséquilibres qu'ils soient mécaniques ou électromagnétiques peuvent avoir un impact sur la répartition du champ électromagnétique ainsi que sur la conversion électromécanique du moteur d'entraînement. Dans ce contexte, plusieurs études ont été réalisées afin de mettre en œuvre l'extraction de la mesure du flux au niveau de l'entrefer du moteur, mais aussi des flux axiaux et de fuite. Pour effectuer ces mesures, on utilise des bobines exploratrices installées sur le carter du moteur. Ainsi, l'analyse du flux de fuite, par exemple, est capable d'identifier des défauts électriques comme le court-circuit au niveau du moteur asynchrone. Aussi, certaines composantes du flux axial assurent la détection des défauts liés aux roulements et aux ruptures des barres du rotor. La principale limite de ce procédé est son importante dépendance à la charge entraînée vu que la meilleure sensibilité est obtenue à pleine charge [15].

IV.7. Analyse des courants électriques

L'analyse des courants des machines électriques est un procédé prometteur pour le suivi d'un large éventail de défauts mécaniques, particulièrement les phénomènes impliquant des fluctuations de couple ou de vitesse de rotation, en supplément aux défaillances de nature électrique. Le signal de courant électrique du moteur d'entraînement est sensible aux modulations induites par les excitations dynamiques, notamment les oscillations de couple. A partir de là, il est possible de quantifier les fréquences et les formes des modulations afin de localiser l'origine du défaut. Cette technique est basée sur les pinces ampérométriques et les transformateurs pour une mesure qui a l'avantage d'être non-invasive et peu coûteuse [5].

Les applications globales de l'analyse du courant dans le domaine scientifique et industriel peuvent être classées en quatre domaines principaux [17] :

- Le domaine le plus commun est le diagnostic des équipements et les réseaux électriques. La majeure partie de ces installations sont déjà contrôlées depuis plusieurs années en termes de mesures électriques usuelles comme les contrôles des isolements et des alimentations. Récemment, la nouveauté consiste à rajouter aux contrôles systématiques classiques, l'analyse conditionnelle des modulations des courants électriques dans l'optique de caractériser localement le fonctionnement des éléments du système.
- L'analyse des courants est aussi exploitée dans l'étude des défauts de lignes des arbres de rotation. Ces défaillances surviennent sous la forme de défauts de cadrans, jeux d'accouplements ou jeux de clavettes ou encore des résonances torsionnelles et introduisent des fluctuations anormales de vitesse de rotation et de couple mécanique.
- L'analyse des défauts relatifs aux procédés de fabrication est aussi un domaine d'application de l'analyse des courants. En effet, les erreurs de fabrication engendrent des problèmes d'acyclisme ou de régulation au niveau de la transmission, induisant des modulations relativement importantes au niveau du signal électrique.
- Le dernier champ d'application représente le contrôle des machines alternatives, tels que les moteurs thermiques ou encore les pompes alternatives, où l'acyclisme est inhérent au fonctionnement. L'influence du phénomène d'acyclisme sur le courant du moteur d'entraînement induit des modulations qui permettent le suivi du fonctionnement.

V. Méthodes de surveillance

L'objectif de la surveillance régulière des machines est le suivi de l'évolution du défaut avant qu'il ne cause un arrêt intempestif et non-planifié du fonctionnement. Ainsi, elle cherche à maximiser la fiabilité via la réduction des temps d'arrêt et l'amélioration de la durée de vie du système. La surveillance assure le contrôle du comportement de la machine à travers la comparaison des relevés successifs des signaux recueillis lors de la phase d'analyse. Un éventuel dysfonctionnement du système est signalé dès le moment où il y a un changement notable au niveau d'indicateurs donnés par rapport aux valeurs de référence. Dans ce contexte, on introduit la notion de signature de défaut qui est définie comme étant la référence quantifiée qui indique l'occurrence d'un défaut donné par comparaison avec un seuil de détection représentant sa capacité à détecter le défaut concerné. Comme montré dans la figure 10, quand l'indicateur évolue au cours du fonctionnement, on peut définir au moins deux seuils : un seuil d'alarme qui détecte la présence d'un défaut et un seuil de danger qui indique une panne imminente causée par le défaut en question. Généralement, la signature du défaut est établie à la suite d'une première campagne de mesures au niveau du système à l'état sain qui constitue le fonctionnement de référence [18].

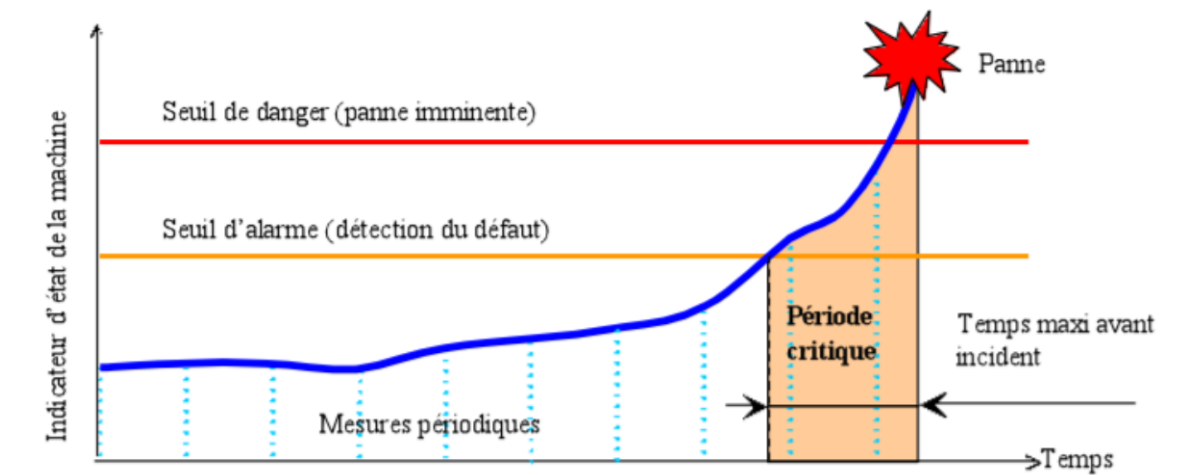


Figure 10 : Notion d'indicateur d'état [18]

La surveillance repose sur le traitement du signal acquis précédemment lors de l'étape d'analyse. Le traitement de signal se base sur un ensemble de techniques dédiées à l'étude et la transformation des signaux d'entrée afin de réaliser l'extraction des caractéristiques des défauts, notamment les signatures. En effet, l'information contenue dans les mesures n'est souvent pas directement accessible et elle requiert une étape intermédiaire de traitement avant de pouvoir l'exploiter. Plusieurs techniques de surveillance ont été utilisées dans la littérature [19, 20, 21, 22]. Ainsi, il est possible de classer ces techniques en trois domaines : analyse temporelle, analyse fréquentielle et analyse temps-fréquence. Les techniques les plus utilisées pour la surveillance des engrenages sont succinctement présentées dans cette section. En revanche, un état de l'art des techniques plus spécifiques à l'approche proposée est détaillé dans le chapitre suivant.

V.1. Analyse temporelle

L'analyse temporelle conventionnelle vise à exploiter l'information temporelle ainsi que l'information relative aux amplitudes contenue dans les signaux pour détecter les défauts. La variation d'amplitude du signal reflète la présence du défaut et la périodicité peut indiquer la source possible du défaut [23]. Les approches dans le domaine temporel sont appropriées quand des composantes périodiques sont observées et quand les défauts engendrent de larges bandes fréquentielles suite aux impulsions périodiques. Comme montré dans la figure 11, les formes d'ondes temporelles permettent de voir les changements des signatures de défaut mais il est souvent difficile de diagnostiquer la source des défaillances. En effet, certains systèmes mécaniques créent d'importantes variations de couple lors de leur fonctionnement. Quand un défaut progressif prend naissance, le niveau de variation du couple est susceptible d'augmenter de façon constante avec le temps mais il se peut que cette augmentation soit difficile à évaluer [24].

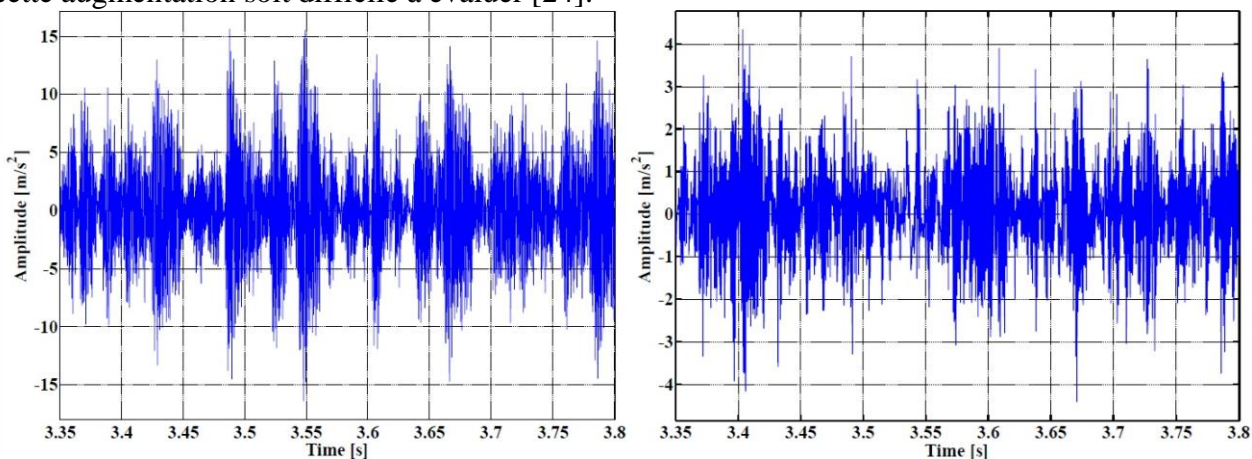


Figure 11 : Forme d'onde du signal vibratoire en temporel : sain et avec défaut [23].

Les processus mécaniques sont dits déterministes si leurs propriétés comme le déplacement ou l'accélération peuvent être prédites au cours du temps. Au-delà de leurs composantes déterministes, les systèmes mécaniques tels que les engrenages défaillants possèdent des caractéristiques aléatoires ou non-déterministes qu'il est difficile de prédire mais qu'on peut néanmoins estimer grâce aux indicateurs statistiques. Ces indicateurs sont dits « statistiques » vu qu'ils sont basés sur l'analyse des caractéristiques temporelles des signaux enregistrés [25]. Parmi les indicateurs les plus utilisés, on cite la moyenne quadratique (RMS) tel qu'exprimée par l'équation (3).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N n_i^2} \quad (3)$$

Avec n_i est la i -ème donnée et N le nombre d'échantillons représentant le signal.

Une augmentation de la moyenne quadratique indique une détérioration du système. Ainsi, quand la vitesse de l'arbre est constante, il s'agit d'un outil efficace pour la détection des défauts d'engrenages et de roulements [26].

Le Kurtosis qui représente le moment statique d'ordre 4, comme montré dans l'équation (4).

$$K = \frac{\sum_{i=1}^N (n_i - m)^4}{(N - 1)\sigma^4} \quad (4)$$

Avec m : la valeur moyenne du signal et σ : l'écart type du signal.

Le Kurtosis représente le coefficient d'aplatissement qui permet d'étudier le décalage de la forme de la distribution (pointue ou aplatie) par rapport à la loi normale. Ainsi, un système en bon état génère un signal de vibration avec un Kurtosis aux alentours de la valeur 3. Pour un système défaillant, le Kurtosis devient supérieur ou égal à 4.

Le facteur crête, comme montré dans l'équation (5).

$$FC = \frac{\max |n|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |n_i|^2}} \quad (5)$$

Empiriquement, un système en bon état possède un facteur crête compris entre les valeurs 2 et 6. Un défaut localisé génère un facteur crête élevé et supérieur à la valeur 6.

Les indicateurs décrits précédemment possèdent les mêmes limites, dans le sens où ils indiquent une dégradation du système mais ils sont incapables d'en identifier la cause. En outre, ils souffrent des effets de masque suite au bruit et ne permettent pas une détection précoce du défaut.

Une autre méthode d'analyse temporelle est la moyenne synchrone (TSA) utilisée pour les signaux cyclostationnaires, tel que les signaux d'engrenages [27]. Cette technique se base sur la subdivision du signal de vibration en segments et sur le moyennage de ces segments. La longueur de ces segments est la même dans le cas des signaux d'engrenages et elle est relative aux périodes de rotation des roues. Ainsi, la moyenne synchrone est utilisée dans plusieurs applications mais principalement pour l'élimination du bruit en tant que prétraitement du signal. Aussi, il a été établi que la moyenne synchrone angulaire montre des résultats plus convaincants que la moyenne synchrone classique pour l'isolation du défaut [28].

En outre, l'analyse de l'enveloppe du signal joue un rôle important dans la détection des défauts, en particulier quand il y a un mélange entre les composants haute-fréquence liés à la rotation et les fréquences de défauts. L'enveloppe est capable d'isoler ces fréquences dans un environnement haute-fréquence. Il existe deux types d'analyse de l'enveloppe dans ce contexte [141]. La première repose sur le filtrage passe-bande et l'élévation au carré du signal alors que le deuxième type d'analyse de l'enveloppe se base sur l'estimation du signal analytique x_a à partir de la transformée d'Hilbert tel que exprimée dans l'équation (6).

$$x_a = x(t) + jH(x(t)) = a(t)e^{i\varphi(t)} \quad (6)$$

Avec $x(t)$: signal d'origine, j : nombre complexe et $H(x(t)) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau$

V.2. Analyse fréquentielle

Il a été démontré que l'analyse fréquentielle constitue un outil efficace pour la détection des défauts dans les machines tournantes [29]. Le principe de cette méthode est la transformation des signaux temporels en leurs équivalents fréquentiels. Il s'est avéré que le contenu spectral des signaux mesurés est parfois plus utile que le domaine temporel pour la détermination de la condition des engrenages, vu que le signal temporel complexe peut être décomposé en de nombreux composants fréquentielles. Ainsi, il est facile de se concentrer sur ces fréquences qui sont utiles pour la surveillance.

La technique d'analyse la plus commune est la transformée de Fourier (FFT) et qui est utilisée afin de réaliser le passage dans le domaine spectral. Cependant, cette méthode n'est valable que lorsque le contenu spectral du signal mesuré ne varie pas au cours du temps et qu'il n'y a donc pas de variations au niveau de la vitesse de rotation de la machine. Pour les machines fonctionnant à vitesse constante, les fréquences des excitations produites par chaque élément du système peuvent être déterminées dans une bande fréquentielle donnée comme montré dans la figure 12. Ainsi, les bandes latérales générées par les modulations d'amplitude ou de fréquence peuvent fournir des informations utiles à la détection du défaut. Les modulations d'amplitude sont généralement associées à une dégradation naturelle des dents d'engrenages qui produit des pulsations à un rythme égal à la vitesse de rotation. D'autre part, les modulations de fréquence sont attribuées à des défauts de fabrication et quelques fois aux défauts de fissure [30].

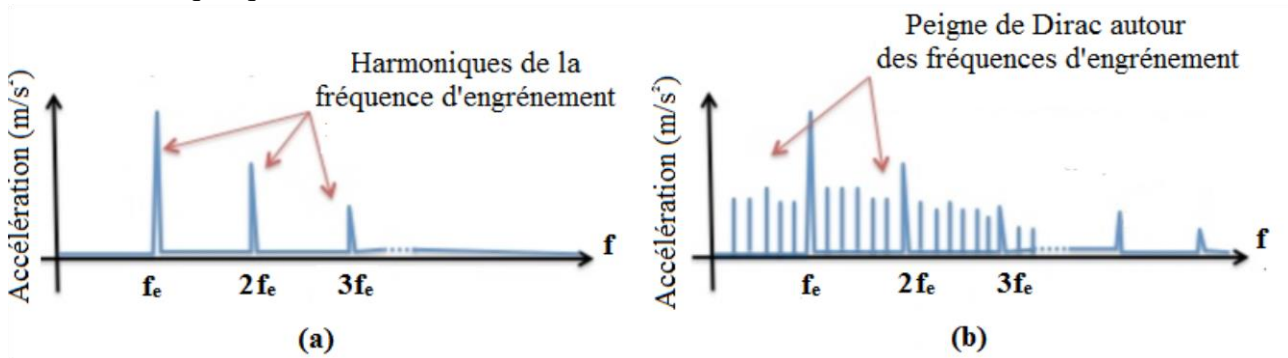


Figure 12 : Spectre du signal vibratoire d'engrenages en fonctionnement sain (a) et défaut (b).

Cependant, l'espacement des bandes latérales dépend des propriétés périodiques de la charge et de l'arbre de transmission. Il est alors parfois difficile d'extraire des caractéristiques utiles directement du spectre du signal uniquement en se basant sur la transformée de Fourier Rapide. Quand le rapport signal sur bruit est bas et que le spectre du signal possède un nombre important de composantes fréquentielles à cause de la complexité du système, il devient très difficile de distinguer les pics fréquentiels relatifs aux défauts par rapport aux autres sources. Ce qui constitue une limite importante pour la détection des défauts à partir de l'analyse fréquentielle [31].

Parmi les techniques d'analyse fréquentielle les plus utilisées, on peut citer la démodulation du spectre de l'amplitude de l'enveloppe [32]. Elle est analogue à l'analyse d'enveloppe en temporel et se subdivise en deux techniques. La première se base sur le filtrage, l'élévation au carré du signal suivies de son FFT. Le deuxième type représente l'évaluation des modulations existantes basée sur la fonction analytique qui est déterminée à partir de la valeur absolue de la transformée de Hilbert $H(x)(f)$ dans le domaine fréquentiel, comme montré dans l'équation (7).

$$H(x)(f) = -j \cdot \text{sgn}(f) \cdot X(f) \tag{7}$$

Avec $\text{sgn}(f)$: la fonction signe en fréquentiel et $X(f)$: la transformée de Fourier du signal $x(t)$.

Aussi, l'analyse cepstrale est une technique qui s'avère efficace pour la détection des défauts d'engrenages [33]. Le cepstre est défini en tant que l'inverse du spectre et se concentre sur les amplitudes aux dépends des phases, comme montré dans l'équation (8).

$$C(\tau) = F^{-1}[\log_{10} S(f)] \tag{8}$$

Ainsi, cette méthode permet de faciliter la séparation des différentes périodicités des familles de bandes latérales liées aux engrenages. Elle est pratiquée dans divers applications comme les signaux mesurés avec un échantillonnage angulaire à partir de codeurs optiques. Elle permet de réduire l'effet néfaste des variations de vitesse pour un cepstre sous échantillonnage temporel [34].

V.3. Analyse temps-fréquence

L'analyse des signaux dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel produisent des caractéristiques de signaux relatives exclusivement à leurs domaines respectifs. Quand le signal dans le domaine temporel est transformé dans le domaine fréquentiel, l'information détaillée concernant le domaine temporel est perdue. Ainsi, il est souvent difficile de clairement détecter les symptômes de défauts d'engrenages si la moyenne synchrone, par exemple, est utilisée de façon isolée. Ce genre de techniques est aussi parfois incapable de détecter et de différencier entre les défauts, particulièrement les défauts multiples présents de façon simultanée dans le train d'engrenages [35].

De nombreux travaux s'intéressent à l'analyse des signaux dans le domaine temps-fréquence dans le but d'avoir une représentation plus complète du signal. Les différences majeures entre ces transformées sont leurs résolutions temporelles et fréquentielles respectives. Ainsi, l'analyse temps-fréquence couvre les deux domaines temporels et fréquentiels de façon à réduire le compromis entre leurs résolutions. Les signaux non-stationnaires et modulés sont les plus appropriés pour la distribution temps-fréquence, dont le principe est de donner la distribution de l'énergie du signal dans un espace bidimensionnel temps-fréquence [36]. Ainsi, l'intérêt fondamental de l'analyse temps-fréquence est l'étude des signaux non-stationnaires.

L'une des méthodes les plus utilisées dans l'analyse temps-fréquence est la transformée de Fourier à court terme (STFT). Cette méthode permet le suivi du changement du contenu fréquentiel en fonction du temps, ce qui implique que le défaut devient localisable temporellement. Cette transformée se base sur une fenêtre glissante qui effectue le fenêtrage du signal autour d'un instant particulier et calcule la transformée de Fourier à chaque instant du signal. La transformée de Fourier à court terme nécessite une capacité de calcul importante pour obtenir une résolution de meilleure qualité [37]. De plus, cette technique dépend sensiblement de la largeur du fenêtrage utilisé ce qui limite grandement son champ d'application. Ainsi, malgré son efficacité en général, l'analyse de Fourier à court terme ne se révèle pas optimale dans le contexte des signaux non-stationnaires.

Dans le but de remédier aux problèmes de transformée de Fourier à court terme, l'analyse en ondelette se révèle être une méthode efficace pour la surveillance des engrenages dans le domaine temps-fréquence. Contrairement à la STFT qui se base sur des fenêtres de durée constante, l'analyse en ondelette utilise des fenêtres temporelles étroites en hautes fréquences et des fenêtres temporelles larges en basse fréquence [38]. La transformée en ondelette dépend d'une fonction de temps et d'échelle, mais utilise aussi une fenêtre auto-adaptative basée sur une fonction d'ondelette dont la durée varie de façon inversement proportionnelle au facteur d'échelle. Ainsi, il s'agit d'une méthode robuste pour l'analyse des signaux transitoires. En effet, les composantes transitoires générées par les défauts d'engrenages précoces sont détectables à partir des transformées discrètes et continues [39]. Cependant, il a été démontré que bien que l'analyse d'ondelette discrète offre une représentation du signal sans redondances, le mappage temps-échelle qu'elle fournit est limité et ainsi relativement pauvre en information [40].

VI. Méthodes de diagnostic

Du point de vue de la méthodologie de diagnostic adoptée tel que présentée dans la section III, le diagnostic est défini comme étant le processus de caractérisation et de localisation du défaut après sa détection. Il s’agit d’une phase importante dans la maintenance préventive conditionnelle puisqu’elle décide de l’action à entreprendre en fonction du défaut identifié. Le diagnostic prend place après la détection du défaut et vise à l’isoler afin de le localiser et le caractériser en termes de causes et d’effets. Quand le défaut est encore au stade de naissance et quand le système est toujours en état de fonctionnement contrôlable, le diagnostic permet d’éviter les arrêts intempestifs et ainsi minimiser les chutes de productivité qui en découlent. Par conséquent, le diagnostic des défauts s’impose en tant que sujet de recherche majeur suscitant l’intérêt des industriels et des chercheurs [41, 42].

Il existe de nombreuses techniques de diagnostic rapportées dans la littérature. L’étude réalisée dans [43-45] classe ces méthodes en deux grandes catégories selon le processus de connaissance requis à priori : méthodes basées sur l’approche modèle et méthodes basées sur l’approche données. A noter que la classification proposée ne prend pas en compte les méthodes hybrides, ce qui rend cette proposition non-exhaustive. La hiérarchie des techniques de diagnostic dans le domaine est représentée par la figure 13.

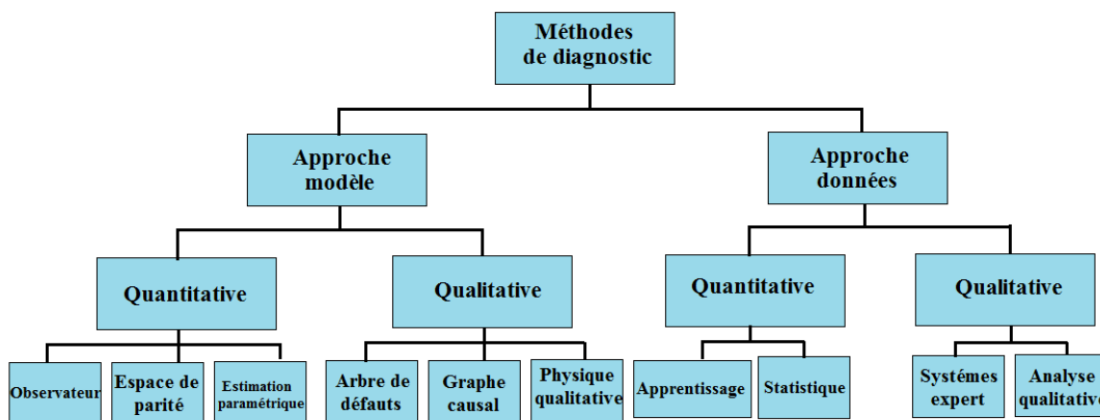


Figure 13 : Classification générale des méthodes de diagnostic.

Le type de processus de connaissance à priori utilisé est un facteur déterminant pour la classification des méthodes de diagnostic. La connaissance à priori requise pour le diagnostic est l’ensemble des défauts ainsi que la relation entre les observations et les défaillances. Ce champ de connaissance peut être développé à partir de la représentation comportementale du processus à l’aide d’un système analogue ou assimilé. Dans ce cas-là, l’approche est considérée comme étant basée sur un modèle. D’autre part, il est possible d’établir la base de connaissance directement à partir de l’expérience passée du processus en question. Cette approche est dès lors centrée autour de données historiques qui peuvent être traitées en tant que connaissance à priori au diagnostic, optimisant ainsi le processus. On parle alors des méthodes de diagnostic basées sur les données [46].

Pour les méthodes basées sur l'approche modèle, il est possible de classifier la connaissance a priori entre approche qualitative et quantitative. Dans la méthode quantitative, la compréhension de la physique du processus est exprimée en termes de relations mathématiques entre les entrées et les sorties du système. D'autre part, dans les modèles qualitatifs, les relations caractérisant la physique du processus sont représentées en tant que fonctions qualitatives.

En ce qui concerne les approches basées sur les données, on considère uniquement la disponibilité d'une base de données historique. Il existe différentes manières avec lesquelles ces données peuvent être transformées et exploitées dans le diagnostic en tant que connaissance à priori. Ce processus est connu comme étant l'extraction des caractéristiques à partir des données historiques et il est utilisé pour faciliter le diagnostic ultérieur. Ce processus peut être réalisé soit de façon quantitative, soit de façon qualitative. Dans l'approche quantitative, ce processus est basé sur des relations mathématiques qui peuvent être statistiques ou non-statistiques. De l'autre côté, le processus d'extraction des caractéristiques de façon qualitative repose sur des fonctions qualitatives.

VI.1. Approche modèle

Quand les données historiques sont indisponibles et quand il est possible de représenter le système par un modèle, l'approche modèle devient la plus appropriée.

VI.1.a. Méthodes quantitatives

La plupart des modèles à approche quantitative sont basés sur les résidus. Ces méthodes ont besoin de générer des irrégularités entre le comportement réel du système et l'estimation du modèle. Ces irrégularités, appelés résidus, reflètent la présence d'une défaillance dans le système et impliquent la sélection d'une règle de décision pour le diagnostic. Les modèles quantitatifs regroupent l'observateur, l'espace de parité et l'estimation paramétrique.

- **Observateur**

Les méthodes basées sur l'observateur consistent à construire un ensemble d'observations partielles du système sous forme d'entrées / sorties et de variables d'état. Le résidu représente la différence entre les sorties mesurées au niveau du système et les valeurs estimées par le modèle. Quand la valeur du résidu est différente de zéro, cela indique une divergence qui reflète l'apparition d'un défaut. Ce processus peut être réalisé en utilisant des observateurs dans une configuration déterministe [47] ou bien des filtres statistiques comme le filtre de Kalman dans une configuration stochastique [48]. Le principe de la génération de résidu dans l'observateur est présenté dans la figure 14.

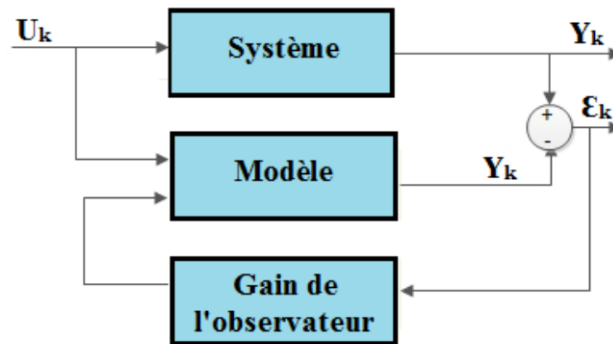


Figure 14 : Principe de l'observateur et de la génération de résidu.

- **Espace de parité**

Cette méthode consiste à transformer le modèle espace-état du système afin de générer des relations de redondance entre les entrées et les sorties qui sont des variables mesurées. Les relations de redondance analytiques sont obtenues en éliminant les variables d'état inobservables du modèle et sont par la suite utilisées pour construire les indicateurs de défaut. Le principe de cette technique est de réarranger la structure du modèle de telle sorte à ce que la meilleure isolation du défaut puisse être obtenue et ce en vérifiant la parité du modèle avec les mesures. L'isolation optimale du défaut nécessite la génération de vecteurs résiduels orthogonaux les uns par rapport aux autres pour différents défauts.

La méthode d'espace de parité a été développée au début pour les systèmes statiques [49] et a été ensuite adaptée aux systèmes dynamiques [50]. Il a été prouvé que les relations de parité et les observateurs sont équivalents au niveau du résidu généré [51]. Ainsi, les deux méthodes possèdent des problèmes similaires, notamment la gestion du bruit et des erreurs système [52]. La figure 15 schématise le principe de la génération du résidu de l'espace de parité.

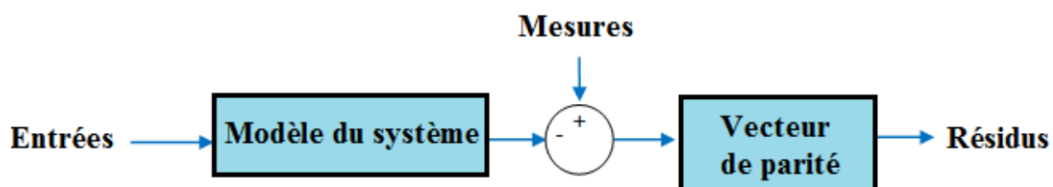


Figure 15: Principe de l'espace de parité et de la génération du résidu.

- **Estimation paramétrique**

Cette méthode repose sur le principe que les défauts influencent les paramètres physiques du système. La comparaison entre les paramètres estimés et les paramètres réels indique l'apparition du défaut. L'estimation paramétrique a l'avantage de quantifier la déviation, ce qui s'avère utile pour l'analyse plus approfondie du défaut. Cependant, l'un des défauts majeur de l'estimation paramétrique est la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Les méthodes d'estimation paramétrique ont été proposées pour la détection des défauts dans différentes configurations de systèmes [53-55]. La figure 16 représente le principe de l'estimation paramétrique.

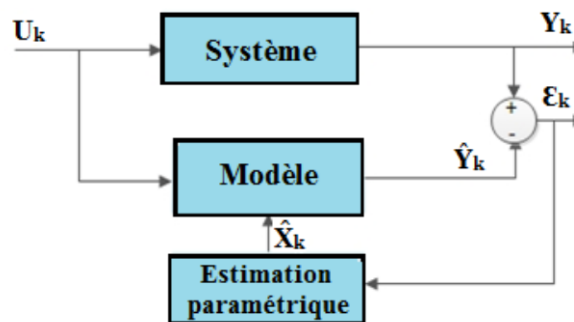


Figure 16 : Représentation du principe de l'estimation paramétrique.

VI.1.b. Méthodes qualitatives

Les méthodes qualitatives de l'approche modèle se basent sur différentes formes de connaissances qualitatives utilisées dans le diagnostic. Ces méthodes peuvent se classer en arbre de défauts, graphe causal et physique qualitative.

- **Arbre de défauts**

L'arbre de défauts synthétise toutes les combinaisons d'événements qui mènent au défaut. Il s'agit d'une représentation qui traduit le comportement du défaut sous la forme d'un diagramme visuel. Le diagramme est composé d'un ensemble de règles et symboles logiques permettant ainsi d'analyser les systèmes complexes. L'évènement haut, représentant le sommet de l'arbre, est le défaut qu'on désire analyser. D'autre part, l'évènement bas est connecté à l'évènement haut via des évènements intermédiaires, appelés nœuds, qui représentent la progression du défaut dans le composant étudié. Les évènements d'un niveau donné sont connectés aux niveaux suivants à travers des portes logiques (ET, OU, etc.). Les arbres de défauts ont été utilisés dans plusieurs études d'analyse de fiabilité [56, 57]. La figure 17 schématise le principe de l'arbre de défaut.

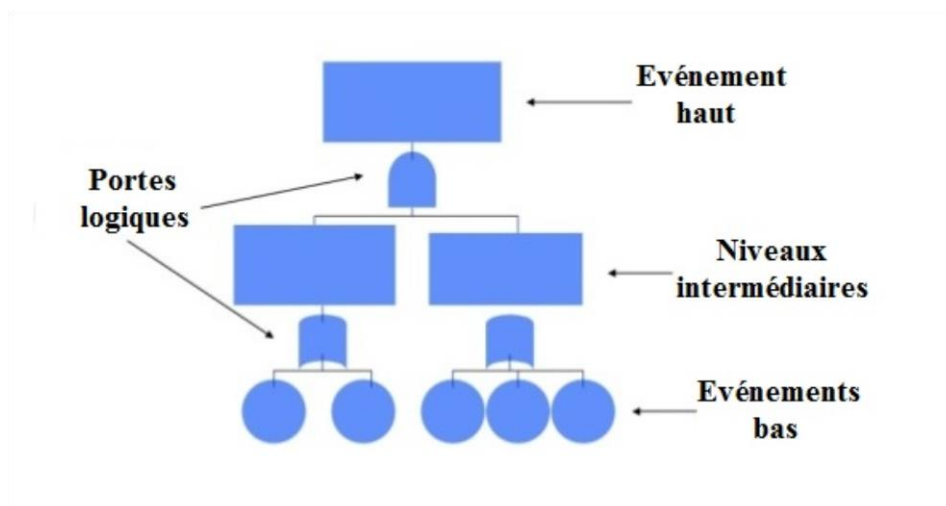


Figure 17 : Structure de base d'un arbre de défaut.

- **Graphe causal**

Le modèle causal est un graphe à orientation qui permet de connecter les défauts à leurs symptômes à base de relation de cause à effet. Le diagnostic consiste à localiser toutes les sources possibles de défaillances à partir des données du capteur. La relation cause-effet est représentée sous la forme de digraphes avec signes. Il s'agit de graphes qui possèdent des arcs qui vont dans la direction des nœuds de cause vers les nœuds d'effets et ces arcs ont des signes positifs ou négatifs en fonction de la comparaison avec des seuils établis. Ces graphes décrivent de façon efficace les modèles qualitatifs. Ils sont intéressants parce qu'ils ne nécessitent que peu d'informations pour établir le réseau de graphes et ainsi effectuer le diagnostic à partir de la connaissance causale du système [58, 59]. Cependant, bien que le modèle causal soit facile à implémenter, il est possible qu'il existe une perte considérable d'information ainsi que de la capacité de distinguer entre les défauts quand il s'agit d'un système complexe [60]. La figure 18 schématise le principe des digraphes avec signes.

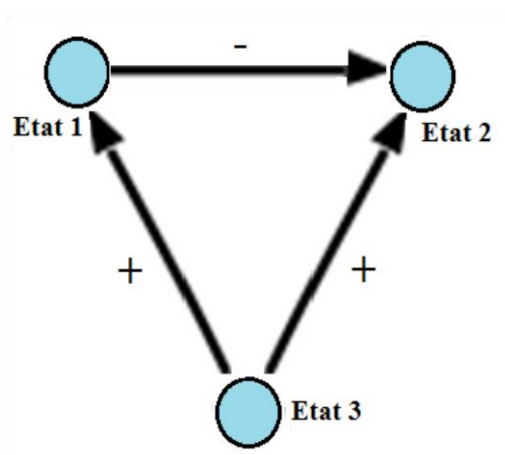


Figure 18 : Principe de base des digraphes avec signes.

- **Physique qualitative**

La base de connaissance de la physique qualitative a été abordée de deux manières différentes. La première approche consiste à obtenir les équations qualitatives à partir d'équations différentielles appelées équations de confluence. De nombreux travaux se sont intéressés à la modélisation qualitative des systèmes et la représentation de la connaissance causale [61, 62]. La deuxième approche de la physique qualitative est l'obtention du comportement qualitatif, qui fait office de source de connaissance, à partir des équations différentielles ordinaires. Ce sont des équations où les dérivées partielles n'interviennent pas, contrairement aux équations aux dérivées partielles. En termes d'applications des modèles qualitatifs, la simulation qualitative (QSIM) est utilisée pour la prédiction des propriétés qualitatives du système [63]. Aussi, la théorie du processus qualitatif (QPT) est très utilisée au niveau de la prédiction du comportement qualitatif [64].

VI.2. Approche données

Contrairement à l'approche modèle où la connaissance a priori est nécessaire, dans l'approche données uniquement l'analyse des données enregistrées est requise. Le principe de cette approche est d'établir des processus de diagnostic qui ne se reposent pas sur la modélisation physique du système étudié. Les méthodes de l'approche donnée peuvent être soit quantitatives, soit qualitatives. La figure 19 représente l'architecture du diagnostic basé sur l'approche des données.

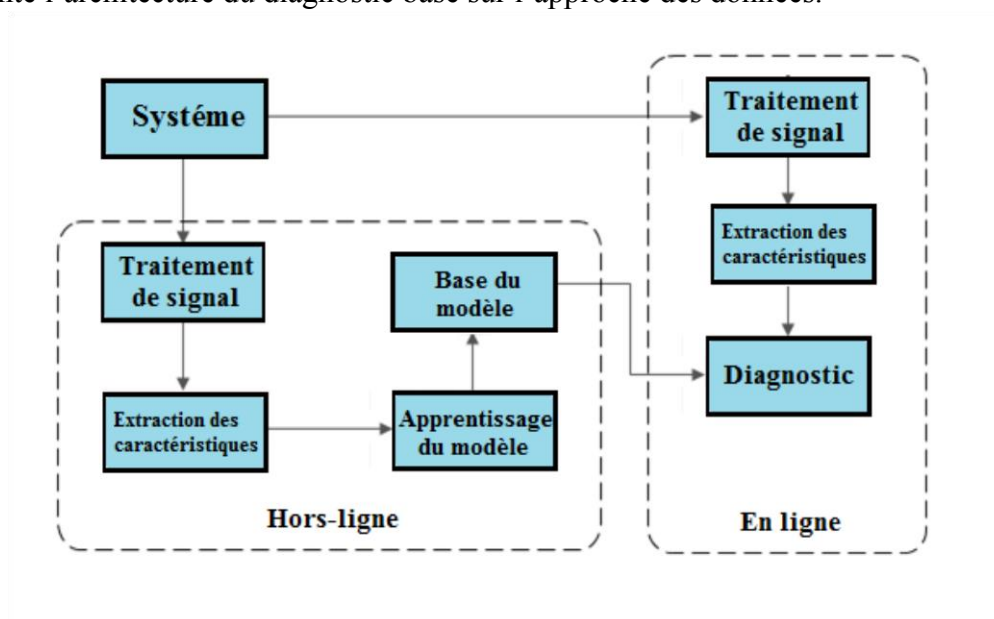


Figure 19 : Architecture de base du diagnostic dans l'approche données.

VI.2.a. Méthodes qualitatives

Les deux méthodes utilisées pour l'extraction de l'information historique qualitative sont le système expert et l'analyse qualitative.

- **Système expert**

Le système expert est un programme informatique intelligent qui utilise une base de connaissance et un moteur d'inférence pour résoudre les problèmes complexes. C'est généralement un système spécialisé utilisant une base de connaissances qui est combinée à une base de règles « si-alors » indiquant la manière avec laquelle appliquer ces connaissances. De nombreux chercheurs ont appliqué les systèmes experts pour des problèmes de diagnostic [64-66]. L'avantage du système expert est sa simplicité d'implémentation. Néanmoins, il est incapable de détecter les nouveaux défauts sans connaître leurs signatures. Ainsi, le système expert nécessite d'être continuellement mis à jour au fur et à mesure que la configuration du système évolue [67]. La figure 20 représente l'architecture de base d'un système expert.

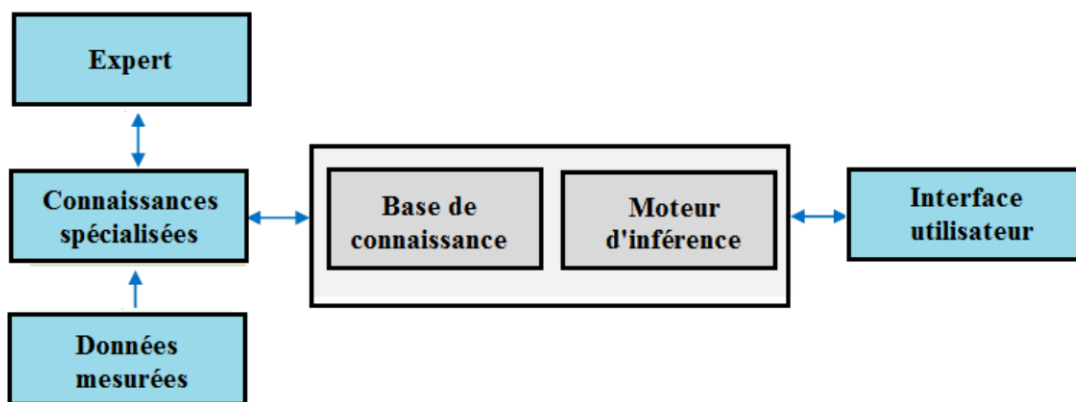


Figure 20 : Architecture d'un système expert.

- **Analyse qualitative**

L'analyse qualitative (QTA) étudie la tendance qualitative afin d'expliquer les différents événements qui se produisent au sein du système. Elle s'articule autour d'informations extraites à partir des tendances présentes dans les capteurs de mesure à travers deux étapes. La première étape est l'identification des tendances dans les mesures et la deuxième étape consiste à interpréter les tendances en termes de scénario de défauts. Ainsi, ces méthodes permettent le diagnostic ainsi que la prédiction de futurs états du système [68, 69].

VI.2.b. Méthodes quantitatives

Les méthodes centrées autour de l'extraction des informations quantitatives de la base de données historique se divisent globalement en méthodes statistiques et non-statistiques. L'analyse en composantes principales (ACP) et les moindres carrés partiels (PLS) ainsi que la classification des tendances statistiques forment la grande partie des méthodes statistiques pour l'extraction des caractéristiques du diagnostic. D'autre part, les méthodes non-statistiques sont celles qui sont basées sur l'apprentissage supervisé, notamment les réseaux de neurones.

- **Méthodes statistiques**

Les méthodes statiques multidimensionnelles telles que l'analyse en composantes principales et les moindres carrés partiels ont été appliquées au niveau du diagnostic et de la détection des défauts. La méthode d'Analyse des Composantes Principales (ACP) est une technique qui repose sur la réduction des caractéristiques. Le principe de cette méthode est équivalent à la minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre les observations et leurs projections. Les caractéristiques initiales sont transformées en un ensemble non-corrélé de caractéristiques. Ces dernières représentent les variations du système et peuvent ainsi être utilisées pour la détection des défauts [70, 71].

Contrairement à l'analyse en composante principale qui est basée sur la décorrélation statistique, l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) est centrée autour du principe de l'indépendance statistique. Cette analyse peut être combinée aux algorithmes de détection des anomalies probabilistes pour la surveillance des machines. Elle dissocie les sources indépendantes qui sont mélangées linéairement, estimant ainsi les ratios de mélange au niveau des observations. Par rapport à l'analyse en composante principale classique, cette méthode a l'avantage d'être capable de gérer un grand nombre de processus ainsi que de manipuler plusieurs variables pour différents régimes de fonctionnements. Cependant, cette méthode est très susceptible aux imprécisions de calcul [72, 73].

Une autre méthode statistique multidimensionnelle est celle des moindres carrés partiels (PLS). Cette méthode vise à réduire la dimension de l'espace en réalisant la projection qui décrit le mieux les données en termes de moindres carrés, afin de mieux préserver l'information discriminante. L'objectif de cette représentation est d'approximer en même temps les variables de processus et les variables de qualité ainsi que de modéliser leur relation. Bien que la méthode des moindres carrés partiels soit similaire à l'analyse en composantes principales dans son principe, ses propriétés de régression sont sensiblement différentes en termes de complexité et d'accessibilité d'interprétation [74, 75].

La classification non-supervisée fait aussi partie des méthodes statistiques utilisées pour le diagnostic. Il s'agit de la méthode qui a été adoptée dans ce travail vu qu'elle répond aux besoins de la problématique tout en proposant un diagnostic accessible et efficace. En effet, la détection d'un défaut est un problème de classification et il est donc possible de représenter ce phénomène dans le cadre d'un motif statistique classique. Le diagnostic des défauts peut être considéré comme un problème de combinaison des estimations instantanées de la classification à partir des propriétés des modes de défaut du système [76].

L'objectif de la classification est de catégoriser les données mesurées, appelées observations, dans une des classes qui représente l'état de santé du système. Une observation est représentée par un ensemble de caractéristiques. Ces caractéristiques permettent la construction d'une représentation spatiale des regroupements qui rend possible la distinction entre les motifs de classes représentant les différentes conditions du système.

Il existe deux types de classification qui permettent de résoudre les problèmes de reconnaissance de forme : la classification non-supervisée et la classification supervisée. Le choix du type de classification est tributaire de la disponibilité des données de formation avec lesquelles réaliser la phase d'apprentissage. Si l'on dispose d'une base de données d'observations qui offre une connaissance à priori des appartenances correspondantes aux différents états, on parle de classification supervisée. Autrement, il s'agit de la classification non-supervisée. Ces techniques vont être présentées dans cette section mais elles vont être davantage développées dans le chapitre III.

Plusieurs algorithmes de classification non-supervisée ont été développés. Les algorithmes de partitionnement comme l'algorithme des K-moyennes consistent à définir des centroïdes qui représentent les centres des nuages de points et ensuite à construire des regroupements de points autour des centres appropriés. Aussi, parmi ces algorithmes, la classification floue c-moyennes définit un degré d'appartenance indiquant les groupements, qui représentent les variables de décision, auxquels les points des données appartiennent. Cette technique est capable d'exploiter les données de plusieurs capteurs pour identifier la sévérité des défauts mécaniques [77].

Concernant la classification supervisée, parmi les algorithmes appliqués on peut citer la machine à vecteurs de support (SVM). Ce modèle vise à établir la frontière séparant les différentes classes de sorte à ce que la marge soit à son maximum. Les points utilisés pour déterminer la distance de la marge sont appelés vecteurs de support. Puis, il est question d'affecter les nouvelles observations aux regroupements appropriés. Ainsi, la machine à vecteur de support se base sur la transformation non-linéaire des données afin de minimiser l'erreur qui se produit lorsque l'espace d'origine est transformé [78].

- **Méthodes basées sur l'apprentissage**

Les réseaux de neurones représentent les méthodes basées sur l'apprentissage les plus utilisées dans le diagnostic. Le principe de base du réseau de neurones est l'évaluation de la similarité entre les entrées et un ensemble d'entraînement, suivi d'un regroupement basé sur cette évaluation. Bien que les réseaux de neurones font partie des méthodes de classification supervisée telles que présentées auparavant, leur processus d'apprentissage est particulièrement exploité pour le diagnostic. En effet, les réseaux de neurones utilisés dans la surveillance des défauts peuvent être classés selon deux catégories : l'architecture du réseau et la stratégie d'apprentissage [79].

D'un point de vue architecture, les réseaux de neurones peuvent posséder plusieurs formes utilisées dans le diagnostic telles que les perceptrons multicouches (MLP), les fonctions à base radiale (RBF) ou encore le mappage auto-adaptatif de Kohonen (SOM). Le principe de base d'un simple neurone est la combinaison des entrées à un ensemble de poids à travers une fonction de somme, ainsi qu'une fonction d'activation soumise à un certain seuil pour obtenir la sortie. Quand la fonction d'activation est une fonction signe, on parle d'un simple perceptron. Ensuite, en affectant un ensemble de simples perceptrons à des couches successives, notamment une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées intermédiaires, on obtient un perceptron multicouche [80].

L'architecture des réseaux de neurones centrée autour des fonctions à base radiale (RBF) consiste en un réseau de neurones composé de trois couches de base. La différence avec le réseau classique vient du fait que la fonction d'activation est une fonction à base radiale (fonction gaussienne). Cette architecture a l'avantage de modéliser des mappages sophistiqués difficilement possibles avec les perceptrons multicouche mais nécessite un apprentissage complexe [81].

L'architecture basée sur le mappage auto-adaptatif de Kohonen (SOM) n'est composée que de deux couches : entrée et sortie. Les couches de cette architecture sont bidimensionnelles où chaque neurone d'entrée est connecté à tous les neurones de sortie. Cette structure est principalement utilisée dans l'apprentissage non-supervisé, ce qui indique que les connections entre les neurones sont inconnues. Ainsi, elle admet l'avantage d'être capable de construire automatiquement la représentation des données pour le diagnostic [82].

Concernant les stratégies d'apprentissage supervisé des réseaux de neurones, l'une des stratégies les plus utilisées est la rétro-propagation. Le principe de cette méthode est le calcul de la contribution d'erreur de chaque neurone du réseau après le traitement d'une portion des données. Ainsi, au fur et à mesure du traitement, les poids des neurones sont ajustés par l'algorithme. La rétro-propagation requiert une base d'entraînement connue dans le contexte de l'apprentissage supervisé. La disponibilité des données d'entraînement constituent donc une contrainte importante pour les méthodes basées sur l'apprentissage.

VII. Synthèse

Dans ce premier chapitre, il a été question de contextualiser l'approche proposée, basée sur le diagnostic électrique à base des indicateurs géométriques, en présentant un état de l'art du diagnostic d'engrenages dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle.

En premier lieu, à partir de la répartition des défauts qui surviennent au sein des réducteurs à train d'engrenages, il a été dégagé que les défauts d'engrenages représentent le défaut prédominant à ce niveau, justifiant ainsi l'intérêt de les détecter et de les diagnostiquer. Ensuite, il a été question de présenter les opérations d'engrenages et leurs types ainsi que les excitations qui y ont lieu. Enfin, les différents types d'avaries apparaissant au niveau des engrenages, entre des défauts répartis sur toutes les dents (usures et piqûres) et des défauts localisés sur une dent (écaillage, fissure et grippage) ont été étudiés dans le but de les caractériser pour le diagnostic.

Puis, une étude de la méthodologie du diagnostic appliquée dans le domaine a été proposée. Ainsi, il a été démontré que le concept général du diagnostic comprend trois phases principales. D'abord, l'analyse qui est l'ensemble des procédés techniques qui assurent le contrôle des grandeurs représentatives du fonctionnement. Ensuite, la surveillance qui exploite les indicateurs de défauts pour la détection. Enfin, le diagnostic qui est l'identification du défaut détecté pour la caractérisation du danger et l'orientation de la prise de décision.

Dans la deuxième section, les méthodes d'analyse utilisées dans le milieu ont été présentées : l'analyse de la température (sondes de température et thermographie infrarouge), l'analyse de l'huile, l'analyse acoustique (émission acoustique) et l'analyse vibratoire qui est la méthode la plus populaire. Il a été aussi question de s'intéresser à des méthodes émergentes qui sont l'analyse du couple électromagnétique, l'analyse des flux et enfin l'analyse des courants électriques.

Après cela, les méthodes de surveillance les plus utilisées dans la littérature ont été présentées. La notion de « signature de défaut » a été introduite et il a été montré que ces méthodes sont classées en trois axes majeurs. D'abord, l'analyse temporelle qui regroupe des techniques comme les indicateurs statistiques, la moyenne synchrone et l'analyse de l'enveloppe. Ensuite, l'analyse fréquentielle qui admet la transformée de Fourier, la démodulation du spectre de l'amplitude de l'enveloppe et l'analyse cepstrale. Enfin, l'analyse temps-fréquence englobant la transformée de Fourier à court terme et l'analyse d'ondelette.

Enfin, il a été question de détailler les méthodes de diagnostic qui se subdivisent en plusieurs sous-classes entre des méthodes quantitatives (observateur, espace de parité et estimation paramétrique) et qualitatives (arbre de défauts, graphe causal et physique qualitative) dans l'approche modèle ainsi que des méthodes quantitatives (apprentissage et statistique) et qualitatives (système expert et analyse qualitative) dans l'approche données.

Le prochain chapitre sera destiné à l'étude spécifique des techniques de surveillance des défauts d'engrenages à partir des signatures électriques d'une part, et la présentation détaillée des indicateurs géométriques utilisées pour la détection des défauts des engrenages d'autre part.



**Analyse des signatures du
courant pour la détection
des défauts d'engrenages**

I. Introduction et problématique

L'état de l'art effectué dans le chapitre précédant permet de dégager les principaux fondements de la maintenance préventive conditionnelle dans le cadre du diagnostic ainsi que leur importance au niveau de la mise en place des dispositions permettant d'optimiser la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des machines électriques. Dans ce contexte, les trains d'engrenages représentent un élément important du réducteur et leur vaste utilisation ainsi que les contraintes auxquelles ils sont soumis influencent leur sensibilité aux conditions de fonctionnement et la complexité de leur diagnostic. Par conséquent, il y a une recherche continue de nouvelles méthodes de diagnostic plus efficaces et satisfaisantes pour les engrenages.

Dans le cadre du diagnostic des engrenages, l'analyse vibratoire représente l'outil d'investigation des défauts d'engrenages le plus largement utilisé dans les milieux industriels et scientifiques [14, 83, 5]. En effet, ce type de défaut engendre des fréquences caractéristiques qui émergent au niveau de l'analyse fréquentielle, constituant une méthode de surveillance très utilisée. Ainsi, comme le montre la figure 21, cette analyse prend en considération les vibrations torsionnelles relatives aux événements périodiques tels que les fluctuations de la vitesse d'engrènement ou encore la dynamique de l'arbre tournant. Elle prend aussi en compte les vibrations transversales engendrées par la réponse de la structure mécanique aux excitations externes [83].

Ainsi, pour des engrenages à l'état sain, les composantes fréquentielles les plus importantes au niveau du signal vibratoire sont celles qui sont liées aux fréquences d'engrènements et leurs harmoniques engendrées par les effets de modulation des phénomènes mécaniques. Ainsi, quand un défaut d'engrenages donné se produit, les déformations des structures et les impacts mécaniques résultants engendrent des vibrations torsionnelles supplémentaires qui sont généralement produites au niveau des fréquences de rotation dans le signal vibratoire [84]. Comme montré dans la figure 21, ces signatures de défaut apparaissent aussi bien au niveau des capteurs transversaux (accéléromètres) que torsionnels (couple-mètres) [85].

Etant donné la rigidité variable des contacts de l'engrènement, la forme des impacts mécaniques est liée aux résonances des vibrations torsionnelles ainsi qu'à la réponse dynamique de la structure mécanique [86]. Ces impacts donnent naissance à des fréquences latérales autour de la fréquence d'engrènement qui sont étalées sur une gamme plus ou moins large (selon la taille du défaut) du spectre vibratoire sous forme d'un peigne de Dirac comme montré dans la figure 12. Ainsi, la juxtaposition des mesures vibratoires réalisées à des intervalles de temps donnés dans les mêmes configurations permet d'obtenir un historique d'évolution en comparant avec la signature de référence relative au défaut. Cette comparaison permet alors le suivi de la dégradation des engrenages et l'évaluation de sa progression [86].

Néanmoins, malgré sa popularité, cette analyse admet de nombreuses limites qui commencent à motiver l'exploration du courant électrique en tant que nouveau procédé alternatif. Ainsi, cette idée fait partie de la problématique à laquelle répond ce travail. En effet, le champ d'application de l'analyse vibratoire ne couvre qu'une partie des défauts (environ 60%) [3].

L'analyse vibratoire ne prend donc pas en compte les défauts qui engendrent des fluctuations de vitesse de rotation instantanée et de couple comme les défauts de boucle de régulation ou encore les jeux angulaires. Ces défauts apparaissent sous la forme de légères modulations d'amplitude ou de fréquence de certaines composantes cinématiques avec un faible apport énergétique. En revanche, les variations instantanées de l'intensité du courant ont des relations nettement plus directes avec celles du couple ainsi que de la vitesse et en font ainsi une approche prometteuse [86, 5].

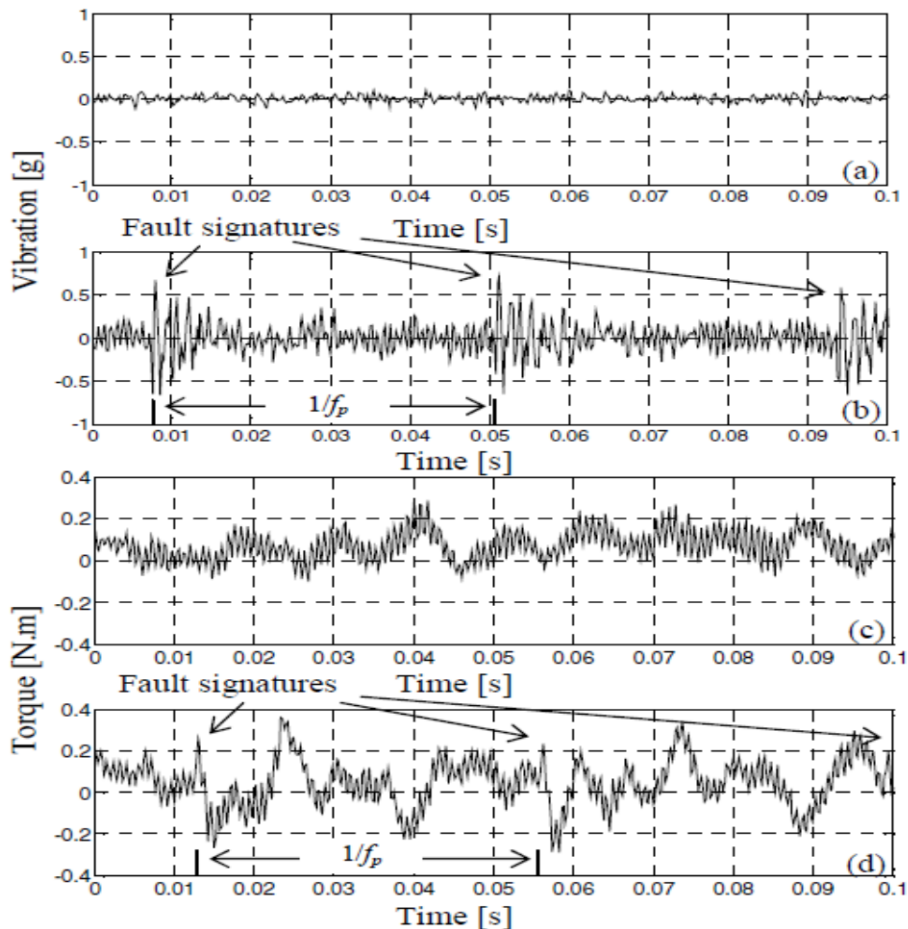


Figure 21 : Signature des défauts d'engrenages en temporel : (a) vibration à l'état sain, (b) vibration avec défaut d'usure, (c) couple à l'état sain et (d) couple avec défaut d'usure (f_p : fréquence de rotation du pignon) [85].

Aussi, il est important de noter que dans la littérature, l'application de l'analyse des signatures des courants du moteur (MCSA) a été principalement limitée à la surveillance des défauts du moteur et des roulements. Très peu de travaux concernent l'utilisation de cet outil d'analyse pour le diagnostic des défauts d'engrenages [87]. Ce qui établit parallèlement l'aspect novateur de la volonté d'explorer ce domaine d'application en tirant profit des atouts de cet outil d'analyse. Ainsi, dans ce chapitre, l'intérêt de l'analyse des signatures des courants du moteur pour la détection des défauts d'engrenages est d'abord explicité dans ce qui suit. Ensuite, la base théorique fondamentale est développée en détail dans la première section. Enfin, ses différentes applications dans la littérature sont détaillées et discutées dans la deuxième section du chapitre.

II. L'analyse des signatures du courant du moteur pour la détection des défauts d'engrenages

L'utilisation de l'analyse des signatures du courant des moteurs électriques de façon générale a connu une attention particulière au cours de ces dernières années en tant qu'alternative non-invasive de l'analyse vibratoire [88, 85, 17]. Ainsi, cette technique comprend plusieurs avantages par rapport à l'analyse vibratoire présentée ci-dessous.

II.1. Intérêt de l'analyse des signatures du courant électrique

Grâce à son efficacité, l'analyse vibratoire a longtemps été la base de la plupart des programmes de la maintenance préventive conditionnelle. Cependant, le problème majeur des procédés centrés autour de la mesure des vibrations ou de la vitesse est le fait qu'ils sont principalement invasifs. En effet, ces techniques nécessitent que les transducteurs associés soient introduits à l'intérieur ou en contact direct avec le système pour arriver à détecter un éventuel défaut. Ainsi, l'opération de montage ou encore de calibrage de ce genre de capteurs provoque souvent l'interruption du fonctionnement du système surveillé. Ceci est donc en contradiction avec les fondements de la stratégie de maintenance qui cherche à minimiser les temps d'arrêt.

Par ailleurs, le caractère invasif de l'analyse vibratoire pose particulièrement problème dans plusieurs configurations industrielles où il existe des contraintes significatives d'encombrement, d'étanchéité et de température vis-à-vis des capteurs introduits. Leur implémentation induit alors des difficultés techniques en termes de design du système, de l'approbation du constructeur et des opérateurs ou encore des autorités législatives en matière de sécurité. Ainsi, des compromis sont généralement faits pour parvenir à placer les transducteurs à une distance envisageable et sécurisée par rapport au défaut. Ceci résulte alors en des problèmes de sensibilité relatifs à la position du capteur ainsi que des complications pour distinguer les sources d'excitations dans un environnement industriel souvent pollué à ce niveau-là. Enfin, ces problèmes se traduisent en des coûts d'implémentation particulièrement élevés.

Dans ce contexte, la surveillance des courants du moteur se révèle nettement plus attractive que l'analyse vibratoire. En effet, l'analyse des courants est purement non-invasive vu qu'elle est accessible sans être intrusive au fonctionnement du système. De plus, les capteurs électriques sont généralement installés par défaut au niveau du centre de contrôle du moteur pour des raisons de protection et de contrôle électrique. Un autre atout de la surveillance du courant est le fait d'englober aussi bien les défauts mécaniques qu'électriques. Ainsi, comme montré dans la figure 22, l'analyse de la signature des courants du moteur (MCSA) satisfait une grande partie des critères de choix prioritaires des techniques de surveillance et s'impose en tant que méthode d'analyse non-intrusive, accessible et peu coûteuse [88].

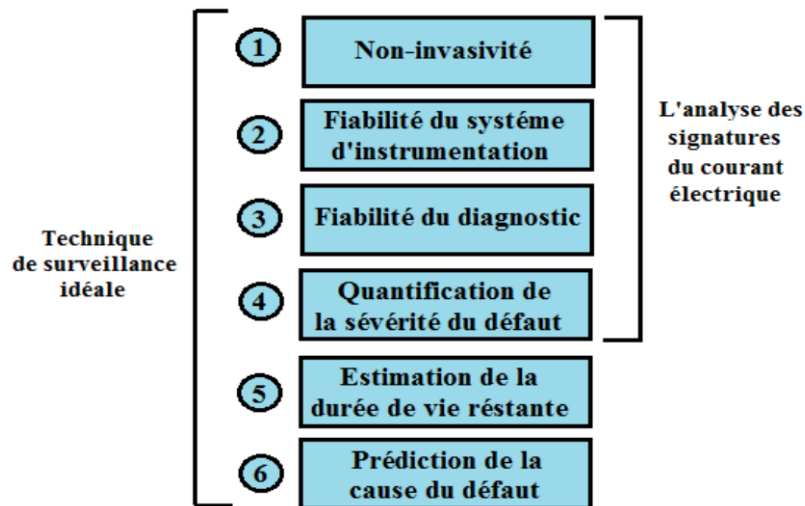


Figure 22 : Critères de sélection prioritaires pour le choix des techniques de surveillance.

II.2. Théorie de l'analyse des signatures du courant pour les engrenages

La théorie de l'analyse du courant du stator du moteur asynchrone établit que le courant électrique est sensible à la variation du couple ainsi qu'aux vibrations torsionnelles susceptibles de survenir lors des défaillances des engrenages.

II.2.a. Effet de la variation du couple des engrenages sur le courant

Soit une variation de couple, due à un défaut de dent d'engrenages, appliquée à un système mécanique [89]. Ce système est composé d'un moteur asynchrone triphasé qui est relié à des éléments mécaniques soumis à une variation de couple donnée, comme montré dans la figure 23.

Tel que J et J_c : les moments d'inertie du moteur et de la charge respectivement, ω et ω_c : les vitesses de rotation du moteur et de la charge respectivement, Γ_e : le couple électromagnétique du moteur et Γ_c : le couple de charge mécanique appliquée au système.

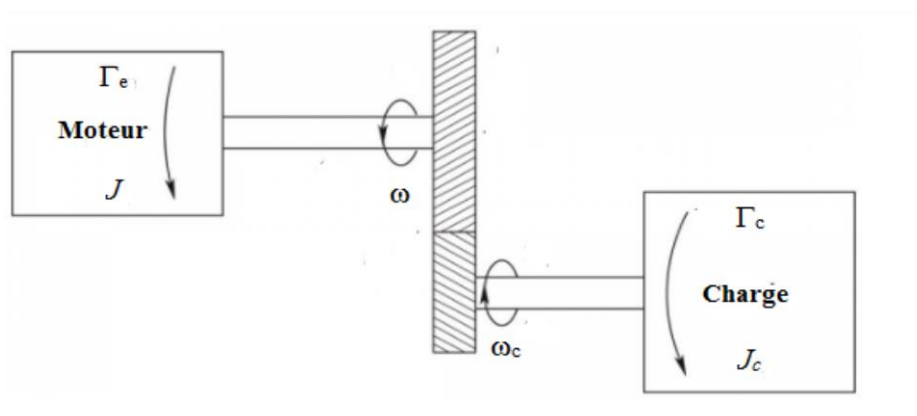


Figure 23: Système mécanique composé d'un moteur, d'un engrenage et d'une charge.

En négligeant les forces de friction et le couple d'amortissement dans le système, cette variation peut être exprimée comme montré dans l'équation (9).

$$J_T \frac{d\omega}{dt} = \Gamma_e - \Gamma_c \quad (9)$$

Avec J_T : moment d'inertie total du système.

Ainsi, dans des conditions de fonctionnement normales, lorsque la vitesse de rotation ω est proche de la vitesse de synchronisme du moteur ω_s , il est possible de linéariser la caractéristique du couple électromécanique comme montré dans l'équation (10).

$$\Gamma_e = C_m \cdot g = C_m \cdot \frac{\omega_s - \omega}{\omega_s} \quad (10)$$

Avec C_m : constante qui dépend des caractéristiques du moteur ainsi que du glissement du moteur g .

En prenant en considération une légère variation du couple de charge $\delta \Gamma_c$ qui se produit dans un intervalle δt , on déduit les équations (11) et (12) en remplaçant l'expression de Γ_e (10) dans l'équation (9) à travers un intervalle δt .

$$J_T \frac{\delta\omega}{\delta t} = \delta \Gamma_e - \delta \Gamma_c = -C_m \frac{\delta\omega}{\delta g} - \delta \Gamma_c \quad (11)$$

Donc :

$$\delta\omega = - \frac{\delta \Gamma_c}{\frac{J_T}{\delta t} + \frac{C_m}{\omega_s}} \quad (12)$$

Ainsi, étant donné que chaque phase du courant du stator est directement liée au couple électromagnétique du moteur, qui lui-même dépend de la vitesse d'après (10), la variation de courant δI suit celle de $\delta\omega$. Comme montré dans (12), $\delta\omega$ et donc par extension δI , dépend du moment d'inertie total du système, de la fraction du temps de la variation du couple δt et de la constante du moteur C_m (liée à l'alimentation). Aussi, d'autres paramètres ont un effet sur la variation du couple moteur comme le type d'engrenages qui influence la rigidité de l'engrènement ainsi que le type du couplage mécanique qui rajoute un effet d'amortissement entre le couple du moteur et le couple de charge.

Il est donc clair à partir de cette étude que l'effet de la fluctuation du couple dans l'ensemble du système mécanique se répercute sur le courant statorique du moteur d'entraînement. Ce courant dépend par ailleurs de nombreuses influences comme le moment d'inertie, le couple de charge, la fréquence de la variation du couple ou encore du type du moteur et des engrenages.

II.2.b. Effet des vibrations torsionnelles des engrenages sur le courant

Dans un moteur asynchrone triphasé, toute vibration torsionnelle introduite au niveau des éléments tournants du système provoque éventuellement une perturbation dans le champ magnétique. Cette perturbation va modifier les inductances propres et mutuelles du moteur électrique engendrant ainsi des bandes latérales autour des harmoniques de la fréquence d'alimentation [87].

La modification des vibrations torsionnelles entre l'état sain et l'état défaillant de l'engrenage donne lieu à des variations de la vitesse instantanée et du couple mécanique dans le train d'engrenages. Ces variations vont par la suite engendrer des modifications dans le couple de l'entrefer. Ainsi, il y aura une apparition de bandes latérales autour du fondamental et des harmoniques des courants du stator du moteur avec lequel le train d'engrenages est entraîné [90].

On considère un système constitué d'un train d'engrenages à un étage entraîné par un moteur asynchrone triphasé, comme montré dans la figure 24. Les fréquences principales relatives aux engrenages sont la fréquence de l'arbre d'entrée f_1 , la fréquence de l'arbre de sortie f_2 et la fréquence d'engrènement f_e avec Z_1 et Z_2 le nombre des dents des engrenages.

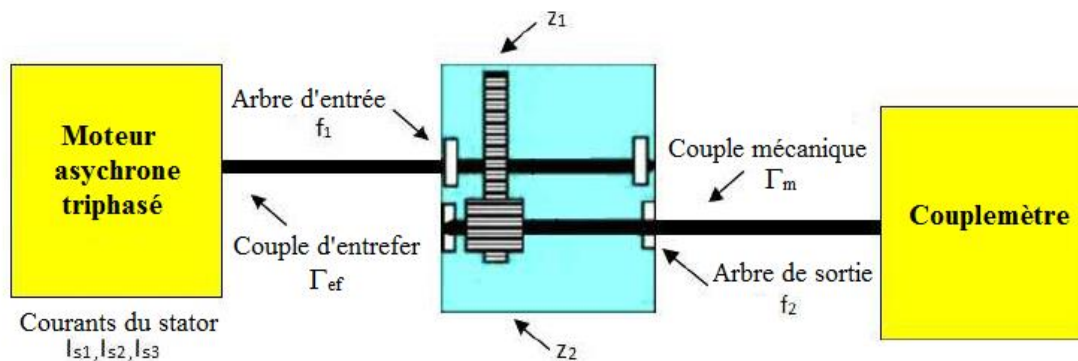


Figure 24 : Moteur asynchrone entraîné par un train d'engrenages et un couplemètre.

• Effet des vibrations torsionnelles de la rotation des engrenages sur le courant

Dans cette étude on se propose de considérer uniquement la composante fondamentale du courant du stator. Quand la charge est constante, le couple d'entrefer Γ_{ef} dans la machine asynchrone consiste en une composante constante ainsi que des composantes oscillatoires causées par les vibrations torsionnelles aux fréquences f_1 et f_2 avec les phases ϕ_1 et ϕ_2 respectivement, comme montré dans l'équation (13).

$$\Gamma_{ef} = \Gamma_0 + \Gamma_1 \cos(2\pi f_1 t + \phi_1) + \Gamma_2 \cos(2\pi f_2 t + \phi_2) \tag{13}$$

Avec Γ_0 : couple moyen et Γ_1, Γ_2 : les amplitudes des oscillations de couple pour l'entrée 1 et la sortie 2, respectivement.

La transmission des fluctuations des roues d'entrée et de sortie créent des vibrations torsionnelles. Ces vibrations se manifestent en tant que composantes fréquentielles supplémentaires au niveau du couple. Comme montré dans la figure 25, chaque phase I_{s1} , I_{s2} , I_{s3} du courant du moteur contient deux composantes distinctes. Ces composantes sont le courant magnétisant I_{sM} et le courant générateur de couple $I_{s\Gamma}$ [91]. Avec f_s : la fréquence fondamentale du courant du stator et t : le temps.

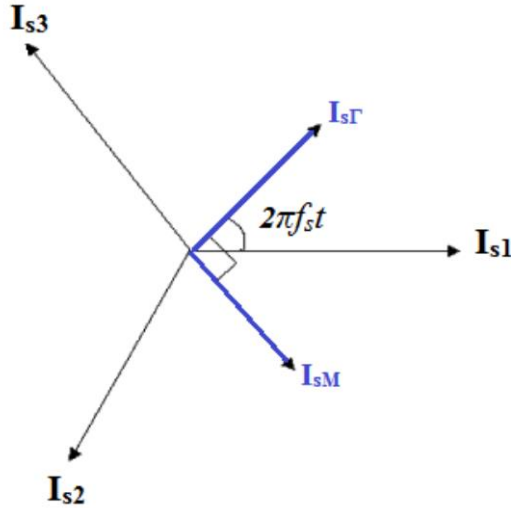


Figure 25 : Diagramme vectoriel des courants dans la machine asynchrone.

Le courant magnétisant I_{sM} est nul quand le moteur fonctionne à un facteur de puissance unitaire ($\cos \varphi = 1$) et il est égal à la valeur moyenne I_{sM0} quand le facteur de puissance n'est pas unitaire. Le courant générateur de couple $I_{s\Gamma}$ est en avance de phase de 90° et il a la valeur moyenne $I_{s\Gamma0}$. Ainsi, quand les vibrations torsionnelles apparaissent, le courant magnétisant et le courant générateur de couple sont exprimés par les équations (14) et (15).

$$I_{sM} = I_{sM0} + A_{sM1} \sin(2\pi f_1 t + \phi_{M1}) + A_{sM2} \cos(2\pi f_2 t + \phi_{M2}) \quad (14)$$

$$I_{s\Gamma} = I_{s\Gamma0} + A_{s\Gamma1} \sin(2\pi f_1 t + \phi_{\Gamma1}) + A_{s\Gamma2} \cos(2\pi f_2 t + \phi_{\Gamma2}) \quad (15)$$

Avec A_{sMi} et $A_{s\Gamma i}$ (tel que $i = 1, 2$) représente l'amplitude de chaque composante du courant du moteur électrique.

Dans le cas où les vibrations sont absentes, le courant dans chaque phase des enroulements statoriques contient théoriquement des composantes fréquentielles fondamentales qui sont de pures sinusoïdes et ce au-delà de leurs harmoniques. Quand les vibrations torsionnelles engendrées par un défaut d'engrenages surviennent, le courant statorique, et plus particulièrement la composante du courant générateur de couple $I_{s\Gamma}$, va être modulée par ces vibrations.

Ainsi, une phase de courant donnée est exprimée comme montré dans l'équation (16) à partir des expressions de I_{sM} (14) et de $I_{s\Gamma}$ (15).

$$I_{sI} = I_{sM} \sin(2\pi f_s t) + I_{s\Gamma} \cos(2\pi f_s t) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} I_{sI} = & I_{sM0} \sin(2\pi f_s t) + A_{sM1} \sin(2\pi f_1 t + \phi_{M1}) \sin(2\pi f_s t) \\ & + A_{sM2} \cos(2\pi f_2 t + \phi_{M2}) \sin(2\pi f_s t) + I_{s\Gamma0} \cos(2\pi f_s t) \\ & + A_{s\Gamma1} \sin(2\pi f_1 t + \phi_{\Gamma1}) \cos(2\pi f_s t) + A_{s\Gamma2} \cos(2\pi f_2 t + \phi_{\Gamma2}) \cos(2\pi f_s t) \end{aligned}$$

Avec f_s : fréquence fondamentale du courant du stator.

En exprimant l'équation précédente dans une forme plus simplifiée, on obtient l'équation (17).

$$I_{sI} = I_{sM} \sin(2\pi f_s t) + I_{s\Gamma} \cos(2\pi f_s t) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} = & I_0 + \frac{1}{2} A_{s\Gamma1} [\cos(2\pi(f_s - f_1)t - \phi_{\Gamma1}) + \cos(2\pi(f_s + f_1)t + \phi_{\Gamma1})] \\ & + \frac{1}{2} A_{s\Gamma2} [\cos(2\pi(f_s - f_2)t - \phi_{\Gamma2}) + \cos(2\pi(f_s + f_2)t + \phi_{\Gamma2})] \end{aligned}$$

$$\text{Avec } I_0 = \sqrt{I_{sM0}^2 + I_{s\Gamma0}^2}$$

Il en est de même pour la phase 2 et la phase 3 du courant qui peuvent être exprimées par l'équation (18) et (19) respectivement.

$$I_{s2} = I_{sM} \sin(2\pi f_s t - \frac{2\pi}{3}) + I_{s\Gamma} \cos(2\pi f_s t - \frac{2\pi}{3}) \quad (18)$$

$$I_{s3} = I_{sM} \sin(2\pi f_s t + \frac{2\pi}{3}) + I_{s\Gamma} \cos(2\pi f_s t + \frac{2\pi}{3}) \quad (19)$$

L'équation (17) montre clairement que toute vibration torsionnelle au sein du moteur électrique avec une fréquence spécifique produit éventuellement des bandes latérales autour de la fréquence d'alimentation du courant statorique.

- **Effet des vibrations torsionnelles de l'engrènement sur le courant**

En prenant en considération le couple d'engrènement en plus des couples d'entrée et de sortie au niveau du réducteur [92], il est possible de représenter le couple de charge comme montré dans l'équation (20).

$$\Gamma_c = \Gamma_{c0} + \Gamma_1 \cos(2\pi f_1 t - \phi_1) + \Gamma_2 \cos(2\pi f_2 t - \phi_2) + \Gamma_e \cos(2\pi f_e t - \phi_e) \quad (20)$$

Avec $f_e = Z^*f_1 = Z^*f_2$: fréquence d'engrènement liée à la phase ϕ_e , Γ_{c0} : le couple de charge moyen et $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_e$: les amplitudes d'oscillations du couple causées par la vibration torsionnelle introduite par l'erreur de transmission entre l'entrée 1, la sortie 2 et la variation de la rigidité de l'engrènement, respectivement.

Ainsi pour une oscillation de vibrations multi-composantes, le flux d'entrefer peut s'écrire sous la forme de l'équation (21). Elle est déduite à partir de l'intégration de la densité de flux d'entrefer $B_f(t)$ à travers la structure de l'enroulement [92].

$$\Phi(t) = \Phi_s \cos(2\pi f_s t - \phi_s) + \Phi_r \cos(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t)) \quad (21)$$

Avec $\varphi(t) = \beta_1 \cos(2\pi f_1 t - \phi_1) + \beta_2 \cos(2\pi f_2 t - \phi_2) + \beta_e \cos(2\pi f_e t - \phi_e)$

Où $\varphi(t)$ est le déphasage initial entre les forces magnétomotrices du rotor et du stator, β_1, β_2 et β_e sont les indices de modulation de l'entrée, de la sortie et de l'engrènement, respectivement. Ces indices ont généralement de faibles valeurs (inférieurs à 1).

Ainsi, la tension induite dans les enroulements du stator peut être écrite comme montré dans l'équation (22).

$$V(t) = -\frac{d}{dt}\Phi(t) = -\Phi_s 2\pi f_s \sin(2\pi f_s t - \phi_s) - \Phi_r 2\pi f_s \sin(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t)) \quad (22)$$

$$+ (\beta_1 2\pi f_1 \sin(2\pi f_1 t - \phi_1) + \beta_2 2\pi f_2 \sin(2\pi f_2 t - \phi_2) + \beta_e 2\pi f_e \sin(2\pi f_e t - \phi_e)) \phi_r \sin(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t))$$

En développant, on obtient l'équation (23).

$$V(t) = -\Phi_s 2\pi f_s \sin(2\pi f_s t - \phi_s) - \Phi_r 2\pi f_s \sin(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t)) \quad (23)$$

$$- \Phi_r \pi [\beta_1 f_1 \{ \cos(2\pi t(f_s + f_1) + \varphi(t) - \phi_1 - \phi_r) - \cos(2\pi t(f_s - f_1) + \varphi(t) + \phi_1 - \phi_r) \}$$

$$+ \beta_2 f_2 \{ \cos(2\pi t(f_s + f_2) + \varphi(t) - \phi_2 - \phi_r) - \cos(2\pi t(f_s - f_2) + \varphi(t) + \phi_2 - \phi_r) \}$$

$$+ \beta_e f_e \{ \cos(2\pi t(f_s + f_e) + \varphi(t) - \phi_e - \phi_r) - \cos(2\pi t(f_s - f_e) + \varphi(t) + \phi_e - \phi_r) \}]$$

En prenant en considération les composantes fréquentielles de la tension statorique, le courant du stator va être en relation linéaire avec la dérivée temporelle du flux $\Phi(t)$. En effet, à partir de l'équation de la tension statorique, tel que $V_s(t) = R_s I(t)$

+ $\frac{d\Phi(t)}{dt}$ avec V_s : la tension imposée par la source d'alimentation et R_s : la résistance statorique, le courant aura un contenu fréquentiel équivalent qui peut être exprimé comme le montre l'équation (24) [92].

$$I(t) = I_s \sin(2\pi f_s t - \phi_s) + I_r \sin(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t)) \quad (24)$$

$$+ [\beta_1 2\pi f_1 \{ I_1 \cos(2\pi t(f_s + f_1) - \phi_1 - \phi_r + \varphi(t)) - I_1' \cos(2\pi t(f_s - f_1) + \phi_1 - \phi_r + \varphi(t)) \}$$

$$+ \beta_2 2\pi f_2 \{ I_2 \cos(2\pi t(f_s + f_2) - \phi_2 - \phi_r + \varphi(t)) - I_2' \cos(2\pi t(f_s - f_2) + \phi_2 - \phi_r + \varphi(t)) \}$$

$$+ \beta_e 2\pi f_e \{ I_e \cos(2\pi t(f_s + f_e) - \phi_e - \phi_r + \varphi(t)) - I_e' \cos(2\pi t(f_s - f_e) + \phi_e - \phi_r + \varphi(t)) \}]$$

L'équation (24) montre clairement que l'influence de l'engrènement sur le courant du stator est représentée par une modulation de phase multi-composante liée aux fréquences caractéristiques f_1 , f_2 et f_e . L'amplitude du dernier terme de l'équation (24) est négligeable étant donné que β_e est très petite ($\beta_e \ll 1$), ainsi l'équation peut être simplifiée. La modulation de la fréquence d'engrènement est donc négligeable dans ce cas [93].

L'analyse fréquentielle de l'équation (24) peut être effectuée sans tenir compte du premier terme qui dépend uniquement de la fréquence d'alimentation. Tous les termes liés aux fréquences des engrenages ont le même contenu fréquentiel vu que chacun d'eux est affectée par la modulation de la phase $\varphi(t)$ montrée dans l'équation (21). Ainsi, il est possible d'obtenir une simple analyse fréquentielle pour une seule des composantes de l'équation (24) qui dépend de $\varphi(t)$. Ceci peut être réalisé en analysant uniquement le terme $I_r \sin(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t))$ exprimé sous la forme complexe donnant ainsi l'équation (25).

$$\overline{I_r(t)} = I_r e^{[j(2\pi f_s t - \phi_r + \varphi(t))]} \quad (25)$$

L'expression de l'équation (25) peut être écrite sous la forme montrée dans l'équation (26) en remplaçant le terme « $e^{\varphi(t)}$ » par son expression (21) et en sachant que $e^{j\lambda \cos \theta} = \sum_{-\infty}^{+\infty} j^k J_k(\lambda) e^{jk\theta}$ où $J_k(\lambda)$ est la fonction de Bessel au k-ième ordre.

$$\overline{I_r(t)} = I_r \left[e^{[j(2\pi f_s t - \phi_r)]} \times \sum_{-\infty}^{+\infty} j^k J_k(\beta_1) e^{jk(2\pi f_1 t - \phi_1)} \times \sum_{-\infty}^{+\infty} j^k J_k(\beta_2) e^{jk(2\pi f_2 t - \phi_2)} \right] \quad (26)$$

La valeur absolue de la transformée Fourier de l'équation (26) peut être déterminée comme montré dans l'équation (27).

$$|FT\{\overline{I_r(t)}\}| = I_r \left[\delta(f - f_s) * \sum_{-\infty}^{+\infty} J_k(\beta_1) \delta(f - kf_1) * \sum_{-\infty}^{+\infty} J_k(\beta_2) \delta(f - kf_2) \right] \quad (27)$$

Avec * l'opérateur de convolution et $\delta(f)$ est la fonction de Dirac.

Ainsi, l'opération entre les termes de l'équation (27) donne les composantes fréquentielles du défaut de la roue 1 et du pignon 2 comme montré dans l'équation (28).

$$\begin{aligned} f_{d1} &= f_s \pm m f_1 \\ f_{d2} &= f_s \pm n f_2 \end{aligned} \quad (28)$$

Avec $m, n = 1, 2, 3...$

L'équation (28) permet donc d'établir la signature des défauts d'engrenages dans le courant qui se manifestent en tant que bandes latérales liées aux fréquences de rotation et qui apparaissent autour de la fondamentale de la fréquence d'alimentation. Leur amplitude dépend alors des indices de modulation ainsi que des fonctions de Bessel correspondantes [94].

III. Techniques de surveillance des signatures du courant électrique pour la détection des défauts d'engrenages

Comme mentionné dans la section V du chapitre I, de nombreuses techniques de traitement de signal ont été développées pour la surveillance des engrenages à partir de l'analyse vibratoire. Parmi ses techniques, on cite l'analyse cepstrale, la moyenne synchrone, l'analyse de la cyclostationnarité, la démodulation de phase et d'amplitude, la distribution temps-fréquence ou encore les méthodes statistiques avancées [95–101]. La cyclostationnarité, par exemple, est liée aux processus comme les engrenages dont les caractéristiques évoluent cycliquement au cours du temps et constitue alors un cadre bien adapté à l'analyse de nombreux signaux acoustiques et vibratoires. Récemment, de plus en plus de nouvelles techniques commencent à être développées pour la détection des défauts d'engrenages en se basant sur l'analyse du courant électrique [5]. Il s'agit donc dans cette section de présenter de façon non-exhaustive les principales techniques appliquées dans le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps-fréquence.

III.1. Domaine temporel

L'étude du domaine temporel s'impose de plus en plus en tant que complément à l'analyse fréquentielle. En effet, le passage au domaine fréquentiel présente des inconvénients tels que la fuite spectrale (la puissance d'une raie se disperse sur les autres lignes fréquentielles) et la résolution fréquentielle limitée. Parmi les travaux dans le domaine temporel, Mohanty *et al.* ont proposé la technique de démodulation de l'amplitude du courant statorique pour suivre les fréquences de rotation de l'arbre et la démodulation de sa phase pour retrouver les fréquences liées à l'engrènement d'un train d'engrenages multi-étages [102]. La démodulation est une technique de traitement de signal qui supprime la fréquence de la porteuse du signal afin de mettre en évidence ses bandes latérales. Dans les signaux électriques des moteurs, la démodulation est réalisée en considérant la fréquence d'alimentation f_s en tant que fréquence de la porteuse [103].

Ainsi, pour la démodulation d'amplitude, le signal du courant est élevé au carré et il est combiné à un filtre passe-bas pour éliminer la seconde harmonique de la fréquence de la porteuse. Pour la démodulation de phase, un modèle discret a été utilisé et la transformée de Hilbert a été ensuite appliquée afin de séparer les parties modulantes [102]. La dérivée par rapport au temps de l'angle du signal analytique obtenu à partir de la transformée de Hilbert donne donc le signal de courant démodulé en phase.

La transformée en ondelette discrète a été utilisée afin de décomposer le signal en plusieurs niveaux avec différentes largeurs de bandes fréquentielles (voir section II.2.c. pour plus de détails). Cette opération permet de diminuer le bruit haute-fréquence et les composantes environnantes. Ainsi, cette analyse multi-résolution se base sur des ondelettes orthogonales et elle a l'avantage de produire des bandes passantes dénuées d'interférences d'autres niveaux de décomposition ainsi que des signaux avec un meilleur rapport signal sur bruit. Cette méthode a été appliquée sur un train d'engrenages à quatre étages avec $f_1 = 49$ Hz (fréquence d'entrée), $f_2 = 30$ Hz (fréquence intermédiaire), $f_3 = 21$ Hz (fréquence de sortie) ainsi que $f_{m2} = 930$ Hz, $f_{m3} = 870$ Hz et $f_{m4} = 630$ Hz (fréquences d'engrènement respectifs)[102]. Deux défauts artificiels de rupture d'une dent et de deux dents d'engrenages ont été créés au niveau du deuxième engrènement. Le train d'engrenage est entraîné par un moteur triphasé avec une puissance de 7.5 KW et une charge de 5.625 KW.

Etant donné que les signaux de courant démodulés en amplitude possèdent des fréquences plus importantes que la fréquence de la porteuse et des amplitudes nettement moins importantes, il est difficile d'interpréter les résultats de la démodulation en amplitude à cause du bruit. Dans le cas de la démodulation en fréquence, la décomposition en ondelette joue un rôle important suite à la présence du bruit et des harmoniques dominantes de la fréquence d'alimentation.

Comme le montre la figure 26, on peut voir plus nettement les différences d'amplitude au niveau des principales fréquences de rotation, particulièrement la fréquence d'entrée, selon les différents états du défaut. Cependant, il faut noter que la condition cruciale du théorème de Bedrosian pour la transformée de Hilbert n'a pas été satisfaite risquant ainsi de provoquer un chevauchement qui introduit des composantes indésirables [5].

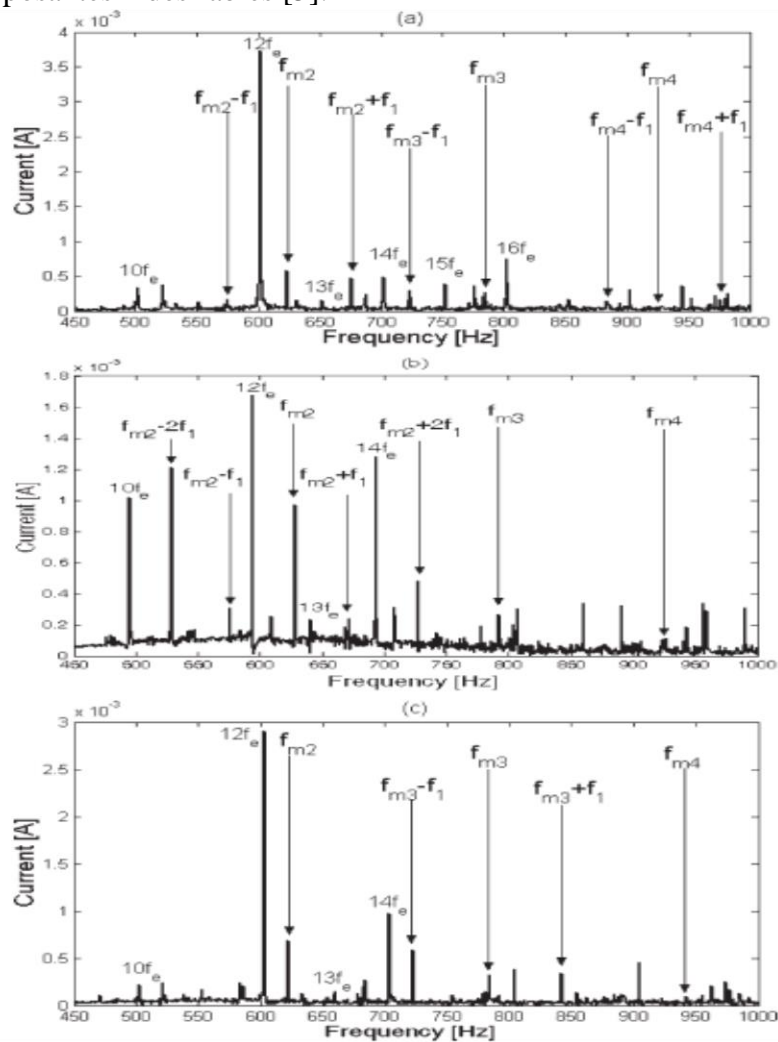


Figure 26 : Spectres du détail 2 du signal du courant décomposé et démodulé en fréquence avec une charge de 5.625 KW dans (a) : cas sain, (b) : défaut de rupture d'une dent et (c) : défaut de rupture de deux dents [102].

Hong *et al* ont proposé une autre méthode dans le domaine temporel basée sur un algorithme de détection des défauts pour les engrenages planétaires à partir du courant statorique du moteur [104]. Cette méthode combine la déformation temporelle dynamique rapide (DTW) et le kurtosis corrélé (CK_1) pour traiter les signaux électriques et identifier le défaut d'engrenages. Le principe de la déformation temporelle dynamique est de retrouver l'alignement optimal entre deux séries temporelles en permettant à l'une d'elles d'être déformée non-linéairement par étirage ou rétrécissement selon l'axe du temps. Cette méthode permet ainsi de déterminer la similarité entre deux séries de temps. Cependant, suite à la complexité quadratique en temps et espace (quand le paramètre est doublé, le temps d'exécution est multiplié par quatre), la DTW rapide à complexité linéaire est implémentée en se basant sur des étapes récursives en vue de réduire les contraintes de mémoire.

D'autre part, le Kurtosis corrélé tire profit de la périodicité des défauts et il est utilisé pour détecter les impulsions périodiques introduites par le défaut. En effet, la valeur du Kurtosis classique décroît quand les pics résultants des impacts liés au défaut deviennent périodiques alors que la valeur de CK_1 augmente dans la même période. Le CK_1 a été estimé sur une période T où la signature du défaut est recherchée et son estimation montre que sa valeur n'approche son maximum que lorsque la période T correspond à la période des impulsions [104]. Ces méthodes sont combinées à un filtre passe-bande dont la fréquence de coupure est choisie en fonction des fréquences d'engrènement ainsi qu'au calcul de la valeur RMS pour évaluer les amplitudes. Ainsi, ces techniques sont appliquées pour révéler la différence entre le signal sain et le signal de défaut et en évaluer le signal résiduel. L'algorithme est appliqué à un modèle de simulation d'engrenages à quatre planètes avec un couple entrée de 100 Nm.

Comme montré dans la figure 27, le signal résiduel présente des pics périodiques visibles selon la fréquence caractéristique du défaut du soleil $f_{ds} = P \times (f_s - f_c) = 113 \text{ Hz}$ avec P : nombre de planètes, f_s : fréquence d'alimentation et f_c : fréquence de rotation [105]. Pour le calcul des différents CK_1 dans la période $T = 1/f_{ds}$, on remarque une nette augmentation lors du défaut. De plus, la comparaison avec les valeurs du bruit blanc confirment la détection des composantes périodiques liées spécifiquement au défaut.

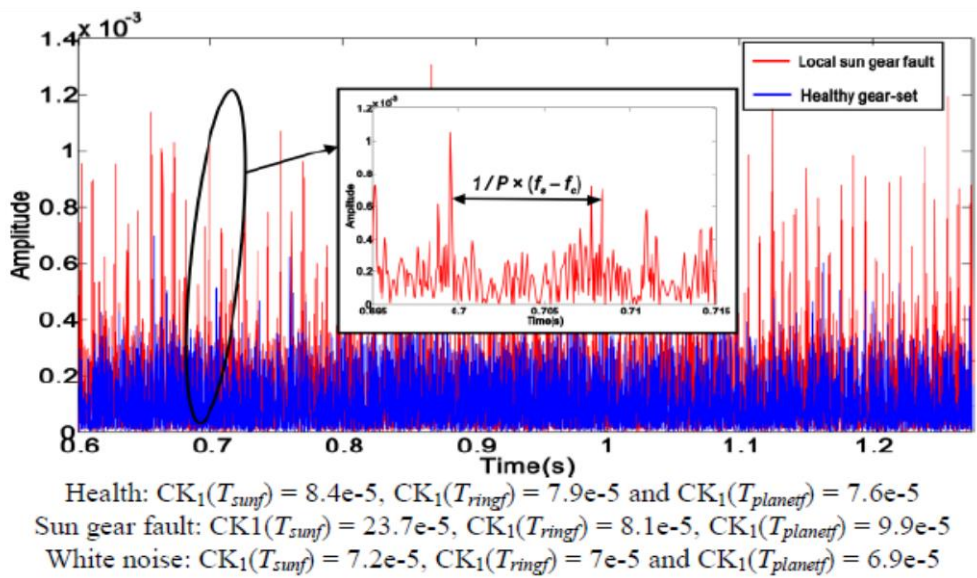


Figure 27 : Le signal résiduel et les CK_1 associés avec un défaut d'engrenages [104].

Kia *et al* ont récemment proposé l'analyse du vecteur espace du courant en tant que nouvelle méthode dans le domaine temporel [106]. Cette approche est capable de donner des résultats similaires à la transformée de Hilbert sans prendre en compte la condition du théorème de Bedrosian qui impose des contraintes au niveau des fonctions de modulation pour avoir une démodulation correcte. Le vecteur espace est issu d'un modèle mathématique dont les composantes peuvent être déterminées à partir des courants des phases du moteur [106]. Ces équations font intervenir deux composantes et la fréquence instantanée du vecteur espace peut en être déduite. Il a été démontré que les composantes fréquentielles de la fréquence instantanée du vecteur espace et du couple mécanique sont similaires et sont affectés par les mêmes contraintes du facteur d'amortissement. Le vecteur espace peut alors être utilisé pour simplifier le processus de surveillance basé sur le couple mécanique des engrenages.

Cette technique repose sur la reconstruction du profil périodique du défaut dans le domaine temporel à partir de l'analyse du spectre des composantes du vecteur espace. Ainsi, le spectre est multiplié par un filtre sélectif (un vecteur à éléments nuls à part les fréquences caractéristiques qui sont égales à 1) pour extraire le profil du défaut et ensuite la transformée inverse de Fourier le reconstruit dans le domaine temporel. La technique a été appliquée à un moteur de 250 W de puissance qui entraîne un engrenage avec quatre types de défauts de surface différents : pignon défaillant, roue défaillante, défaut pignon-roue combiné synchrone où la position du défaut du pignon est synchronisée avec celle de la roue (SSPW) et défaut pignon-roue simultané asynchrone (SAPW). Les fréquences sont telles que la fréquence du défaut $f_d = 158.3$ Hz, la fréquence de rotation du pignon $f_{r1} = 23.1$ Hz et la fréquence de rotation de la roue $f_{r2} = 7.7$ Hz.

Comme montré dans la figure 28, l'application de cet algorithme permet de localiser les harmoniques liées à la fréquence de rotation. Dans tous les cas défaillants, un profil périodique de défaut apparaît au niveau du vecteur espace aux fréquences f_{r1} et f_{r2} selon les défauts. Aussi, la combinaison de la moyenne synchrone (TSA) avec le vecteur espace a donné des résultats satisfaisants [107]. Cependant, l'inconvénient majeur de la TSA est le besoin d'avoir un signal de référence de la rotation de l'arbre pour synchroniser les segments du signal qui n'est toujours pas disponible.

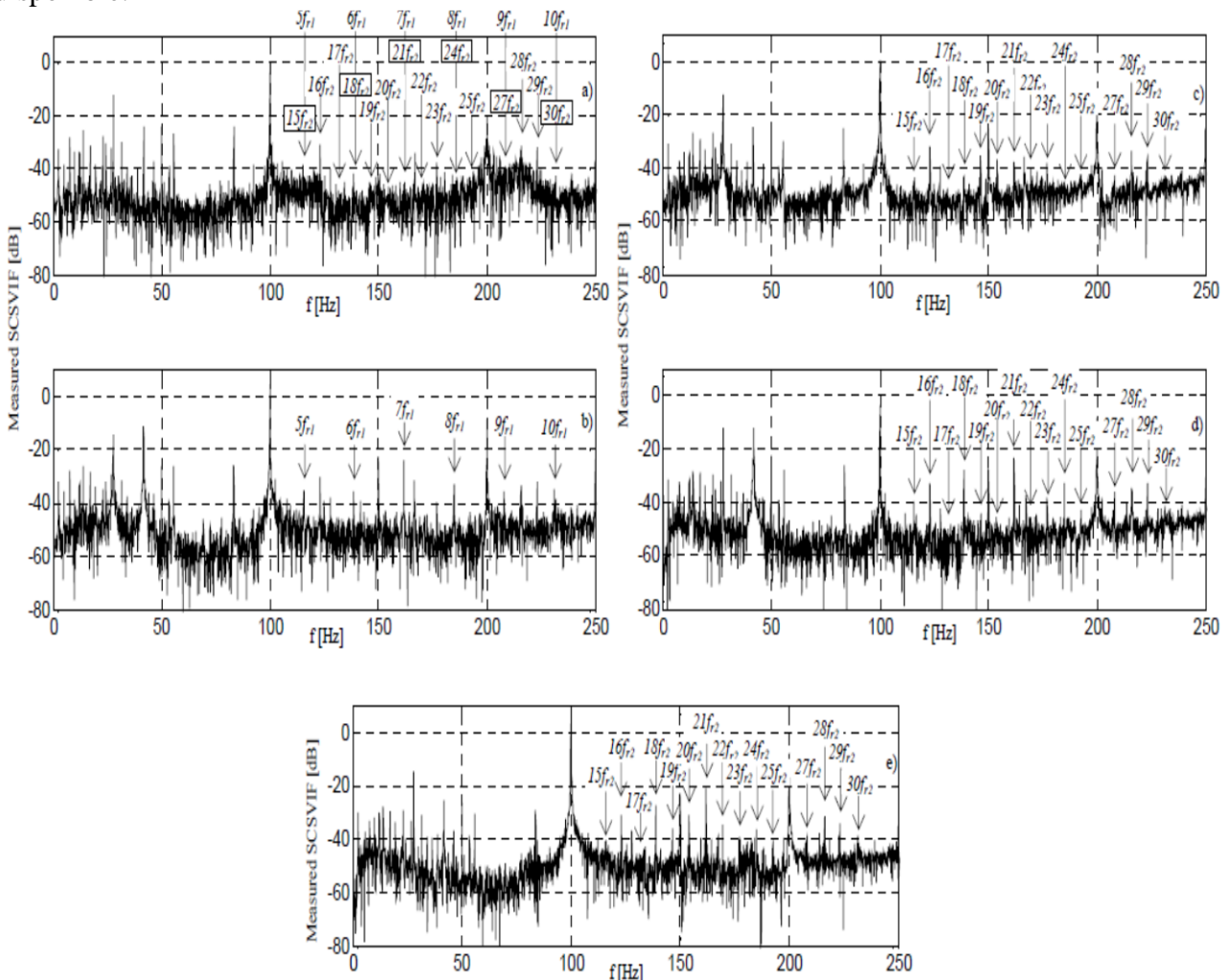


Figure 28 : Spectre du vecteur espace mesuré avec (a) fonctionnement sain, (b) défaut pignon, (c) défaut roue, (d) défaut SSPW et (e) défaut SAPW [106].

III.2. Domaine fréquentiel

L'étude de la densité spectrale de la puissance (DSP) est un outil classique pour le diagnostic des défauts d'engrenages à base des signaux vibratoires et il a été combiné avec l'analyse du courant des machines électriques [108]. Parmi les applications, Ioannis *et al* ont traité un train d'engrenages avec un grand ratio total de réduction (400 : 1 alors que c'est généralement de l'ordre de 10 :1) utilisé dans les fours à ciment [109]. On s'intéresse alors à détecter le phénomène de jeu entre les dents qui peut augmenter suite à la variation de la température en utilisant le courant du moteur avec un filtre passe-bas afin d'assurer l'anticrénelage du signal. Ainsi, quatre cas ont été étudiés : cas sain sans charge et sans engrènement (b1), cas sain avec charge de 30% (b2), fonctionnement en charge avec pignon avec une dent défectueuse (b3) et pignon avec deux dents défectueuses (b4). La fréquence de défaut f_d correspond à la fréquence de rotation du pignon f_p dans le cas (b3) et à $2f_p$ dans le cas (b4). La fréquence d'alimentation est $f_e = 50$ Hz et la fréquence d'engrènement est $f_m = 25$ Hz.

Comme le montre la figure 29, il existe une excentricité inhérente qui apparait dans le cas sain (b1) accompagnée des fréquences d'engrènements quand il y a un contact (b2). L'effet du jeu du pignon est observé en tant que multiples $k f_{d1}$ (b3) et $k f_{d2}$ (b4) autour de f_e . Aussi, les amplitudes des harmoniques augmentent nettement par rapport au cas sain indiquant l'apparition du défaut. L'analyse de la DSP a donc été suffisante pour identifier le défaut grâce au rapport de réduction élevé qui fait que la fréquence de défaut soit basse et que les oscillations du couple soient importantes.

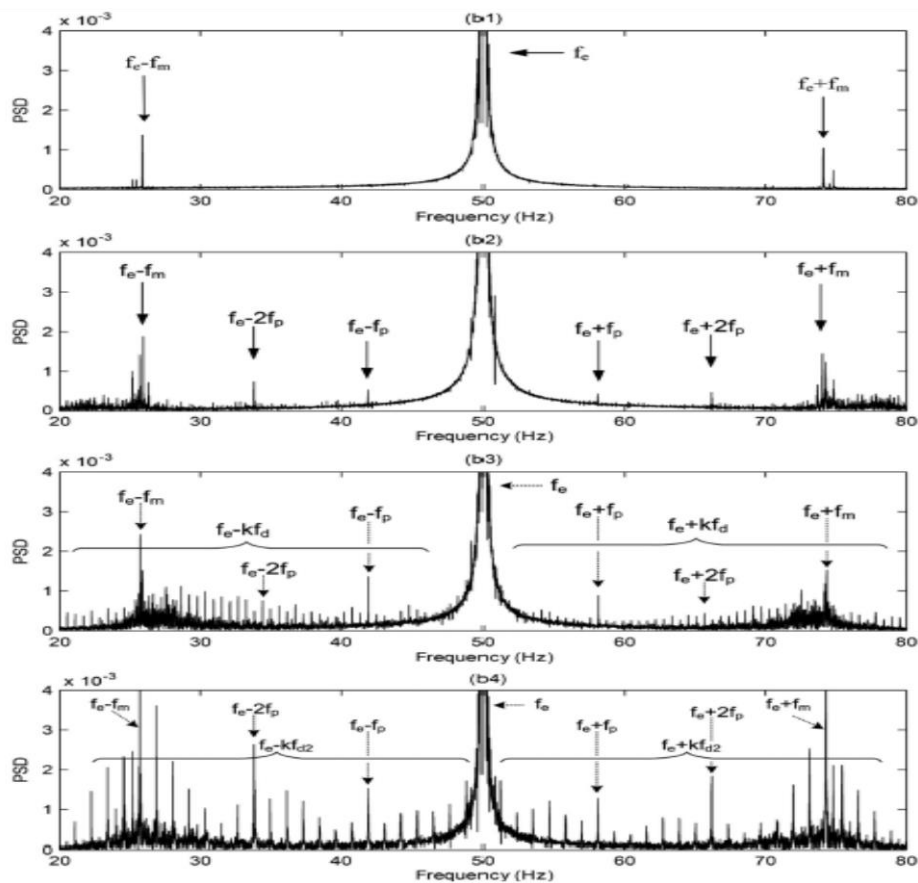


Figure 29: DSP du courant du stator dans les cas (b1) sain sans charge et sans contact, (b2) sain avec charge, (b3) défaut d'une dent au pignon, (b4) défaut de deux dents au pignon [108].

L'analyse du DSP du vecteur espace a été aussi appliquée pour les cas des machines industrielles volumineuses. En effet, Combet a appliqué l'analyse des courants statoriques pour la détection des défauts d'un réducteur à deux étages d'une broyeuse à boulet entraîné par deux moteurs asynchrones de 2 MW de puissance et 2 KV de tension avec une vitesse de rotation de 1000 tr/min [110]. Le défaut consiste en une fissure de dent au niveau du pignon d'un engrenage en chevrons qui tourne à la fréquence de rotation $f_r = 16.4$ Hz.

La fréquence de rotation du pignon défaillant étant relativement importante, la démodulation classique à 50 Hz donne uniquement l'information sur le fondamental de la variation du couple et non pas sur les fluctuations rapides dans une certaine période. Le vecteur espace est donc appliqué. Comme montré dans la figure 30, le DSP du courant contient quelques composantes qui peuvent être observées à $18 f_r$ et $72 f_r$. Cet effet est dû à la construction du moteur puisqu'il possède 72 encoches, 6 poles et 3 phases donnant ainsi 4 encoches par pole et par phase, ce qui fait 18 groupes de 4 encoches. En revanche, la fréquence d'engrènement à $F_{mesh} = 38 f_r$ est difficilement visible. On ne peut donc pas percevoir les fluctuations de charge liées à la dent défectueuse au niveau spectral.

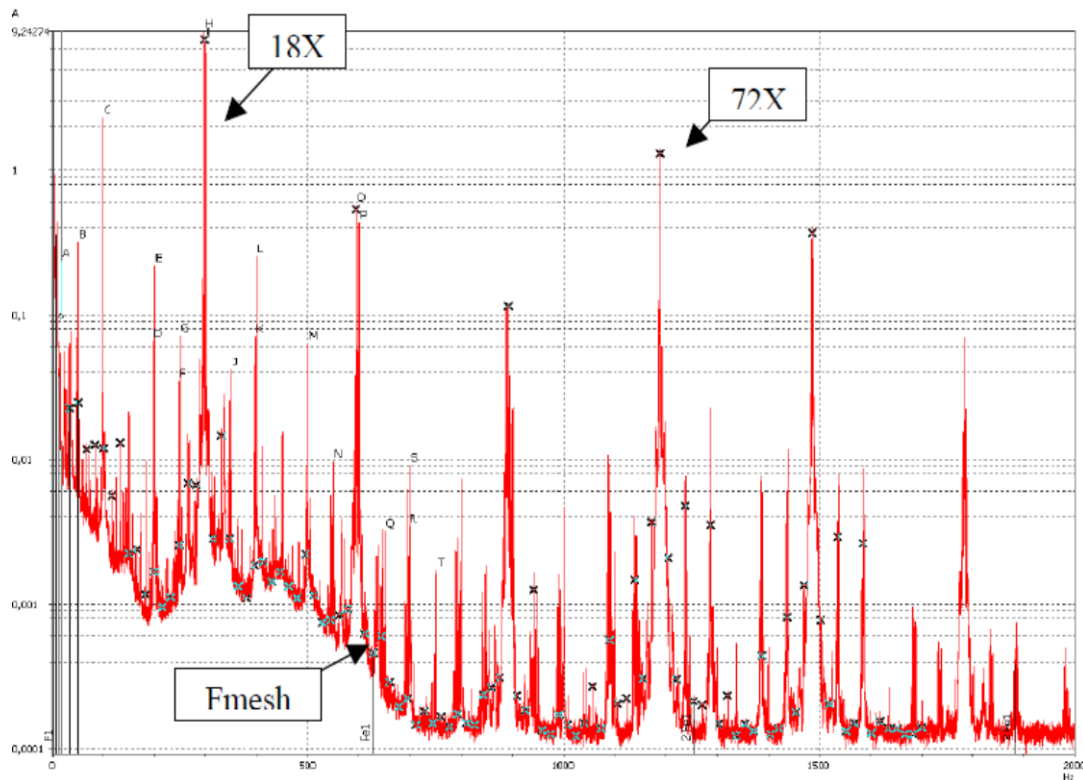


Figure 30 : DSP du vecteur espace du courant statorique [110]

Cependant, comme le montre la figure 31, en comparant le spectre basse fréquence de la machine saine avec celui en présence du défaut, il est possible d'apercevoir une résonance torsionnelle localisée à la fréquence 35 Hz qui s'est déplacée à une plus basse fréquence (32.5 Hz) après l'apparition du défaut. Il faut aussi noter que l'accouplement a été remplacé, ce qui pourrait avoir une influence sur la résonance torsionnelle. Ceci montre donc les limites de la détection des petits défauts de charge pour les machines industrielles volumineuses. En effet, les paramètres mécaniques influent sur la détection vis-à-vis de différentes configurations telles que le moment d'inertie important, la fréquence de la fluctuation de charge par rapport à celle du moteur ainsi que le type des engrenages et la puissance du moteur.

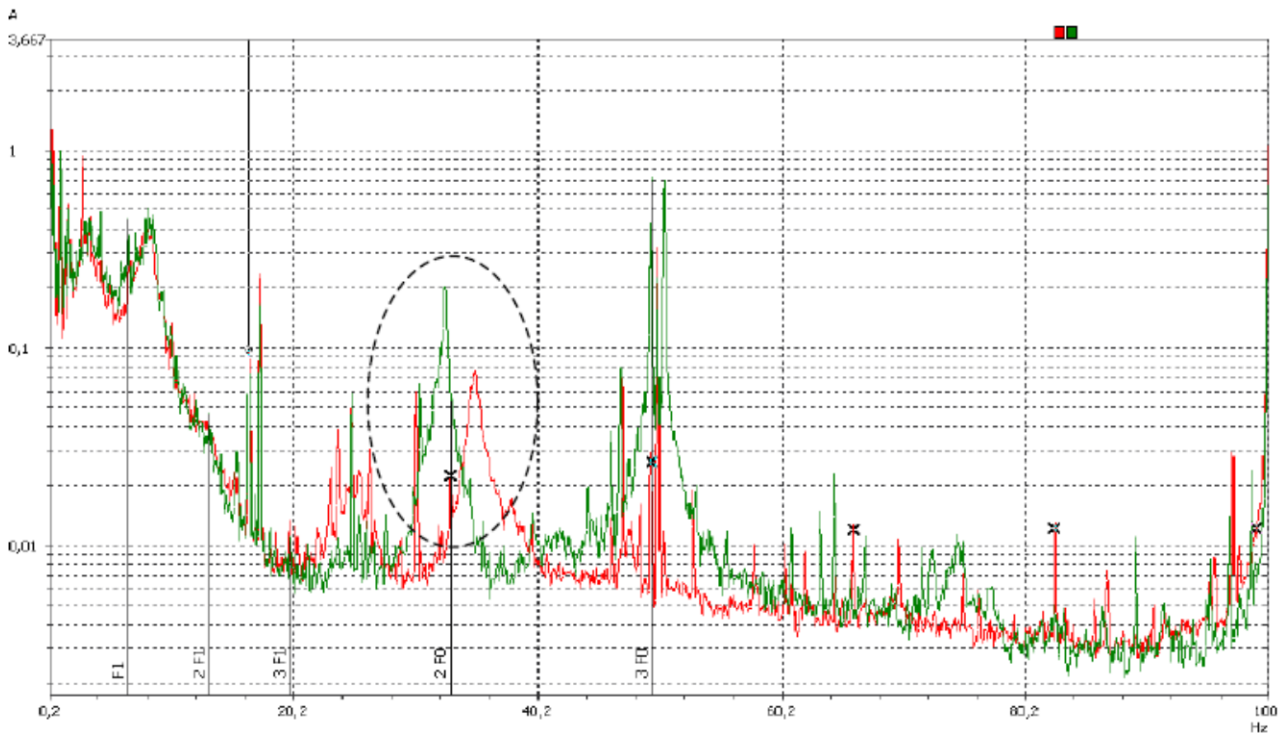


Figure 31 : Comparaison entre le spectre basse fréquence du vecteur espace en fonctionnement sain (rouge) et défaillant (vert) [110]

Aussi, on cite Feki *et al* qui ont proposé un modèle électromécanique intégré pour la détection des défauts des piquêtes [111]. Ce modèle s’articule autour d’hypothèses de simplification comme la saturation négligeable et la variation sinusoïdale de la force magnétomotrice. Ainsi, afin de minimiser les équations décrivant le comportement électromagnétique, on a établi une projection biphasée orthonormée qui introduit un changement de variable des flux magnétiques en se basant sur les angles entre la bobine et la projection. Contrairement aux autres modèles, il s’agit d’un repère synchronisé en rotation avec le champ magnétique du stator pour étudier la réponse d’état aux perturbations à travers une représentation d’espace d’état pour mettre en œuvre la commande vectorielle de la machine.

Les engrenages ont été modélisés mécaniquement en utilisant des approximations simplificatrices pour ne prendre en compte que cinq éléments basiques du comportement dynamique. Les roues sont assimilées à des cylindres rigides, connectées à un arbre flexible et l’élasticité de l’engrènement est simulée par une distribution indépendante d’éléments de rigidité sur la surface de contact. La correspondance entre le modèle électrique et le modèle mécanique a été effectuée pour obtenir un système différentiel unique combinant les différentes variables d’état. L’avantage de cette méthode intégrée est qu’il n’y a pas besoin de recourir à un processus itératif de couplage et ainsi la convergence directe du modèle est obtenue quelle que soit la nature des variables. Le système global représente alors un moteur triphasé asynchrone avec 15 KW de puissance, 60 Hz de fréquence et une vitesse de 1775 tr/min couplé à un seul train d’engrenages affecté par un défaut de piquêtes.

Comme montré dans la figure 32, le modèle de Kron a l'avantage d'éliminer la fréquence d'alimentation des signatures de la phase 1 du courant du moteur modélisé. En effet, le contenu spectral est modifié en haute et basse fréquence avec la contribution des perturbations d'amplitude entraînées par l'apparition du défaut. Pour le cas des engrenages sains, le spectre contient la fréquence d'alimentation à la sortie du variateur $f_s = 30$ Hz ainsi que les fréquences d'engrènement $f_e = 621.66$ Hz et ses harmoniques modulés par f_s . Le spectre dans le cas défaillant admet des pics supplémentaires correspondants à la fréquence de rotation $f_r = 29.603$ Hz ainsi que ses harmoniques modulées par f_s . L'agrandissement montre deux raies à la fréquence $|f_s - 8f_r| = 176.82$ Hz et $|f_s + 4f_r| = 177.62$ Hz qui correspondent à la sixième harmonique de f_r . Ainsi, les résultats établissent que les fréquences de défaut d'engrenages $f_{de} = |f_s \pm mf_r|$ et la fréquence d'engrènement $f_{deng} = |f_s \pm mf_r \pm nf_e|$, tel que $m, n = 1, 2, 3, \dots$, peuvent être identifiées pour la détection des défauts de piqûres dans ce cas spécifique d'étude.

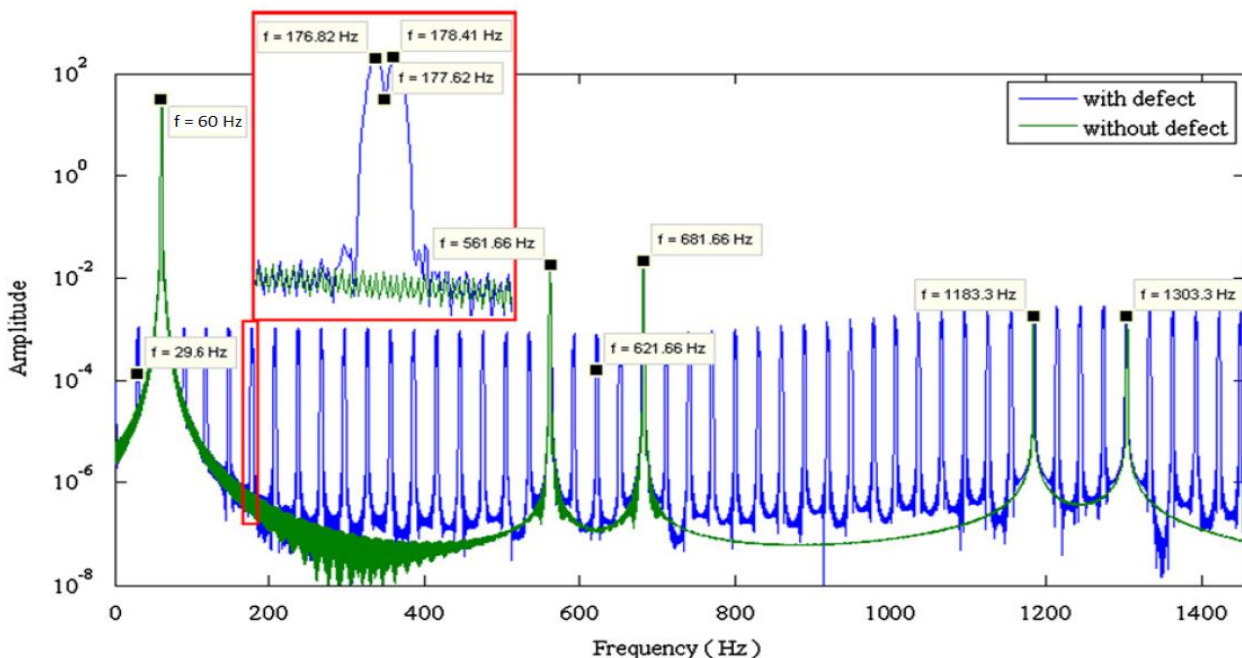


Figure 32 : Spectre de la phase 1 du courant modélisé dans le cas sains (vert) et le cas de défaut de piqûres (bleu) [111].

Aussi, Kia *et al* ont contribué avec une étude analytique et expérimentale qui expose les effets des engrenages sur l'analyse du courant du stator dans le domaine fréquentiel [112] ainsi qu'une étude comparative entre l'analyse acoustique, l'analyse vibratoire et l'analyse des signatures des courants pour un défaut d'usure de dent d'engrenages [113]. Dans ces travaux, on a réalisé l'analyse spectrale des signaux d'un moteur de puissance de 250 W, une vitesse de 1380 tr/min et avec plusieurs niveaux de charge. Les spectres sont normalisés selon l'amplitude de la composante fréquentielle fondamentale f_s et la valeur quadratique du spectre (SPSD) a été calculée afin d'adapter l'échelle d'amplitude entre -120 dB et 0 dB. Les résultats montrent que même si la vibration reste très sensible à ce type de défaut (l'amplitude moyenne des composantes liées à l'engrènement a une bonne sensibilité), il est néanmoins possible de détecter les mêmes fréquences à partir du courant en ayant recours à un système d'acquisition de haute résolution et des acquisitions de longue durée pour atténuer le problème des harmoniques bruyantes de l'alimentation.

III.3. Domaine temps-fréquence

Concernant le domaine temps-fréquence, Blödt *et al* se sont basés sur l'analyse du courant du stator pour l'étude de la détection des défauts des charges mécaniques en régime transitoire [114]. Ces défauts englobent les défaillances causant une oscillation du couple comme le désalignement de l'arbre, les défauts d'engrenages et les défauts de roulements. En régime transitoire, où la vitesse de rotation est variable, les considérations stationnaires classiques de l'analyse spectrale ne sont plus valables. En effet, la transformée de Fourier classique ne permet plus de caractériser le signal non-stationnaire vu qu'elle manque de l'information de la phase. Ainsi, le courant du stator est analysé en régime transitoire en se basant sur les distributions de Wigner-Ville. Ces distributions permettent de retranscrire l'énergie du signal en fonction du temps et de la fréquence.

De nombreuses distributions temps-fréquences existent dans la littérature comme le spectrogramme qui se base sur la transformée de Fourier à court terme qui consiste en une transformée de Fourier à fenêtre glissante de taille fixe. En revanche, cette méthode n'offre pas une bonne résolution en temps et en fréquence à cause du principe d'incertitude de Heisenberg-Gabor qui impose un rapport entre la différence de fréquence et la durée [115]. En revanche, la distribution de Wigner-Ville propose une bonne résolution temps-fréquence et elle est bien adaptée à l'analyse des signaux à variation linéaire. Elle peut être considérée comme une transformée de Fourier d'une fonction d'autocorrélation avec un certain retard.

Le principal inconvénient de la distribution de Wigner-Ville est que dans le cas de modulations non-linéaires (comme celles causées par les oscillations du couple) et lorsqu'il s'agit d'étudier l'addition de deux signaux (ce qui est le cas du signal du courant), il y apparaît des termes d'interférences, appelés « cross terms », là où il n'y a pas d'énergie de signal. Etant donné les harmoniques du signal du courant, il s'impose d'utiliser le signal analytique de la transformée de Hilbert pour éviter ces interférences. Aussi, on a recours à la pseudo-distribution de Wigner-Ville comportant une fenêtre de lissage qui réduit l'amplitude des termes indésirables. La signature du courant en régime transitoire contenant alors les fréquences d'alimentation et de défaut variables au cours du temps est clairement visible mais il y apparaît quelques interférences liées à la variation du temps.

Après, l'algorithme de détection est implémenté sur un DSP regroupant des filtres de lissage en entrée avec une fréquence d'échantillonnage minimale de 48 KHz. Etant donné qu'une fréquence moins importante serait plus appropriée à cause de la fréquence d'alimentation, une étape de prétraitement a été réalisée. Cette étape consiste à filtrer et sous-échantillonner numériquement le signal avant les calculs de l'algorithme. Il s'agit donc d'effectuer la transformée de Hilbert du signal du courant et réaliser la pseudo-distribution discrète du signal analytique engendré. Suite à cela, deux indicateurs de défauts sont utilisés en se basant sur la distribution de Wigner-Ville : un indicateur WD1 qui analyse l'énergie autour de la fréquence caractéristique de défaut et WD2 qui quantifie l'oscillation de la fréquence de défaut dans une bande dont les limites sont synthétisées par l'enregistrement de la valeur absolue la plus importante de la distribution.

Les mesures ont été effectuées au niveau d'un moteur triphasé de 5.5 KW de puissance, de fréquence 50 Hz ainsi que 400 V de tension d'alimentation et l'acquisition du signal a été effectuée à 25 KHZ. L'enregistrement des données a été réalisé pour une durée de 5 secondes où la fréquence d'alimentation du moteur effectue un cycle de vitesse entre 20 Hz et 50 Hz durant l'enregistrement de 50 données. Ce cycle est répété trois fois : la première où l'oscillation du couple de charge Γ_c est nulle, la deuxième où $\Gamma_c = 0,11$ Nm et la dernière où $\Gamma_c = 0,22$ Nm.

Comme le montre la figure 33, on peut déduire des résultats que l'indicateur WD1 est très dépendant de la vitesse dans les deux premiers cycles et le défaut est donc difficilement détectable. En revanche, quand les oscillations augmentent dans le cas $\Gamma_c = 0,22$ Nm. (0,6% du couple nominal), il est possible de distinguer le défaut. Concernant l'indicateur WD2, il y a une variation moins importante dans le premier cycle comparé à WD1. En revanche, les cycles suivants présentent une meilleure détection dans les faibles vitesses permettant une indication relative de l'apparition d'oscillations de couple engendrées par un défaut mécanique au niveau du réducteur à engrenages.

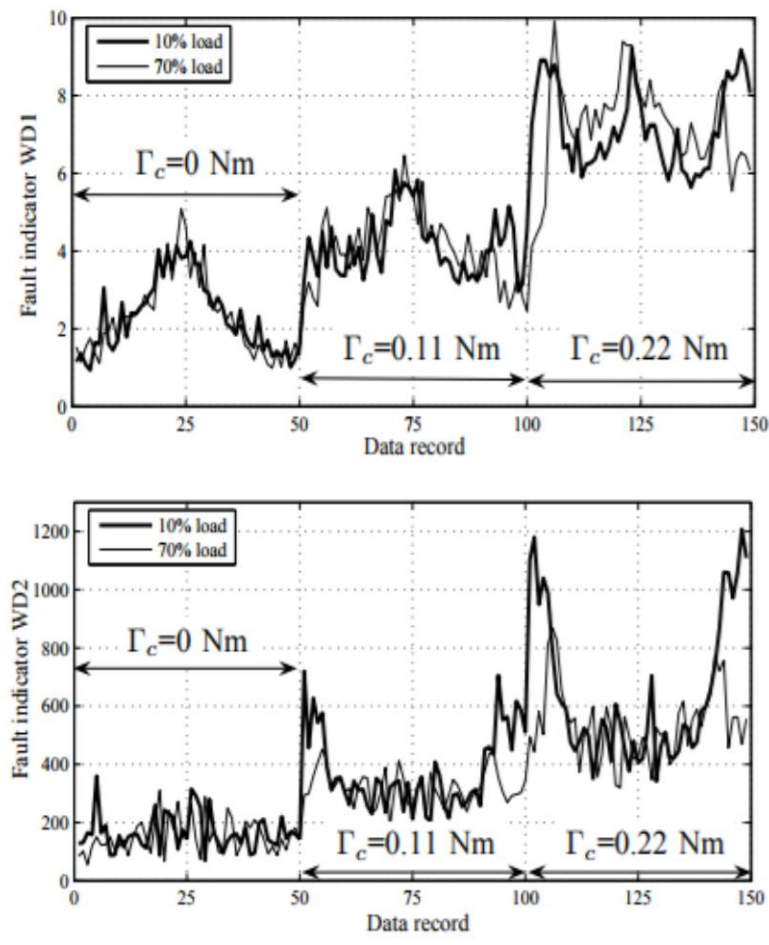


Figure 33 : Les indicateurs WD1 et WD2 en fonction de données enregistrées en régime transitoire pour 10 % et 70 % de niveau de charge [114].

Aussi, Kar *et al* ont proposé une méthode de surveillance des engrenages en appliquant l'analyse en ondelette sur les courants électriques [87]. En effet, l'analyse en ondelette offre plusieurs avantages par rapport à la transformée de Fourier à court terme et la distribution de Wigner-Ville. Le principe de la transformée en ondelette est de décomposer (somme pondérée) le signal en des versions dilatées et translatées de l'ondelette originale. Ainsi, il s'agit de subdiviser le signal en deux bandes fréquentielles : une bande contenant l'information basse fréquence appelée approximation et une bande où l'on obtient de l'information hautes fréquence appelée détail.

Cette approche a été appliquée à deux défauts de rupture à la fois d'une et deux dents d'un engrenage artificiellement créé et qui tourne à une fréquence de rotation $f_2 = 30$ Hz et à une fréquence d'engrènement $f_{m2} = 1029$ Hz entraîné par un moteur triphasé de 7.5 KW de puissance. Le régime transitoire est créé en imposant des fluctuations de charge qui varient de 5.625 KW jusqu'à une charge nulle pendant 0.4 s secondes. Comme le montre la figure 34, les diagrammes contours des coefficients de la transformée en ondelette discrète (DWT) vont jusqu'à 10 niveaux de détails en utilisant une ondelette mère Daubechies 8, tel que l'approximation du niveau 10 dispose d'une largeur de bande de 0-9.765 KHz couvrant toutes les bandes latérales liées aux engrenages.

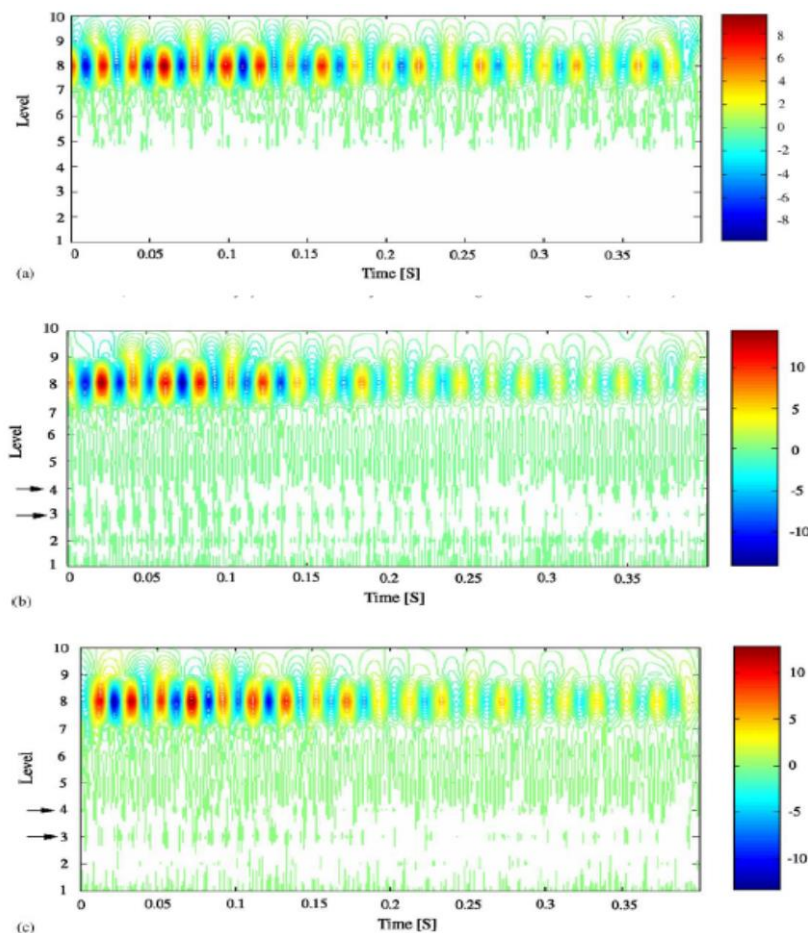


Figure 34 : Diagrammes contour de la DWT des courants transitoires issus de la fluctuation de charge de 5.625-0 kW dans (a) le cas sain, (b) défaut de rupture de dent, (c) défaut de rupture de deux dents [87].

Ainsi, les résultats montrent que la décomposition en ondelette permet d'indiquer les composantes transitoires induites par l'oscillation du couple aux niveaux D3 (bande de fréquence 1.25-2.5 KHz), D7 (bande de fréquence 156-312 Hz), et principalement D8 (bande de fréquence 39-78 Hz contenant la fréquence d'alimentation). D'autre part, les composantes transitoires engendrées par les deux défauts d'engrenages sont principalement visibles dans le niveau D4 (bande de fréquence 0.625-1.25 KHz) avec ce niveau d'oscillation. L'amplitude de cette zone est de l'ordre de 2 mA et les amplitudes de la barre de couleur représentent l'amplitude du signal résultant du courant et peuvent donc être prises en compte pour la quantification de la fluctuation de charge. L'étude montre aussi que la transformée en ondelette discrète se révèle nettement plus efficace que la transformée en ondelette continue (CWT) vu qu'il n'a pas été possible d'y voir le défaut.

Aussi, la DWT a été proposée par Bravo-Imaz *et al* pour évaluer plusieurs niveaux de sévérité de défaut d'usure d'engrenages [116]. L'étude s'articule autour 14 indicateurs comme le RMS, la moyenne, la valeur crête, le facteur crête, le skewness, le kurtosis, la médiane, la variance, etc. Avant d'effectuer la normalisation des indicateurs dans les différents niveaux de la DWT avec une ondelette mère Daubechies 44, l'analyse de la variance à sens unique a été effectuée. Le principe de cette technique est de supposer que la variance de chaque groupe de moyenne est égale (homogénéité) et indique les groupes qui sont suffisamment différents. Elle permet de réduire le nombre de niveaux de décompositions ainsi que le nombre d'indicateurs et extraire les indicateurs les plus sensibles en accentuant la différence entre les groupes de paramètres.

Les mesures consistent à démarrer le moteur avec une faible charge jusqu'à atteindre sa fréquence d'alimentation durant 15 secondes. Les résultats de l'analyse de la variance à sens unique montrent que les meilleurs niveaux de décomposition sont les niveaux 1, 4 et 15. Les indicateurs jugés pertinents pour le niveau 1 sont le facteur crête et la variance. Pour le niveau 4, il s'agit de la moyenne et du skewness ainsi que de la variance et la médiane pour le niveau 15. La figure 35 montre que la dispersion de la variance du niveau 15 varie légèrement en fonction de la sévérité des défauts permettant ainsi leur détection.

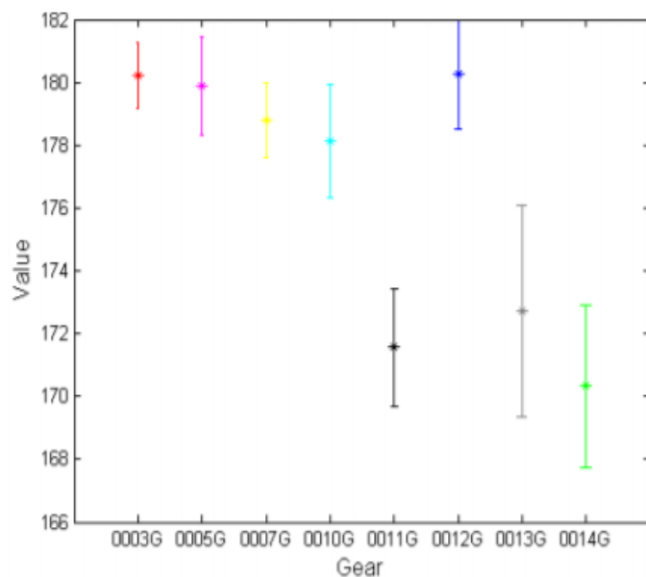


Figure 35 : Valeur de la variance du signal de niveau 15 de la DWT du courant en fonction de la sévérité du défaut d'engrenages de 0014G (sévérité légère) à 0003G (sévérité importante) [116].

IV. Synthèse

Au cours de ce deuxième chapitre, il a été question de présenter une étude détaillée de l'analyse des signatures du courant électrique du moteur asynchrone triphasé appliquée à la détection des défauts mécaniques d'engrenages. Ce chapitre s'est donc articulé autour de l'étude théorique de cette analyse d'une part et de ses applications dans le milieu de la recherche de l'autre part.

D'abord, dans la première section du chapitre, une des problématiques majeures de ce travail a été d'abord établie. En effet, les principales limites de l'analyse vibratoire en tant qu'outil de surveillance populaire ont été discutées. Parallèlement, l'intérêt de l'analyse électrique en tant qu'alternative non-intrusive, pratique et peu coûteuse a été présenté afin de mettre en évidence ses apports en termes de diagnostic.

Ensuite, la théorie de base de l'analyse des signatures du courant du moteur asynchrone triphasé pour la détection des défauts d'engrenages a été détaillée dans la section II. Ainsi, cette partie permet de mettre en évidence que l'analyse du courant du stator du moteur prend en considération la variation du couple mécanique ainsi que les vibrations torsionnelles engendrées par les défauts d'engrenages. Dès lors, ceci a permis de prouver la capacité du courant électrique pour la détection des défaillances des engrenages.

Enfin, les différentes applications de cette analyse dans le milieu de la recherche ont été détaillées et discutées dans la troisième section. Les principaux travaux concernant l'analyse des signatures du courant du moteur dédiés à la surveillance des défauts d'engrenages dans les trois domaines majeurs du traitement de signal ont alors été présentés. Cette étude a permis de mettre en évidence les différentes applications émergentes dans le domaine temporel par rapport au domaine fréquentiel qui est plus populaire mais qui est limité par les contraintes de la résolution fréquentielle et la fuite spectrale [102]. Aussi, le domaine temps-fréquence, principalement utilisé dans les applications en régime non-stationnaire, a été présenté.

Ainsi, dans cette section, on a présenté les techniques appliquées dans le domaine temporel comme la démodulation en amplitude, le vecteur espace et la déformation temporelle dynamique rapide. Ensuite, le domaine fréquentiel regroupant des techniques tel que la densité spectrale de puissance a été étudié. Enfin, les méthodes comme la distribution de Wigner-Ville et l'analyse en ondelette discrète relatifs au domaine temps-fréquence ont été discutées.

Le chapitre III qui suit sera dédié à la présentation des indicateurs géométriques en tant que nouveaux indicateurs de forme appliqués aux défauts d'engrenages ainsi qu'à celle de l'algorithme d'estimation de la bibliothèque d'indicateurs proposé dans ce travail.



**Indicateurs géométriques
et algorithme d'estimation**

I. Introduction

Le chapitre précédant s'est articulé autour de la problématique de l'utilisation des courants électriques du moteur pour le diagnostic des défauts d'engrenages en établissant sa base théorique et ses applications. Une autre partie des problématiques auxquelles répond ce travail émane du fait que la surveillance du courant électrique triphasé du moteur repose sur la caractérisation d'une grandeur physique qui est de nature multidimensionnelle. En effet, les techniques classiques de surveillance du courant électrique se limitent à étudier les grandeurs mesurées composante par composante en fonction du temps. En revanche, lorsque ces composantes sont tracées dans un espace bidimensionnel ou tridimensionnel, ces composantes suivent une trajectoire dont les propriétés géométriques sont représentatives de l'état du système surveillé. Les techniques classiques de surveillance ne prennent donc pas en considération la nature multidimensionnelle des grandeurs mesurées et la caractérisation de la forme leurs trajectoires. Ainsi, une part significative d'information concernant l'état de fonctionnement est ignorée. Aussi, les méthodes classiques étant majoritairement fréquentielles (amplitudes en fonction des fréquences ou temps en fonction des fréquences), il y a un gain en termes de quantité d'information et de précision quand on s'oriente vers la représentation multidimensionnelle des signaux.

Il s'agit alors dans ce travail de proposer un ensemble de propriétés géométriques des courbes multidimensionnelles des courants électriques triphasés des moteurs asynchrones pouvant servir en tant qu'indicateurs dans le cadre du diagnostic des défauts d'engrenages. Ces indicateurs se divisent en deux groupes : les indicateurs issus de la transformation triphasée-biphasée de Park et de Concordia ainsi que les propriétés de Frenet-Serret estimées à base de la géométrie différentielle. Une fois calculés, ces indicateurs sont intégrés dans une bibliothèque de paramètres qui regroupe aussi les indicateurs classiquement utilisés pour la surveillance des défauts. La bibliothèque ainsi créée fait office de cadre de référence dans lequel les indicateurs géométriques proposés vont être comparés aux indicateurs classiques en termes de pertinence. Cette bibliothèque constitue aussi un point de départ pour la généralisation de la méthode proposée pour d'autres types de défauts.

Il sera donc question dans ce chapitre d'étudier l'aspect multidimensionnel du courant électrique triphasé à travers les indicateurs de forme bidimensionnels des modèles de Park et de Concordia ainsi que les indicateurs géométriques tridimensionnels du repère de Frenet-Serret. Ainsi, le principe de ces nouvelles approches dans le cadre du diagnostic des engrenages à partir des courants sera détaillé dans la première section. Ensuite, on va présenter l'algorithme d'estimation développé dans ce travail qui regroupe la bibliothèque d'indicateurs proposée et les outils conçus pour les exploiter. Il s'agit donc de détailler les diverses étapes de cet algorithme notamment l'acquisition des signaux, les techniques de traitement de signal utilisées, l'estimation des indicateurs de la bibliothèque créée, la normalisation des paramètres, la sélection ainsi que l'extraction des indicateurs les plus pertinents et enfin la classification des états de fonctionnement sain et défaillant.

II. Indicateurs géométriques des défauts

Ce travail comprend un certain nombre de différents indicateurs qui reposent sur le motif des courants triphasés du moteur et des propriétés géométriques associées. Ces indicateurs sont présentés dans cette section, étant donné qu'il s'agit d'une des premières fois où ils sont appliqués aux défauts d'engrenages. Ainsi, les indicateurs à base des transformées de Park et de Concordia sont d'abord détaillés dans la première partie de la section. Ensuite, il est question de présenter les indicateurs issus des propriétés géométriques du repère de Frenet-Serret.

II.1. Transformées de Park et de Concordia

Comme montré dans le chapitre précédent, le comportement des machines triphasées est décrit par leurs courants et leurs tensions. Quand le rotor de la machine n'est pas stationnaire, les coefficients des équations différentielles qui retranscrivent l'état de la machine varient avec le temps. La modélisation mathématique de ce système s'avère complexe, étant donné que les courants et les tensions induites ainsi que les flux associés varient de façon continue à cause du mouvement relatif du circuit électrique. Ainsi, pour l'analyse de ces machines électriques complexes, on a recours à des modèles mathématiques de transformation qui servent à découpler les variables et à résoudre les équations qui mettent en jeu des quantités variables au cours du temps. Ces transformations vont alors permettre de lier toutes les variables concernées dans un repère de référence commun. Parmi les divers méthodes de transformation disponibles, les transformées de Park et de Concordia font partie des outils les plus connus [117].

Le modèle de Park, appelé modèle diphasé ou modèle biphasé, est une représentation bidimensionnelle qui est habituellement utilisée pour la commande vectorielle en électrotechnique. Ce modèle se base sur une transformation permettant de projeter les équations électriques du repère triphasé 'abc' dans un système de coordonnées orthonormées 'dq0' lié au stator de la machine à induction. Les variables projetées sur l'axe homopolaire 0 étant nulles, car le système triphasé est considéré équilibré, le système équivalent qui en résulte est donc diphasé 'd-q'. Comme montré dans la figure 36, les phases des courants statoriques liées au repère triphasé 'abc' qui sont décalées de 120 degrés, sont ramenées à des grandeurs diphasées équivalentes 'dq' qui sont en quadrature de phase (90 degrés). Cette opération permet alors de modéliser les courants et les tensions triphasées en des variables analogues diphasées en quadrature de phase. Ainsi, il est possible d'utiliser cette représentation bidimensionnelle qui réduit la complexité des calculs et les optimise pour la description des phénomènes qui surviennent au niveau du moteur triphasé [118].

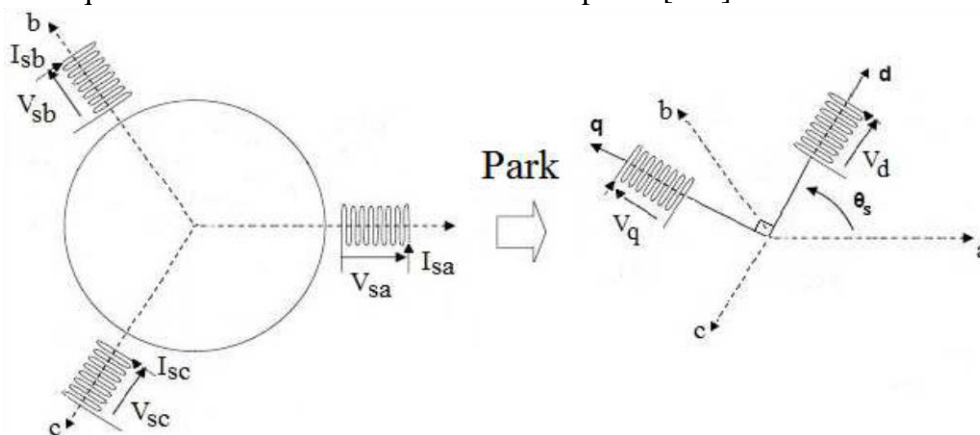


Figure 36 : Transformée de Park.

Mathématiquement, la transformée de Park d'un courant triphasé $I_{a,b,c}$ et une tension triphasée $V_{a,b,c}$ est décrite par l'équation (29).

$$[I_{d,q}] = [T] \cdot [I_{a,b,c}] \tag{29}$$

$$[V_{d,q}] = [T] \cdot [V_{a,b,c}]$$

Tel que la matrice de transformation $[T]$ est représentée par l'équation (30).

$$[T] = \begin{bmatrix} \cos \theta_s & \cos(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta_s & -\sin(\theta_s - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_s - \frac{4\pi}{3}) \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \tag{30}$$

Dans le cas où θ_s , qui est l'angle entre le stator et l'axe d, est nul alors la matrice de transformation $[T]$ devient la matrice $[C]$, appelée matrice de Concordia. L'opération de la transformation de Park devient alors la transformée de Concordia comme le montre la figure 37 et la matrice $[C]$ s'écrit dès lors comme montré dans l'équation (31).

$$[C] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & \sqrt{\frac{3}{2}} & -\sqrt{\frac{3}{2}} \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \tag{31}$$

Dans ce cas, les axes d et q deviennent les axes α et β .

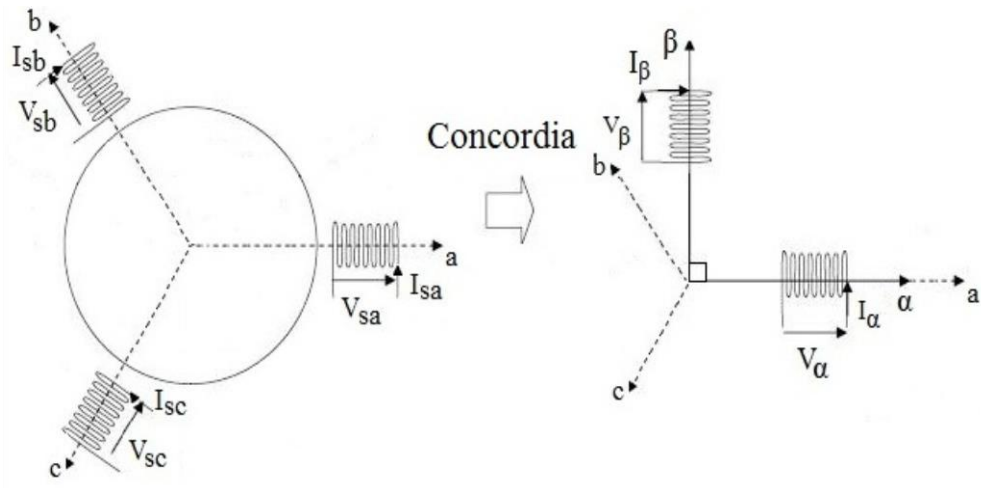


Figure 37 : Transformée de Concordia.

La matrice de rotation $[R(\theta_s)]$ assure le passage du vecteur de courant du statorique projeté dans un repère lié au stator $[I_\alpha \ I_\beta]^T$ vers le vecteur projeté dans le repère 'd-q' $[i_d \ i_q]^T$ tel que le montre l'équation (32).

$$I_{d,q} = [R(\theta_s)] \cdot I_{\alpha,\beta} \quad (32)$$

Avec la matrice de rotation $[R(\theta_s)]$ s'écrit comme montré dans l'équation (33).

$$[R(\theta_s)] = \begin{bmatrix} \sin \theta_s & \cos \theta_s \\ -\cos \theta_s & \sin \theta_s \end{bmatrix} \quad (33)$$

D'autre part, la transformation des courants du rotor est quant à elle donnée par la relation matricielle décrite par l'équation (34). Sachant que θ_r représente l'angle entre le rotor et l'axe d .

$$i_{r,dq} = R[(\theta_s - \theta_r)] \cdot I_{r,\alpha\beta} \quad (34)$$

Quand la transformée de Park est appliquée sur le système ' $\alpha\beta$ ' de Concordia, les composantes d et q sont obtenues à travers la relation décrite par l'équation (35).

$$\begin{bmatrix} I_d \\ I_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \sin \theta_r \\ -\sin \theta_r & \cos \theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_\alpha \\ I_\beta \end{bmatrix} \quad (35)$$

Sachant que ces composantes sont stationnaires par rapport au rotor et que le vecteur de courant du stator tourne à la fréquence angulaire ω_s , il est alors possible de déduire l'angle θ_s entre le stator et l'axe d .

Il est aussi possible de déduire à partir de (35) les modules des composantes du courant $I_{\alpha,\beta}$ et de la tension $V_{\alpha,\beta}$ de Concordia tel que montré dans l'équation (36).

$$|I_{\alpha,\beta}| = \sqrt{I_\alpha^2 + I_\beta^2} \quad (36)$$

$$|V_{\alpha,\beta}| = \sqrt{V_\alpha^2 + V_\beta^2}$$

Il faut noter que la transformée de Concordia est similaire à la transformée de Clarke mais la transformée de Concordia admet l'avantage d'être unitaire. En effet, le problème de la transformée de Clarke est qu'elle n'est pas orthonormée mais uniquement orthogonale, ce qui ne permet pas de conserver la puissance instantanée. Ainsi, les puissances calculées après la transformée de Concordia sont conservées par rapport à ceux du système initial, ce qui n'est pas le cas de la transformée de Clarke. La transformée de Concordia est donc une matrice de Clarke que l'on rend orthonormée.

Classiquement, on utilise les modules numériques des composantes de Park et de Concordia (36). Cependant, pour évaluer les indicateurs géométriques à partir de ces composantes, on se propose de les dessiner les unes en fonction des autres pour obtenir leur motif bidimensionnel comme montré dans la figure 38. Ainsi, dans les conditions idéales d'un système en bon état de fonctionnement, la trajectoire des courants I_α et I_β obtenus à partir de la transformée de Concordia se présente sous la forme d'un cercle. En revanche, le motif des courants I_d et I_q issus de la transformée de Park est sous la forme d'une ellipse.

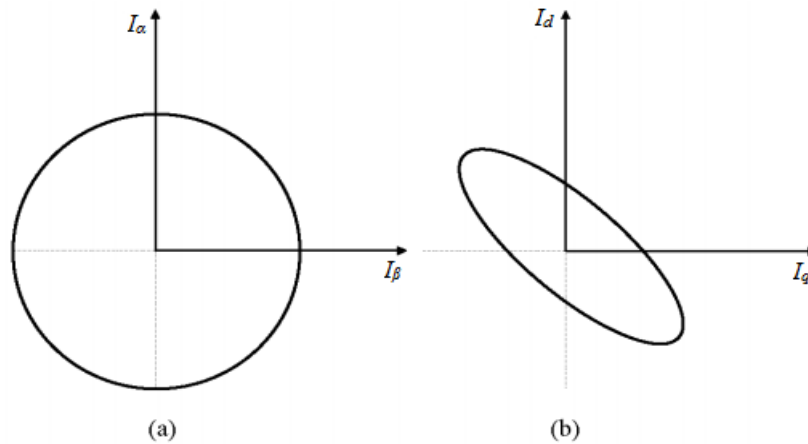


Figure 38 : Motif des composantes de (a) Concordia et (b) Park dans les conditions idéales.

Étant donné que les courants du stator issus des transformées de Park et de Concordia contiennent l'information de vitesse qui est affectée par l'état des engrenages comme démontré dans le chapitre précédent, les motifs géométriques de ces transformées offrent des informations précieuses pour la détection des défauts. Ainsi, bien que ces transformées soient de nature linéaire, l'apparition d'un défaut se manifeste par la déviation des motifs associés ce qui n'est pas forcément le cas des courants bruts. Ceci établit alors une nouvelle méthode pour la détection des défauts d'engrenages à partir des courants électriques [118].

II.2. Propriétés géométriques de Frenet-Serret

Les indicateurs issus des propriétés géométriques de Frenet-Serret reposent sur les notions de géométrie différentielle. La géométrie différentielle des courbes spatiales s'intéresse aux courbes tridimensionnelles qui sont des trajectoires dans un espace euclidien en trois dimensions (3D). On cherche alors à obtenir certaines propriétés géométriques de ces courbes qui peuvent servir en tant qu'indicateurs pour la surveillance des défauts. Vu que ces propriétés sont définies à partir de la géométrie différentielle, cette approche est considérée comme étant l'étude des propriétés locales des courbes en utilisant les techniques de calcul différentiel. Les propriétés locales d'une courbe sont les propriétés qui dépendent uniquement du comportement de la courbe au voisinage d'un point. C'est pour cette raison que les courbes considérées par la géométrie différentielle sont définies par des fonctions qui peuvent être différenciées par un certain nombre de paramètres [119].

Les fonctions différentielles représentent un moyen naturel pour définir une courbe à laquelle les méthodes de calcul différentiel peuvent être appliquées et permettant ainsi d'étudier les propriétés géométriques à partir de la géométrie différentielle. Comme exprimé dans l'équation (37), soit f une fonction réelle dans \mathbb{R} qui associe une variable réelle t dans \mathbb{R} à sa fonction $f(t)$ tel que \mathbb{R} symbolise un ensemble de nombres réels [120].

$$f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \tag{37}$$

$$t \rightarrow f(t)$$

La fonction f est dite différentiable si elle est dérivable dans tous les ordres et si ses dérivées sont continues dans tous les points de t dans \mathbb{R} . Comme le montre l'équation (38), considérons un intervalle I ouvert de \mathbb{R} et c une fonction de I dans \mathbb{R}^3 tel que c représente un ensemble de triplets de nombres réels c_1 , c_2 et c_3 dans \mathbb{R} qui sont des fonctions différentiables dans t .

$$c: I \rightarrow \mathbb{R}^3 \tag{38}$$

$$t \rightarrow (c_1(t), c_2(t), c_3(t))$$

Ainsi, la fonction c est considérée comme étant une courbe différentielle paramétrée et la variable t constitue le paramètre de cette courbe. En effet, la courbe c représente chaque t dans I tant que point $c(t) = (c_1(t), c_2(t), c_3(t))$ dans \mathbb{R}^3 de telle sorte que ces triplets de fonctions soient différentiables. Une courbe dans \mathbb{R}^3 est donc la trajectoire suivie par un point c en mouvement et à un t donné, ce point est situé à $(c_1(t), c_2(t), c_3(t))$ dans \mathbb{R}^3 . Etant donné que c_1 , c_2 et c_3 sont différentiables, alors il existe $c'_1(t)$, $c'_2(t)$, $c'_3(t)$ qui sont les dérivées premières de c_1 , c_2 et c_3 respectivement. Si on considère que t est le temps, on obtient un vecteur $(c'_1(t), c'_2(t), c'_3(t))$ tangent à la courbe c au point $c(t)$ qui peut être défini comme étant la vitesse instantanée au point $c(t)$ tel que exprimée dans l'équation (39).

$$c'(t) = (c'_1(t), c'_2(t), c'_3(t)) \tag{39}$$

Ainsi, la vitesse instantanée de c à t est définie comme étant la norme de la vitesse $c'(t)$ comme le montre l'équation (40) et représente une fonction à valeur réelle dans l'intervalle I .

$$\|c'(t)\| = \sqrt{c'^2_1(t) + c'^2_2(t) + c'^2_3(t)} \tag{40}$$

Afin d'établir l'étude différentielle de la géométrie d'une courbe du point de vue du calcul, il est important qu'il existe une ligne tangente à chaque point t dans l'intervalle I . Ceci équivaut à dire que les vecteurs de la vitesse instantanée (32) de la courbe doivent être tous différents de zéro, tel que $c'(t) \neq 0$ pour t dans I , de façon à ce que la courbe en question ne possède pas d'angles ou de sommets. Ainsi une courbe paramétrée différentielle satisfaisant cette condition est dite régulière. Dans cette étude, on ne considère que les courbes paramétrées différentielles régulières [121].

Dans les cas où on est intéressé par la trajectoire de la courbe et non pas par sa vitesse, il est possible d'ignorer la vitesse d'une courbe c et de la reparamétriser en une courbe \tilde{c} qui possède une unité de vitesse tel que $\|\tilde{c}'(t)\| = 1$. Ainsi, quand la courbe c est régulière dans \mathbb{R}^3 alors il existe une reparamétrisation de c tel que \tilde{c} possède une vitesse unitaire. Dans ce cas, ce nouveau paramètre naturel est appelé longueur d'arc. Il est possible de réaliser la représentation paramétrique d'une courbe en utilisant sa longueur d'arc en tant que paramètre pour simplifier plusieurs calculs. Cependant, on a fait le choix de ne pas se focaliser sur la longueur d'arc en tant que paramètre mais de considérer une vitesse arbitraire. En effet, il est généralement inadéquat d'utiliser la longueur d'arc vu que cela implique le calcul de l'inverse d'une fonction définie en tant qu'intégrale [119].

Afin de résoudre les problèmes géométriques imposés par la géométrie différentielle des courbes spatiales, l'approche la plus pratique consiste à trouver un système de coordonnées qui soit relativement adapté au problème en question. Ainsi, le repère de Frenet-Serret représente un système naturel de coordonnées qui s'avère être adapté à l'étude des propriétés locales d'une courbe au voisinage d'un point. Ce repère constitue donc un cadre adéquat à utiliser afin de repérer et caractériser la courbe. À la différence d'une référence globale comme le repère Euclidien, le repère de Frenet-Serret est un repère local permettant de décrire facilement et précisément les propriétés locales d'une courbe donnée. Il est donc possible de le considérer comme étant un repère de référence en mouvement fournissant un système de coordonnées locales à chaque point de la courbe. Cette caractérisation locale permet alors d'étudier les propriétés géométriques au voisinage de chaque point de la courbe étudiée.

Comme le montre la figure 39, le principe du repère de Frenet-Serret est qu'il s'agit d'un système de coordonnées naturelles qui associe trois vecteurs unitaires à chaque point p : le vecteur tangent $T(t)$, le vecteur normal $N(t)$ et le vecteur binormal $B(t)$.

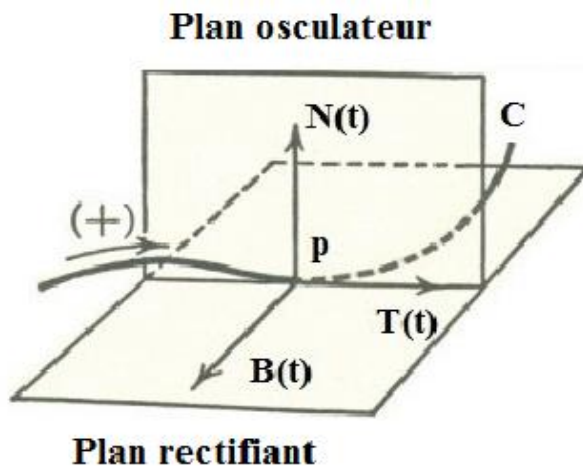


Figure 39: Les vecteur tangent $T(t)$, normal $N(t)$ et binormal $B(t)$ ainsi que leurs plans associés du repère Frenet-Serret.

Le repère de Frenet-Serret représente un trièdre en mouvement qui regroupe trois vecteurs unitaires mutuellement perpendiculaires associés à chaque point p de la courbe en question. Ainsi, le vecteur tangent $T(t)$ à un point p indique la direction vers laquelle le point p se dirige. Ensuite, le vecteur normal $N(t)$ sert à décrire tout changement dans la direction du vecteur tangent au point p . Enfin, le vecteur binormal $B(t)$ au point p est orthogonal aux vecteurs normal et tangent. Le plan regroupant le vecteur normal $N(t)$ ainsi que le vecteur binormal $B(t)$ est appelé plan normal. Le plan rectifiant représente le plan qui contient le vecteur binormal $B(t)$ et le vecteur tangent $T(t)$. Enfin, le plan contenant le vecteur normal $N(t)$ et le vecteur tangent $T(t)$ est appelé plan osculateur. Étant donné que le vecteur binormal $B(t)$ est orthogonal aux deux autres vecteurs, il est possible de se baser uniquement sur ce dernier pour définir complètement le plan osculateur.

Concrètement, si on considère une courbe différentielle paramétrée régulière c (38), le vecteur tangent $T(t)$ permet de pointer dans la direction de mouvement de c dans chaque point p définissant ainsi la direction de la courbe telle que exprimée par l'équation (41).

$$T(t) = \frac{c'(t)}{\|c'(t)\|} \tag{41}$$

Le vecteur $N(t)$ défini par l'équation (42) est toujours normal à la direction de mouvement de c au point p et permet de mesurer la façon avec laquelle la courbe effectue une rotation dans \mathbb{R}^3 . Il donne alors une indication sur la direction vers laquelle la courbe c tourne à chaque point p .

$$N(t) = \frac{T'(t)}{\|T'(t)\|} \tag{42}$$

Enfin, le vecteur binormal à la courbe c au point p s'exprime en tant que produit vectoriel, noté « \times », des deux autres vecteurs tel que le montre l'équation (43). Ce vecteur indique la rapidité avec laquelle la courbe s'éloigne du plan osculateur au point p .

$$B(t) = T(t) \times N(t) \tag{43}$$

Le principe des formules de Frenet-Serret consiste à exprimer les vecteurs tangent $T(t)$, normal $N(t)$ et binormal $B(t)$ en fonction de leurs dérivées respectives $T'(t)$, $N'(t)$ et $B'(t)$. Ces formules regroupent toutes les propriétés géométriques des courbes spatiales et permettent d'optimiser le calcul des propriétés des courbes. Comme exprimé dans l'équation (44), les trois formules de Frenet-Serret données sous forme matricielle font intervenir la courbure $\kappa(t)$ et la torsion $\tau(t)$ de la courbe c au point p [119].

$$\begin{bmatrix} T'(t) \\ N'(t) \\ B'(t) \end{bmatrix} = \|c'(t)\| \begin{bmatrix} 0 & \kappa(t) & 0 \\ -\kappa(t) & 0 & \tau(t) \\ 0 & -\tau(t) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T(t) \\ N(t) \\ B(t) \end{bmatrix} \tag{44}$$

La première équation de Frenet-Serret tel que $T'(t) = \kappa(t) N(t)$ permet de définir la courbure $\kappa(t)$. La courbure $\kappa(t)$ de la courbe c au point p indique la rapidité avec laquelle la courbe s'éloigne de la ligne tangente au voisinage de p . Elle mesure le changement par rapport à la tangente de la courbe et autrement dit la déviation par rapport à la rectitude. La courbure est une indication du degré avec lequel la trajectoire se courbe à un point donné par rapport à la tangente. Elle est donc nulle quand la trajectoire est rectiligne (une trajectoire en ligne droite ne possédant pas de courbure) et augmente positivement à mesure qu'elle se courbe.

D'autre part, la troisième équation de Frenet-Serret tel que $B'(t) = -\tau(t) N(t)$ permet d'établir la torsion $\tau(t)$. Etant donné que la torsion $\tau(t)$ de la courbe peut s'effectuer dans les deux sens du plan osculateur, cette quantité peut aussi bien être positive que négative. Cependant, en se basant sur le signe négatif de la troisième équation de Frenet-Serret, la torsion possède le sens positif vers la droite par convention. La torsion permet d'indiquer le degré avec lequel la courbe se tord par rapport au plan osculateur. Ainsi, elle mesure combien la courbe dévie par rapport à une courbe plane. En effet, si la courbe c est plane alors son plan épouse le plan osculateur et dans ce cas la torsion est nulle vu que le vecteur binormal $B(t)$ est perpendiculaire au plan osculateur et vu la définition de la troisième équation de Frenet-Serret [120].

Les définitions du vecteur normal $N(t)$, binormal $B(t)$ et tangent $T(t)$ ainsi que de la courbure $\kappa(t)$ et la torsion $\tau(t)$ permettent d'établir les propriétés géométriques des courbes spatiales. Ces propriétés fournissent l'information relative au comportement local de la courbe étudiée. Elles peuvent être exprimées en fonction de la courbe c à vitesse arbitraire en se basant sur la définition du vecteur tangent (41). Il est donc possible d'estimer les propriétés géométriques locales uniquement à partir de la connaissance de la courbe c . Ceci établit le principe de base de l'étude locale des courbes spatiales et de leurs propriétés géométriques riches en information comportementale qui peut être appliqué dans l'analyse des courants électriques triphasés.

Mathématiquement, le courant triphasé du moteur électrique noté $i(t)$ consiste en trois composantes séparées $i_1(t)$, $i_2(t)$ et $i_3(t)$ relatives à chaque phase. Chacune de ces composantes représente une onde sinusoïdale de même fréquence d'alimentation f_s . Comme le montre l'équation (45), un signal de courant triphasé $i(t)$ peut être représenté en matrice de trois colonnes de données où chaque colonne correspond à une phase du courant.

$$i(t) = \begin{bmatrix} i_1(t) \\ i_2(t) \\ i_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 \sin(2\pi f_s t + \varphi_1) \\ A_2 \sin(2\pi f_s t + \varphi_2) \\ A_3 \sin(2\pi f_s t + \varphi_3) \end{bmatrix} \quad (45)$$

Tel que pour $j \in \{1, 2, 3\}$, A_j représente les amplitudes respectives des trois phases et φ_j leurs phases à l'origine respectives décalées de 120 degrés ($\frac{2\pi}{3}$ radians).

L'équation (45) montre clairement que l'expression du courant $i(t)$ répond aux critères de la définition de la courbe paramétrée $c(t)$ (38). Ainsi, le courant électrique triphasé est considéré comme étant une courbe paramétrée différentielle régulière avec la variable t représentant le temps en tant que son paramètre. Il est donc possible d'appliquer l'étude de la trajectoire des courbes spatiales sur le courant triphasé $i(t)$ et d'exploiter leurs propriétés géométriques dans le but de caractériser le comportement du courant.

Comme le montre l'exemple la figure 42 (a), la représentation classique du courant électrique triphasé $i(t)$ s'effectue en fonction du temps t . Dans ce cas, ces composantes $i_1(t)$, $i_2(t)$ et $i_3(t)$ sont sous la forme d'ondes sinusoïdales, avec une amplitude $A = A_1 = A_2 = A_3 = 1$ et des phases $[\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3] = [0, \frac{2\pi}{3}, \frac{4\pi}{3}]$, qui sont tracées séparément en fonction du temps t . Cependant, il est possible de représenter le même signal $i(t)$ dans l'espace euclidien tridimensionnel de sorte à ce que chaque composante suit un axe de l'espace (x, y, z) comme le montre la figure 40 (b). Ainsi, dans le cas idéal où l'amplitude et la phase restent constantes, il est clair que le courant possède une trajectoire sous la forme d'une ellipse quand représenté dans l'espace euclidien tridimensionnel [121].

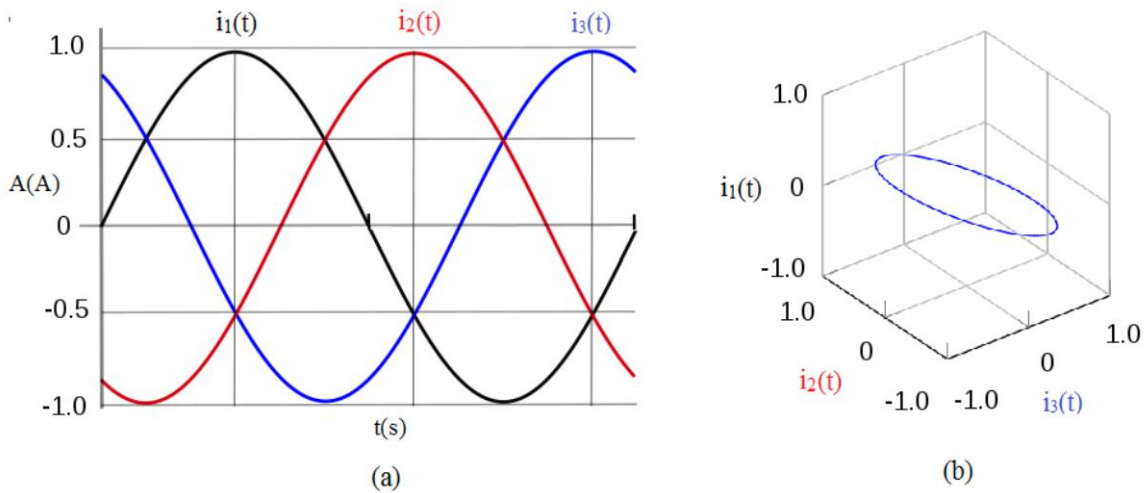


Figure 40 : Les différentes représentations des composantes du courant triphasé (a) en fonction du temps, (b) dans un repère euclidien tridimensionnel.

En se basant sur les équations de Frenet-Serret (44), la trajectoire elliptique du courant électrique triphasé du moteur dans le repère euclidien tridimensionnel est caractérisée par certaines propriétés géométriques relatives à sa forme et à son comportement par rapport au plan osculateur. Dans ce contexte, il est possible d'expliciter les équations de Frenet-Serret (44) en fonction de la courbe du courant $i(t)$ en effectuant un changement de variable basé sur la définition du vecteur tangent [119]. Ainsi, les propriétés géométriques du repère de Frenet-Serret en fonction du courant électrique $i(t)$ s'écrivent comme le montre les équations (46) – (50). Ces équations ne sont évidemment valables que lorsque leurs dénominateurs sont différents de zéro.

$$T(t) = \frac{i'(t)}{\|i'(t)\|} \quad (46)$$

$$N(t) = \frac{T'(t)}{\|T'(t)\|} \quad (47)$$

$$B(t) = \frac{i'(t) \times i''(t)}{\|i'(t) \times i''(t)\|} \quad (48)$$

$$\kappa(t) = \frac{\|i'(t) \times i''(t)\|}{\|i'(t)\|^3} \quad (49)$$

$$\tau(t) = \frac{(i'(t) \times i''(t)) \cdot i'''(t)}{\|i'(t) \times i''(t)\|^2} \quad (50)$$

Avec $i'(t)$, $i''(t)$ et $i'''(t)$ sont respectivement la dérivées première, seconde et tertiaire du courant $i(t)$, « \times » symbolise le produit vectoriel et « \cdot » représente le produit scalaire. À noter que étant donné que le vecteur binormal $B(t)$ est orthogonal aux vecteurs $T(t)$ et $N(t)$ (43), on peut se focaliser uniquement sur ce dernier pour définir le plan osculateur et il est donc possible d'omettre le calcul du vecteur tangent $T(t)$ (46) et du vecteur normal $N(t)$ (47) en tant que propriétés géométriques.

À partir de ces équations, il est possible de considérer $i(t)$ comme le vecteur de position qui définit la position d'un point p à chaque instant t de la trajectoire suivie. Ainsi, la longueur du vecteur de position $\|i(t)\|$ tel que exprimée dans l'équation (51), constitue une propriété géométrique intéressante puisqu'elle fournit une indication sur la dimension de l'ellipse représentant la trajectoire du signal du courant et elle indique donc la quantité du signal. En effet, les valeurs maximales et minimales de $\|i(t)\|$ sont respectivement les longueurs de l'axe semi-majeur vertical et semi-mineur horizontal de l'ellipse qui peuvent être déduites à partir de son évolution temporelle [121].

$$\begin{aligned} \|i(t)\| &= \sqrt{i_1(t)^2 + i_2(t)^2 + i_3(t)^2} \\ &= \sqrt{A_1^2 \sin^2(2\pi f_s t + \varphi_1) + A_2^2 \sin^2(2\pi f_s t + \varphi_2) + A_3^2 \sin^2(2\pi f_s t + \varphi_3)} \end{aligned} \quad (51)$$

Comme montré dans les équations (48), (49) et (50), afin de calculer les propriétés géométriques qui nous intéressent, il est nécessaire de commencer par calculer les dérivées de la courbe du courant $i(t)$. Ainsi, la dérivée première $i'(t)$ appelée vecteur de vitesse (39) s'écrit comme le montre l'équation (52).

$$i'(t) = \begin{bmatrix} i'_1(t) \\ i'_2(t) \\ i'_3(t) \end{bmatrix} = 2\pi f_s \begin{bmatrix} A_1 \cos(2\pi f_s t) \\ A_2 \cos(2\pi f_s t + \frac{2\pi}{3}) \\ A_3 \cos(2\pi f_s t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (52)$$

La dérivée seconde $i''(t)$ du courant est appelée vecteur d'accélération dans ce cas et elle s'exprime comme montré dans l'équation (53).

$$i''(t) = \begin{bmatrix} i''_1(t) \\ i''_2(t) \\ i''_3(t) \end{bmatrix} = -(2\pi f_s)^2 \begin{bmatrix} A_1 \sin(2\pi f_s t) \\ A_2 \sin(2\pi f_s t + \frac{2\pi}{3}) \\ A_3 \sin(2\pi f_s t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (53)$$

Enfin, la dérivée tertiaire $i'''(t)$ du courant est appelée vecteur d'à-coup dans ce cas et elle est exprimée par l'équation (54).

$$i'''(t) = \begin{bmatrix} i'''_1(t) \\ i'''_2(t) \\ i'''_3(t) \end{bmatrix} = -(2\pi f_s)^3 \begin{bmatrix} A_1 \cos(2\pi f_s t) \\ A_2 \cos(2\pi f_s t + \frac{2\pi}{3}) \\ A_3 \cos(2\pi f_s t + \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (54)$$

À partir des calculs précédents, on déduit les quatre propriétés géométriques recherchées. L'expression du vecteur binormal $B(t)$ du courant s'écrit comme montré dans les équations (55), (56) et (57).

$$B(t) = \frac{i'(t) \times i''(t)}{\|i'(t) \times i''(t)\|} \quad (55)$$

$$i'(t) \times i''(t) = (2\pi f_s)^3 \begin{bmatrix} A_2 A_3 \sin(-\frac{2\pi}{3}) \\ A_1 A_3 \sin(\frac{4\pi}{3}) \\ A_1 A_2 \sin(-\frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (56)$$

$$\begin{aligned} \|i'(t) \times i''(t)\| &= \sqrt{\|i'(t) \times i''(t)\|^2} \\ &= \sqrt{(i'(t) \times i''(t)) \cdot (i'(t) \times i''(t))} \\ &= (2\pi f_s)^3 \sqrt{(A_3^2 + A_1^2)A_2^2 \sin^2(-\frac{2\pi}{3}) + (A_1A_3)^2 \sin^2(\frac{4\pi}{3})} \end{aligned} \quad (57)$$

À noter que l'expression du vecteur binormal $B(t)$ exprimée ci-dessus, est indépendante de la variable t démontrant que ce dernier reste constant quand les amplitudes et les phases sont constantes. Ainsi, ce vecteur occupe uniquement un seul plan de l'espace et ne change pas de plans en fonction du temps. Le vecteur binormal $B(t)$ donne une information sur le plan de la trajectoire elliptique.

De même pour l'équation de la courbure $\kappa(t)$ qui est exprimée dans l'équation (58) et cette quantité dépendante du temps. La courbure $\kappa(t)$ permet de donner une indication concernant la forme de la trajectoire elliptique.

$$\kappa(t) = \frac{\|i'(t) \times i''(t)\|}{\|i'(t)\|^3} \quad (49)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{\sqrt{(A_2A_3)^2 \sin^2(-\frac{2\pi}{3}) + (A_1A_3)^2 \sin^2(\frac{4\pi}{3}) + (A_1A_2)^2 \sin^2(-\frac{2\pi}{3})}}{\sqrt{(A_1^2 \cos^2(2\pi f_s t) + A_2^2 \cos^2(2\pi f_s t + \frac{2\pi}{3}) + A_3^2 \cos^2(2\pi f_s t + \frac{4\pi}{3}))^3}} \end{aligned} \quad (58)$$

Finalement, en exprimant la torsion $\tau(t)$ en fonction du courant triphasé comme le montre l'équation (59) on trouve que son numérateur est égal à zéro. Ceci est en adéquation avec l'expression du vecteur binormal vu qu'un signal idéal reste dans le même plan sans se tordre et donc la torsion est nulle. La torsion $\tau(t)$ permet d'indiquer tout changement survenant au niveau du plan osculateur.

$$\tau(t) = \frac{(i'(t) \times i''(t)) \cdot i'''(t)}{\|i'(t) \times i''(t)\|^2} \quad (50)$$

$$(i'(t) \times i''(t)) \cdot i'''(t) = 0 \quad (59)$$

Ainsi, les propriétés géométriques que sont le vecteur binormal $B(t)$, la courbure $\kappa(t)$ et la torsion $\tau(t)$ peuvent servir en tant qu'indicateurs pour la détection des défauts d'engrenages en utilisant le courant électrique triphasé. L'algorithme pour implémenter ces équations ainsi que les indicateurs issus des transformées de Park et de Concordia est présenté dans la section III. On présentera dans la section suivante les indicateurs classiques utilisés dans la bibliothèque d'indicateurs afin de les comparer avec les indicateurs géométriques proposés.

II.3. Indicateurs classiques des défauts

Aux côtés des indicateurs géométriques précédemment présentés, de nombreux indicateurs classiquement utilisés dans la littérature sont détaillés dans cette sous-section. Ces indicateurs ne sont pas forcément dédiés à la détection des défauts d'engrenages puisque certains d'entre eux sont relatifs aux défauts mécaniques du moteur ou encore les défauts électriques. Les indicateurs traités comprennent alors les défauts du réducteur de façon globale comme présenté dans la section II du premier chapitre. Ces indicateurs sont de différentes natures et représentent les signatures de défaut les plus typiquement utilisés dans la littérature comme les indicateurs statistiques et les fréquences caractéristiques des défauts [122].

En effet, ces indicateurs représentent un cadre de référence dans lequel les indicateurs géométriques proposés vont être comparés afin d'évaluer leur pertinence, de démontrer leur capacité de détection et d'établir leur validation en tant qu'indicateurs de défauts d'engrenages. L'objectif est donc d'établir la sensibilité des indicateurs proposés par rapport aux indicateurs classiques plus généraux. En outre, ces différents types d'indicateurs font partie d'une bibliothèque d'indicateurs généralisée qui est conçue dans le but d'étendre son utilisation pour la détection de différents types de défauts ; des défauts mécaniques jusqu'aux défauts électriques.

Le premier indicateur classique est la fréquence caractéristique du défaut d'engrenages f_{de} (28) qui est comme montrée dans l'équation (60).

$$f_{de} = f_s \pm m f_r \quad (60)$$

Avec f_s la fréquence d'alimentation, m un entier tel que $m \in \{2, 3, 4\}$ et f_r la fréquence de rotation de l'arbre contenant le défaut.

La fréquence de désalignement $f_{dés}$ comme montrée dans l'équation (61). Le désalignement survient quand il y a un désaxage entre les arbres au niveau de l'accouplement du train d'engrenages. Dans la plupart des cas, ce défaut prend la forme d'une combinaison d'un désalignement radial (décalage vertical entre les axes des arbres) et d'un désalignement angulaire (décalage de l'arbre d'un angle donné par rapport à un autre arbre), comme montré dans la figure 41. Il a été démontré que ce défaut est visible sur le spectre du courant en tant que bandes latérales autour de la fréquence d'alimentation situées à la fréquence fondamentale de rotation [123].

$$f_{dés} = f_s \pm n f_r \quad (61)$$

Avec n un entier $\in \{1, 2\}$. Ce qui implique dans certains cas une confusion avec f_{de} (60).

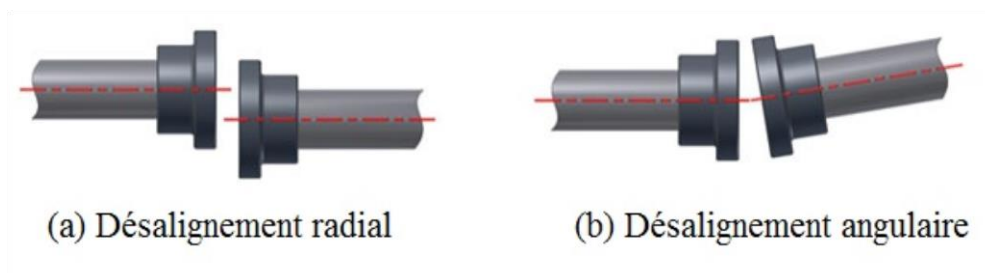


Figure 41 : Défaut de (a) désalignement radial et (b) désalignement angulaire.

Les fréquences caractéristiques du défaut d'excentricité comme exprimées dans les équations (62), (63) et (64). En effet, il est possible que le moteur soit affecté par un décentrage du rotor par rapport au stator pouvant se manifester en tant qu'oscillations importantes de couple. Le phénomène d'excentricité peut être causé par un défaut de charge ou un défaut de roulement ou encore un défaut d'assemblage incorrect des paliers.

Comme montré dans la figure 42, on distingue trois types d'excentricités. L'excentricité statique survient quand le rotor est décalé du centre de l'alésage du stator alors qu'il conserve toujours la rotation autour de son axe. On parle d'excentricité dynamique quand le rotor garde son positionnement au centre de l'alésage tandis qu'il ne tourne plus autour de son axe. Enfin, l'excentricité combinée est un phénomène qui associe l'excentricité statique et dynamique en même temps. Les fréquences caractéristiques spécifiques à ces défauts au niveau du spectre du courant électrique ont été établies dans la littérature [124].

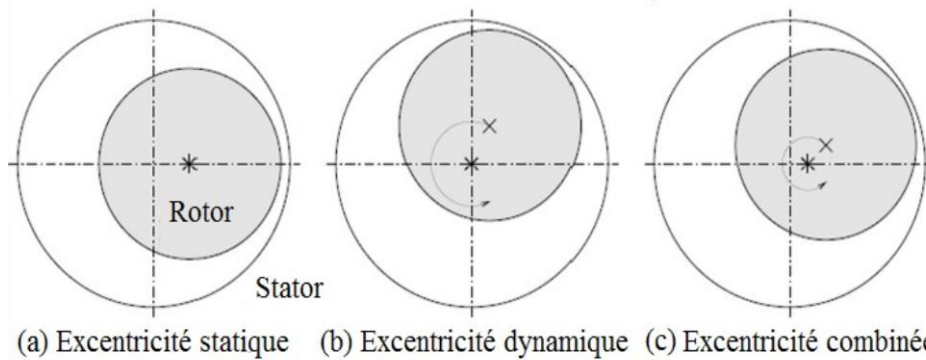


Figure 42 : Défaut d'excentricité (a) statique, (b) dynamique et (c) combinée.

La fréquence caractéristique de l'excentricité statique f_{exs} s'exprime comme montrée dans l'équation (62).

$$f_{exs} = f_s \left[1 \pm \frac{kN_r(1-g)}{p} \right] \quad (62)$$

Avec N_r le nombre de barres du rotor, p le nombre de paires de pôles du moteur, k un entier impair tel que $k \in \{1, 3\}$ et g le glissement du moteur tel que $g = \frac{f_s - f_r}{f_s}$.

La fréquence caractéristique de l'excentricité dynamique f_{exd} est tel que montrée dans l'équation (63).

$$f_{exd} = f_s [1 \pm 2k(1-g)] \quad (63)$$

La fréquence caractéristique de l'excentricité combinée f_{exc} est comme montrée dans l'équation (64).

$$f_{exc} = f_s \left[1 \pm \frac{k(1-g)}{p} \right] \quad (64)$$

La fréquence caractéristique du défaut de rupture de barres du rotor f_{rb} s'écrit tel que exprimée dans l'équation (65). Comme montré dans la figure 43, ce défaut situé au niveau du rotor fait partie des problèmes les plus récurrents au niveau du moteur asynchrone. La dégradation des barres entraîne une réduction notable du couple électromécanique et une augmentation des amplitudes des oscillations de vitesse entraînant ainsi la vibration anormale de la machine. Ce phénomène est cumulatif en fonction du nombre de barres cassées. Il a été démontré que cette défaillance provoque des modifications dans les courants du stator qui induisent des harmoniques caractéristiques au niveau du spectre du courant. Aussi, les amplitudes des raies correspondantes augmentent au fur et à mesure que le nombre de barres cassées augmente [125].

$$f_{rb} = f_s(1 \pm 2g) \tag{65}$$

La fréquence caractéristique de rupture d'anneaux de court-circuit du rotor f_{ra} est comme montrée dans l'équation (66). La rupture d'anneaux ou de portions d'anneaux constitue un défaut fréquent qui est principalement provoqué par les dilatations différentielles entre les barres et les anneaux du rotor. Cette cassure est donc entraînée par une surcharge de couple ou la dégradation des conditions de fonctionnement suite à la température, à la poussière et à l'humidité. Cette défaillance provoque un net déséquilibre dans la répartition des courants qui a été démontrée comme étant visible au niveau du spectre du courant électrique du stator [126].

$$f_{ra} = f_{en} \pm 2nf_s \pm 2gf_s \tag{66}$$

Tel que f_{en} correspond aux fréquences d'encoches comme exprimées dans l'équation (67).

$$f_{en} = f_s \left[\frac{N_r(1-g)}{p} \pm n \right] 2gf_s \tag{67}$$

Avec n un entier tel que $n \in \{1, 2\}$.

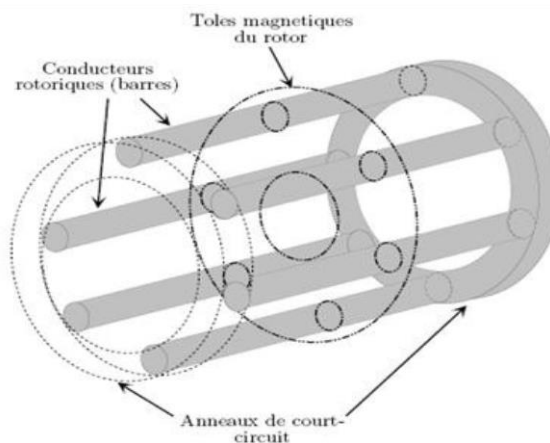


Figure 43 : Schéma des barres et des anneaux de court-circuit du rotor [126].

Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements comme exprimées dans l'équation (68) - (71). Aux côtés des engrenages, les roulements sont parmi les composants les plus sollicités des réducteurs et représentent une source de pannes fréquentes. Dans la plupart des cas, la dégradation se traduit par un écaillage d'une des pistes ou d'un élément roulant, produisant ainsi un choc à chaque passage. Les roulements défectueux génèrent des vibrations de fréquences égales aux vitesses de rotation de chacun de leurs constituants tels que montrés dans la figure 44. Il a été démontré que ces vibrations affectent aussi le courant électrique du stator [123,127].

La fréquence caractéristique f_{BPFO} du défaut de bague externe (BPFO pour Ball Pass Frequency of Outer ring) comme exprimée dans l'équation (68).

$$f_{BPFO} = f_s \pm j \frac{N_b}{2} f_r \left(1 - \frac{DB}{DP} \cos \beta\right) \quad (68)$$

Avec j est un entier tel que $j \in \{1, 2, 3\}$, N_b est le nombre de billes du roulement, DB est le diamètre des billes, DP est le diamètre primitif du roulement (diamètre de la cage) et β est l'angle de contact entre les billes et la cage du roulement.

La fréquence caractéristique f_{BPFI} du défaut de bague interne (BPFI pour Ball Pass Frequency of Inner ring) comme montrée dans l'équation (69).

$$f_{BPFI} = f_s \pm j \frac{N_b}{2} f_r \left(1 + \frac{DB}{DP} \cos \beta\right) \quad (69)$$

La fréquence caractéristique du défaut de billes f_b est exprimée dans l'équation (70).

$$f_b = f_s \pm j \frac{DP}{DB} f_r \left(1 - \left[\frac{DB \cos \beta}{DP}\right]^2\right) \quad (70)$$

La fréquence caractéristique du défaut de cage f_c est montrée dans l'équation (71).

$$f_c = f_s \pm \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{DB \cos \beta}{DP}\right) \quad (71)$$

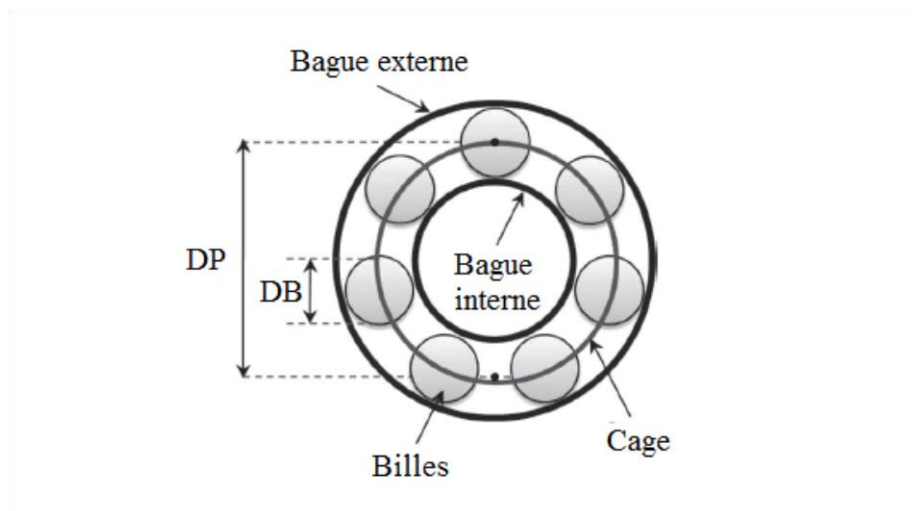


Figure 44 : Constituants et dimensions du roulement.

Le paramètre de dispersion du nuage de points du courant ζ_{jl} comme montré dans l'équation (72). Il s'agit d'un indicateur statistique qui a été établi comme étant relativement sensible aux défauts au niveau de la charge comme les défauts d'engrenages [126].

$$\zeta_{jl} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{ji} - \mu)(x_{li} - \mu)}{N}} \quad (72)$$

Avec j et l sont des entiers, tel que $j, l \in \{1, 2, 3\}$ et $j \neq l$, qui sont relatifs à chaque phase du courant électrique, x est le signal du courant pour chaque itération i , μ est la moyenne du signal et N le nombre de données du signal.

La puissance active P , la puissance réactive Q et la puissance apparente S qui sont déduites de (36) comme montrées dans les équations (73), (74) et (75).

$$P = V_{\alpha} I_{\alpha} + V_{\beta} I_{\beta} \quad (73)$$

$$Q = V_{\beta} I_{\alpha} - V_{\alpha} I_{\beta} \quad (74)$$

$$S = \sqrt{P^2 + Q^2} \quad (75)$$

Les puissances actives et réactives calculées sont normalisées par rapport à la valeur moyenne quadratique pondérée (RMS) de la puissance apparente S et sont notées P' et Q' . Ainsi, les valeurs moyennes calculées de P' et Q' sont notées m_p et m_q tel que exprimées dans les équations (76) et (77). Il a été prouvé que ces indicateurs étaient sensibles à un large éventail de défauts [123].

$$m_p = \frac{1}{N_p} \sum_{v=1}^{N_p} P'(v) \quad (76)$$

$$m_q = \frac{1}{N_q} \sum_{v=1}^{N_q} Q'(v) \quad (77)$$

Le facteur de puissance $\cos\varphi$ déduit de (73) et (75) exprimé dans l'équation (78) et qui est un indicateur sensible aux défauts électriques du moteur [126, 128].

$$\cos\varphi = \frac{P}{S} \quad (78)$$

Les composantes symétriques directes des courants \underline{I}_p et des tensions \underline{V}_p sont comme montrées dans l'équation (79). Elles sont basées sur la transformée de Fortescue qui consiste à substituer un système triphasé déséquilibré par un système de grandeurs génératrices symétriques. Il s'agit d'un indicateur de défauts électriques comme le déséquilibre d'alimentation et le défaut de court-circuit [129].

$$\underline{I}_p = \frac{1}{3} (i_1 + \underline{a} i_2 + \underline{a}^2 i_3) \quad (79)$$

$$\underline{V}_p = \frac{1}{3} (v_1 + \underline{a} v_2 + \underline{a}^2 v_3)$$

Avec $\underline{a} = e^{i(2\pi/3)}$ est l'opérateur de Fortescue et i est le nombre imaginaire complexe.

De plus, de nombreuses amplitudes liées aux harmoniques impairs de la fréquence d'alimentation sont intéressantes à surveiller et sont incluses dans la bibliothèque. Ces fréquences vont de la troisième harmonique $3f_s$ jusqu'à la vingt-neuvième harmonique $29f_s$.

Tous les indicateurs présentés dans cette section sont estimés, sélectionnés, extraits et classifiés par l'algorithme proposé dans ce travail tel que détaillé dans la section suivante.

III. Algorithme d'estimation

Dans le cadre de la détection des défauts d'engrenages en utilisant le courant électrique dans lequel s'inscrit ce travail, les indicateurs géométriques (issus des transformées de Park et Concordia ainsi que des équations de Frenet-Serret) et les indicateurs classiques de défaut présentés dans la section précédente sont implémentés et estimés. Cet algorithme d'estimation a été obtenu à travers une approche modulaire qui repose sur l'implémentation séquentielle des différents processus qui le constituent. Les opérations requises pour l'implémentation de cet algorithme ont été progressivement introduites afin d'assurer le traitement des signaux ainsi que l'estimation des indicateurs utilisés et ce en accord avec la méthodologie de diagnostic utilisée dans la littérature. L'algorithme mis en œuvre pour le traitement des signaux électriques à mesurer, l'estimation des indicateurs en tant que paramètres, leur sélection, leur extraction et leur classification pour la détection des défauts est comme montré dans la figure 45. Dans cette section, il s'agit de détailler chaque étape constituant cet algorithme.

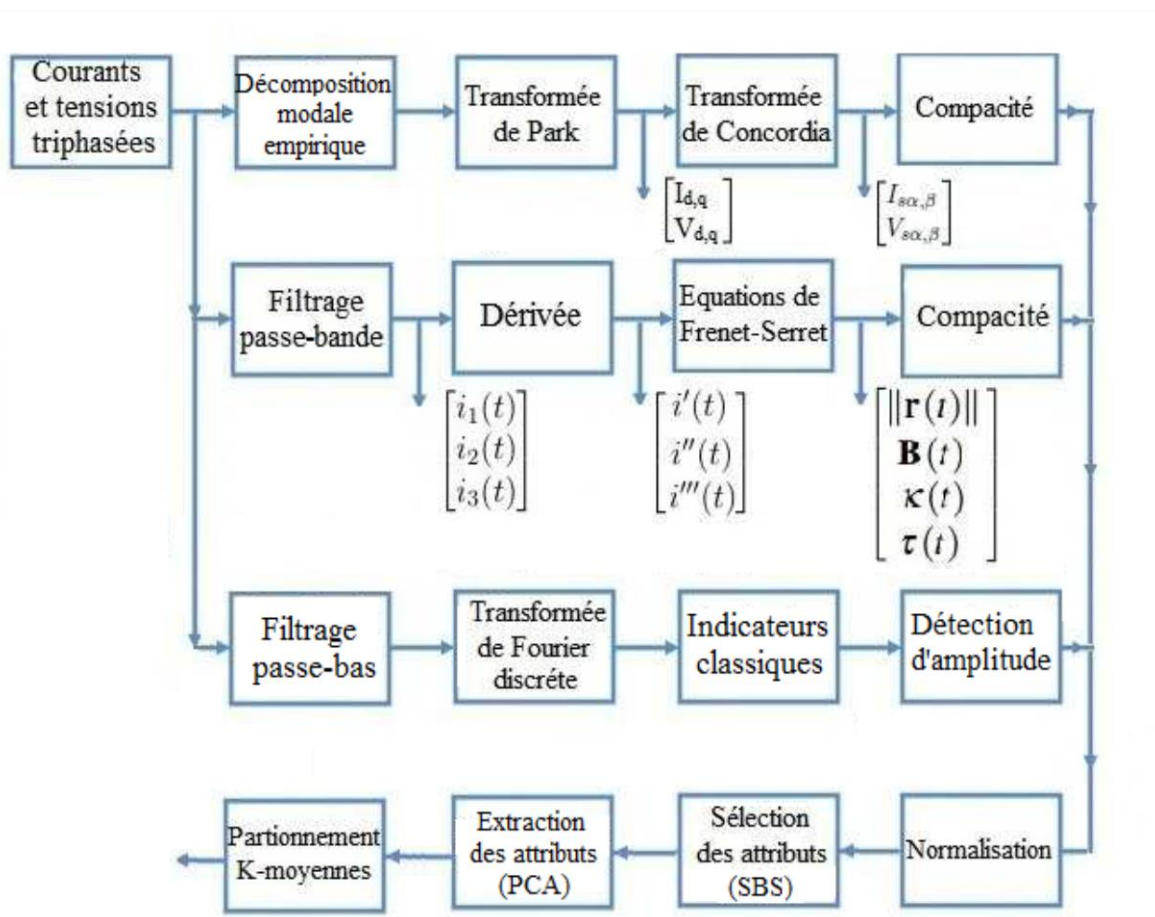


Figure 45 : Schéma bloc de l'algorithme d'estimation.

La première étape de l'algorithme d'estimation repose sur l'acquisition des courants et tensions électriques triphasées sur lesquels se base ce travail. Le protocole expérimental associé à cette étape ainsi que la configuration des bancs de test utilisés sont détaillés dans le chapitre suivant.

Les transformées de Park (29) et de Concordia (31) sont appliquées aux signaux acquis après leur traitement en utilisant la décomposition modale empirique (EMD pour Empirical Mode Decomposition). Cette étape représente un processus de filtrage important afin d'obtenir des motifs de Park et de Concordia pertinents à partir des signaux électriques relativement pollués par les harmoniques de la fréquence d'alimentation.

La décomposition modale empirique a été proposée en tant que partie fondamentale de la transforme de Hilbert-Huang aux côtés de l'analyse spectrale de Hilbert et elle représente une des techniques de traitement de signal les plus puissantes [130]. En effet, contrairement à la transformée de Fourier ou l'analyse en ondelettes telles que présentées dans le chapitre précédent, la décomposition modale empirique subdivise tout signal oscillant en plusieurs fonctions à mode intrinsèque (IMF pour Intrinsic Mode Function). Ces fonctions ne sont pas analytiquement fixes mais elles sont en revanche déduites de façon localement adaptative à partir des données quand elles respectent certains prérequis.

Une IMF représente une fonction qui satisfait trois conditions principales. D'abord, son nombre d'extrema doit être supérieur au moins de un ou égal à son nombre de changement de signe (zero-crossing). Ensuite, la valeur moyenne de ses enveloppes définies par les minima et les maxima locaux doit être nulle. Enfin, le signal doit comprendre au moins deux extrema. La fonction IMF constitue donc un mode oscillatoire simple intégré dans un signal donné et la décomposition de l'EMD permet alors de l'extraire. Cette décomposition génère un nombre fini de modes IMF qui sont presque orthogonaux les uns aux autres [131].

Ainsi, pour un signal discret $x(t)$ la décomposition modale empirique peut être représentée par l'équation (80).

$$x(t) = \sum_{j=1}^J I_j + r_J \quad (80)$$

Avec I_j est une collection de j modes IMF du signal tel que j est un entier allant de 1 jusqu'à J et r_J est la tendance résiduelle qui représente une composante polynômiale d'ordre inférieur.

Les IMF résultantes regroupent différentes bandes fréquentielles partant des hautes fréquences jusqu'aux basses fréquences tel que chaque composante successive contient des oscillations plus lentes que la composante précédente. La méthode de décomposition est basée sur le calcul de la valeur moyenne des enveloppes minimales et maximales afin d'obtenir les IMF et les résidus associés.

L'algorithme de l'EMD se présente comme montré en annexe et comme schématisé dans la figure 46.

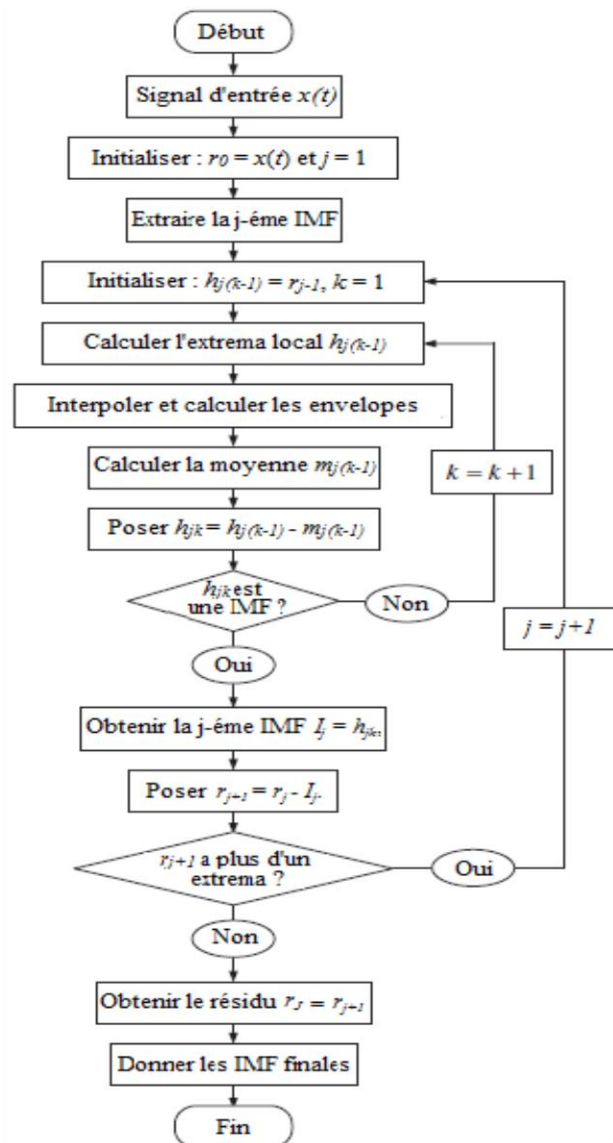


Figure 46 : Diagramme de flux de l'algorithme de l'EMD.

Concrètement, la décomposition de l'EMD appliquée à un signal donné se présente comme montré dans la figure 47. Étant donné que la première IMF extraite lors de la décomposition oscille le plus rapidement, il s'agit de celle comportant principalement les composantes hautes fréquences intrusives qui polluent le signal du courant. La première IMF est donc retranchée du signal original et le signal résultant est donc reconstruit avec le reste des IMF filtrées. Ainsi, l'EMD représente un outil multi-résolution efficace afin de réduire le bruit haute fréquence introduit par l'alimentation des signaux électriques étudiés et assure l'estimation convenable des motifs géométriques des transformées de Park et de Concordia.

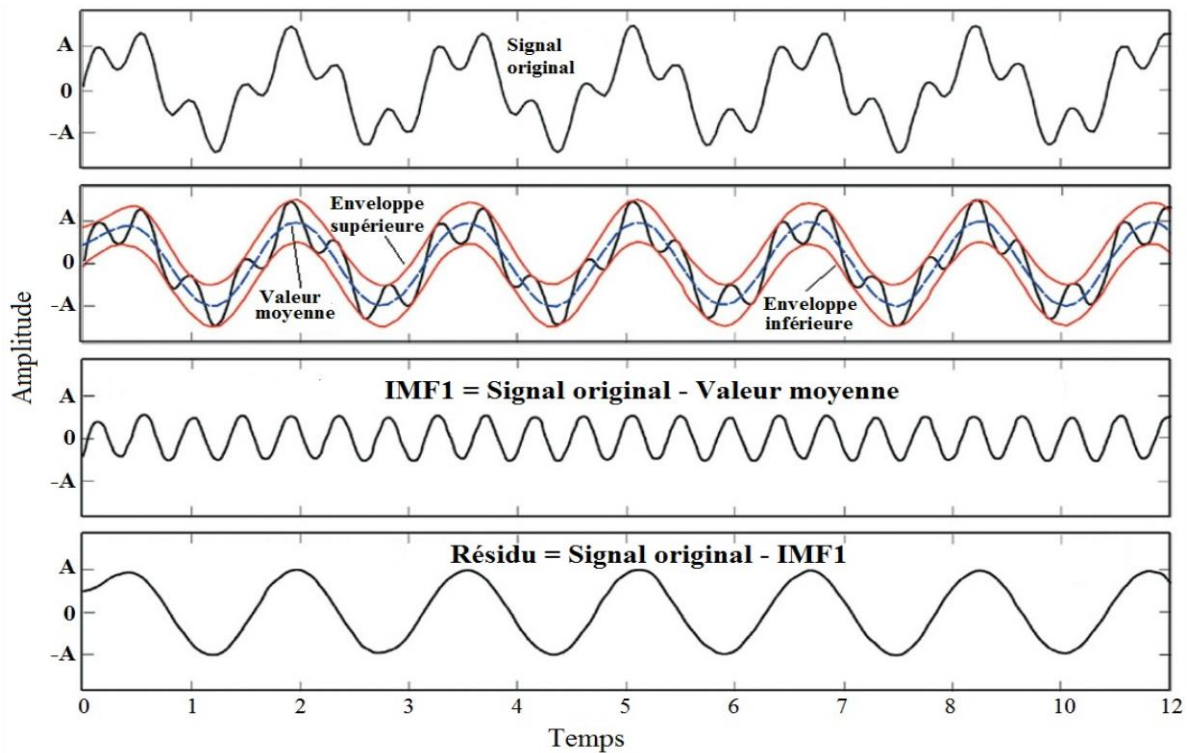


Figure 47 : Principe de la décomposition de l'EMD appliquée à un signal.

Suite à la décomposition modale empirique des signaux électriques, les courbes des motifs géométriques obtenus dans la phase d'estimation des transformées de Park et de Concordia doivent être exprimées en tant que valeurs numériques afin d'établir leur comparaison avec le reste des indicateurs qui sont de nature numérique. Ainsi, afin de convertir les indicateurs géométriques sous la forme de valeurs numériques qui reflètent leurs informations et traduisent l'état du système, on se propose de calculer la compacité de la répartition de leurs motifs respectifs comme exprimée dans l'équation (81). Cette grandeur est dépendante de l'état du système et elle évalue à quel point la distribution du nuage de point de la courbe associée est compact [126].

$$\text{Compacité} = \sum_{j=0}^N (x_j - \mu) \cdot (x_j - \mu) \quad (81)$$

Avec x_j est un point de données pour chaque échantillon j du signal, μ est la valeur moyenne du signal et N est le nombre total d'échantillons du signal.

Pour l'estimation des équations de Frenet-Serret, il est important de filtrer le signal du courant électrique autour de la fréquence de défaut concerné afin de réduire les composantes bruyantes et obtenir des formes d'ondes sinusoïdales relativement propres. En effet, comme montré dans la section précédente, le principe des propriétés de Frenet-Serret repose sur le fait que la trajectoire tridimensionnelle du courant triphasé doit ressembler le plus possible à une forme elliptique. Le filtrage passe-bande permet alors d'assurer ce prérequis.

Le filtre utilisé est un filtre passe-bande à phase linéaire et à réponse impulsionnelle finie RIF centré autour de la fréquence de défaut f_{de} . Ce genre de filtre est pratique à implémenter et possède l'avantage de ne pas être soumis aux effets de distorsion de phase [132]. Les fréquences de coupure du filtre sont définies autour d'une bande passante réduite et choisie de façon à ce que la trajectoire tridimensionnelle du courant soit une ellipse relativement nette.

Ensuite, en se basant sur les définitions des propriétés de Frenet-Serret (48) - (51), une étape de différentiation est requise afin d'établir les dérivées temporelles pour le calcul des indicateurs associés. Pour cette étape, un filtre de lissage et de différentiation a été utilisé. Ce filtre est considéré comme étant un filtre différentiel (différentiateur digital) passe-bas à ordre élevé qui est conçu dans le but d'assurer la dérivée temporelle. Ce filtre dispose aussi d'un processus de lissage qui réduit l'altération d'amplitude et le bruit haute fréquence introduit par l'opération de différentiation. Le retard et le déphasage induit par cette opération est ensuite compensé en enlevant des échantillons [133]. Comparé à un filtre de différentiation de Savitzky-Golay classiquement utilisé pour assurer cette opération et qui se base sur la régression polynomiale, le filtre utilisé offre un signal avec un meilleur rapport signal sur bruit mais possède un temps de calcul légèrement plus important. De plus, les coefficients du filtre utilisé sont tous des entiers (unités simples) mis à part un facteur d'échelle entier, ce qui s'avère pratique dans certaines applications [134].

Ainsi, les signaux électriques traités sont ensuite utilisés pour l'estimation des propriétés de Frenet-Serret en se basant sur la définition de leurs équations. Leur estimation a été validée en utilisant un signal synthétique à trois composantes qui a été simulé en y incorporant du bruit Gaussien, émulant ainsi le courant électrique triphasé et les résultats obtenus correspondent aux valeurs théoriques montrées dans la section précédente. Finalement, de la même manière que les motifs géométriques de Park et Concordia, les compacités des motifs des indicateurs géométriques de Frenet-Serret sont respectivement calculées.

Pour les indicateurs classiques de défaut, les signaux de courant et de tension acquis sont filtrés en utilisant un filtre passe-bas. Ce filtre admet une fréquence de coupure $f_c = 1$ KHZ définie au-delà des harmoniques de la fréquence d'alimentation intrusives afin d'éliminer le bruit des composantes hautes fréquences. Ensuite, la transformée de Fourier discrète combinée à une fenêtre de pondération de Hanning est effectuée sur les signaux électriques filtrés afin de passer dans le domaine spectral. Suite à cela, les indicateurs classiques présentés dans la section précédente sont calculés en se basant sur leur définition théorique. Enfin, l'algorithme procède à la recherche et à l'extraction des amplitudes correspondantes aux fréquences caractéristiques implémentées donnant ainsi les indicateurs classiques des défauts qui seront utilisés pour la comparaison avec les indicateurs géométriques.

Les trois groupes d'indicateurs estimés passent ensuite par l'étape de normalisation. Ainsi, tous les indicateurs estimés sont regroupés dans une matrice de données et ils sont normalisés par rapport à l'amplitude de la fréquence fondamentale de l'alimentation f_s . En effet, les indicateurs étant d'échelles différentes, il est nécessaire de les normaliser afin d'établir une échelle commune de paramètres pour permettre leur sélection et leur comparaison.

Après la normalisation, il s'agit d'effectuer les opérations de sélection des paramètres suivie de l'étape de l'extraction de ces paramètres. Le but de ces deux étapes est de dégager les indicateurs les plus pertinents dans l'optique d'établir une classification paramétrique convenable. En effet, l'intérêt de la sélection et l'extraction des attributs est de ne laisser directement qu'un sous-ensemble précis de paramètres jugés comme étant les plus discriminants. Ces deux opérations sont importantes car elles diminuent nettement l'erreur de généralisation du modèle (et la variance par extension) en enlevant les attributs non-pertinents et améliorent l'efficacité du calcul en réduisant le nombre d'opérations à effectuer. De plus, elles permettent d'éviter le phénomène du 'fléau de la dimension' qui rend les données éparses lorsque leur dimension est importante et fausse alors les résultats [135].

Il existe une nette distinction entre le processus de sélection des paramètres et celui de l'extraction des paramètres. En effet, comme montré dans la figure 48, la sélection des paramètres retourne un sous-ensemble $\{x_{i_1}, \dots, x_{i_m}\}$ de m données appartenant à l'ensemble d'origine $\{x_1, \dots, x_N\}$ de N données, tandis que l'extraction des paramètres crée de nouveaux paramètres $\{y_1, \dots, y_m\}$ qui représentent une fonction des données initiales de l'ensemble $\{x_1, \dots, x_N\}$. Ainsi, dans notre cas, les deux approches ont été combinées en se basant sur l'algorithme de sélection séquentielle rétrograde (SBS pour Sequential Backward Selection) pour la sélection des indicateurs et l'algorithme d'analyse en composantes principales (PCA pour Principal Component Analysis) pour assurer leur extraction.

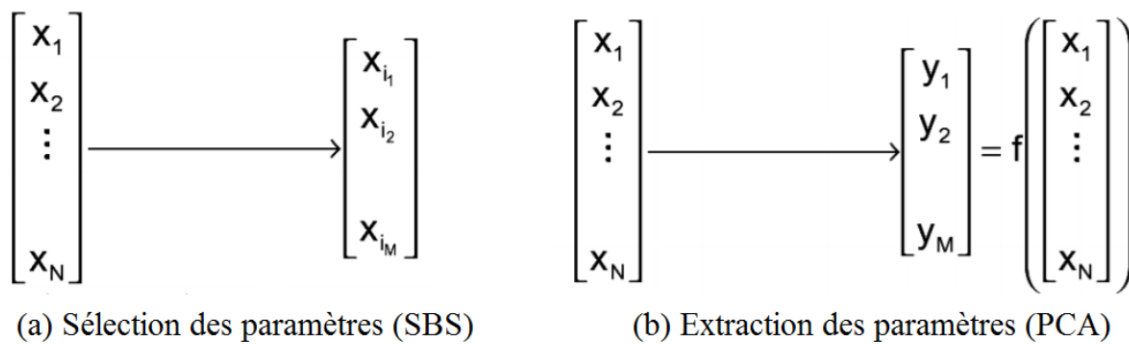


Figure 48 : Différence entre (a) la sélection des paramètres du SBS et (b) l'extraction des paramètres de la PCA.

L'algorithme de sélection séquentielle rétrograde fait partie d'un ensemble d'algorithmes gloutons basés sur le principe d'effectuer un choix optimal local étape par étape. L'algorithme SBS est utilisé pour réduire un espace d'attributs initial de dimensionnalité d à un sous-espace de dimensionnalité s tel que $s < d$. Cet algorithme calcule d'abord la fonction critère J , appelée fonction de qualité, de tous les paramètres de d . La fonction J indique la qualité de la sélection en se basant sur la pertinence des paramètres inclus. Elle est définie comme étant la dispersion des points des paramètres divisée par leur compacité (81) tel que exprimée dans les équations (82) et (83) [136].

$$J = \frac{Dispersion}{Compacité} \tag{82}$$

$$Dispersion = \sum_{j=0}^N (\mu - g_j) \cdot (\mu - g_j) \tag{83}$$

Avec $g_j = \sum_{j=0}^N \frac{\mu_j}{N}$, μ_j est la valeur moyenne des paramètres et N est le nombre de paramètres.

Ainsi, chaque paramètre est éliminé un à la fois, la fonction de qualité J est calculée pour tous les sous-ensembles avec $d-1$ paramètres et le paramètre le moins pertinent est écarté. Ensuite, chaque paramètre faisant partie du sous-ensemble $d-1$ restant est éliminé à chaque fois et le paramètre le moins pertinent est rejeté pour former un sous-ensemble de $d-2$ paramètres. Cette procédure continue jusqu'à ce qu'il ne reste qu'un nombre prédéfini de paramètres à sélectionner [137]. Dans notre cas, le nombre de paramètres choisis est de cinq indicateurs.

L'algorithme du processus de sélection du SBS se présente comme suit et comme schématisé dans la figure 49.

- (1) Poser $d = \{d_1, \dots, d_n\}$.
- (2) Pour i décroissant de n jusqu'à s tel que $s < n$,
 - (a) Prendre un élément de l'ensemble d et calculer la fonction de qualité J pour le reste du sous-ensemble de cardinalité $i-1$ ($d-1$ paramètres restants).
 - (b) Retourner l'élément dans l'ensemble d .
 - (c) Répéter les étapes (a) et (b) pour tous les éléments de d .
 - (d) Remplacer d par un nouvel sous-ensemble de cardinalité $i-1$ possédant la meilleure fonction de qualité J (l'erreur la plus basse).
 - (e) Enregistrer le nouvel sous-ensemble s et sa valeur respective $J(s)$ trouvés à l'itération i .
- (3) Affecter $i = i-1$ jusqu'à atteindre s ,
- (4) Sélectionner et retourner le sous-ensemble enregistré ayant la meilleure fonction de qualité J .

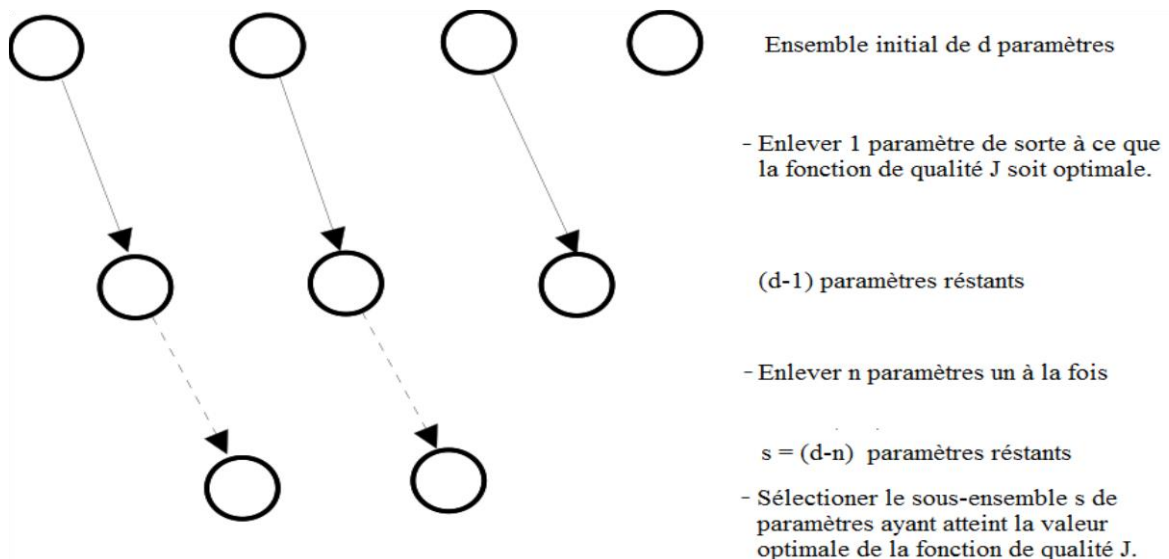


Figure 49 : Processus de sélection des paramètres de l'algorithme SBS.

Suite à la sélection des cinq indicateurs les plus pertinents lors du processus sélectif du SBS, l'algorithme de l'analyse en composantes principales est appliqué sur ces paramètres. En effet, afin de permettre la représentation tridimensionnelle des données pour l'étape de la classification, la PCA

est appliquée dans le but de réduire la dimensionnalité des paramètres sélectionnés à une dimensionnalité de trois indicateurs. L'analyse en composantes principales représente une procédure statistique multivariée basée sur la transformation orthogonale afin de convertir un ensemble d'observations de variables possiblement corrélés en un ensemble plus réduit de variables linéairement décorrés appelées composantes principales. Le but de la PCA est la réduction de la dimensionnalité des attributs étudiés en les remplaçant par des variables images qui résument leur information. Les variables issues de la PCA ne possèdent donc pas de signification ou d'interprétation physique [138].

L'algorithme de l'analyse en composantes principales se présente comme montré en annexe, comme le schématise la figure 50 et plus concrètement présenté dans la figure 51.

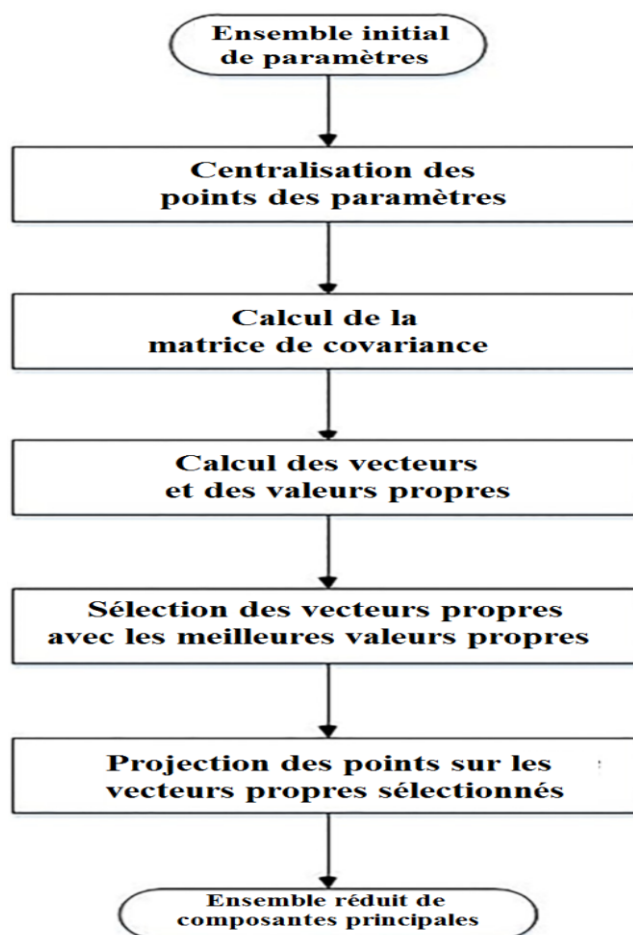


Figure 50 : Diagramme flux de l'algorithme de l'analyse en composante principale.

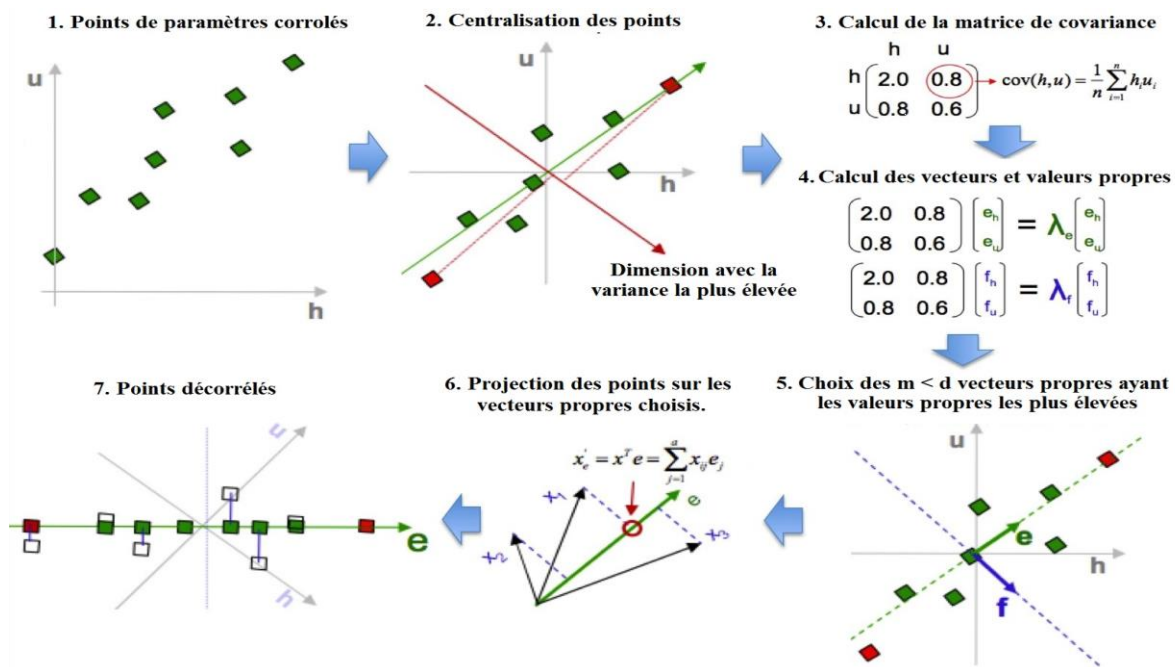


Figure 51 : Principe de l'analyse en composantes principales.

Les trois indicateurs précédemment sélectionnés à partir des algorithmes SBS et PCA sont ensuite classifiés en utilisant l'algorithme de partitionnement K-moyennes (K-means clustering) basé sur la distance euclidienne. Comme montré dans le chapitre I, K-moyennes représente un algorithme de classification non-supervisé conçu pour la résolution des problèmes de groupement sans connaissance a priori. En se basant sur l'optimisation combinatoire via la minimisation d'une fonction objective, il effectue un processus d'ajustement alterné afin de former un nombre spécifique de groupes de données, appelés classes ou clusters [139].

L'algorithme K-moyennes repose sur le principe de définir au départ un ensemble de K centroïdes pour chaque classe en se basant sur une distance prédéfinie entre un point de donnée et un centroïde. L'étape suivante consiste à prendre chaque point appartenant à un ensemble donné et l'affecter au centroïde le plus proche. Quand il ne reste plus aucun point, un groupement préliminaire est finalisé. L'algorithme recalcule ensuite les K nouveaux centroïdes en tant que centres des groupes résultants et une nouvelle affectation est réalisée entre le même ensemble de points et le nouveau centroïde le plus proche. Cette boucle continue pour un certain nombre d'itérations et modifie progressivement l'emplacement des K centroïdes jusqu'à ce que l'algorithme minimise une fonction objective et que plus aucune modification n'est effectuée. Dans notre cas, la fonction objective consiste en une fonction d'erreur quadratique.

Ainsi, dans le cadre du diagnostic des engrenages, l'étape de classification K-moyennes permet de classifier les indicateurs estimés et sélectionnés à travers l'algorithme d'estimation proposé en deux classes de fonctionnement distinctes. La première classe représente les données des engrenages à l'état sain et la deuxième classe fait référence aux données de l'état défaillant des engrenages.

L'algorithme K-moyenne s'énonce comme montré en annexe, comme schématisé dans la figure 52 et présenté de façon plus concrète dans la figure 53.

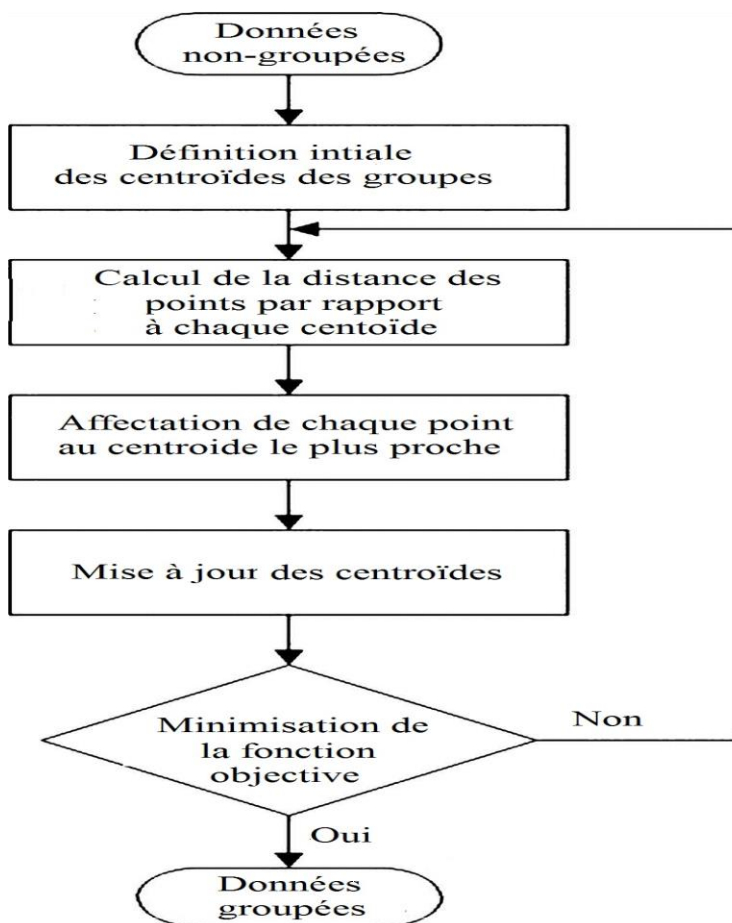


Figure 52 : Diagramme flux de l'algorithme K-moyennes.

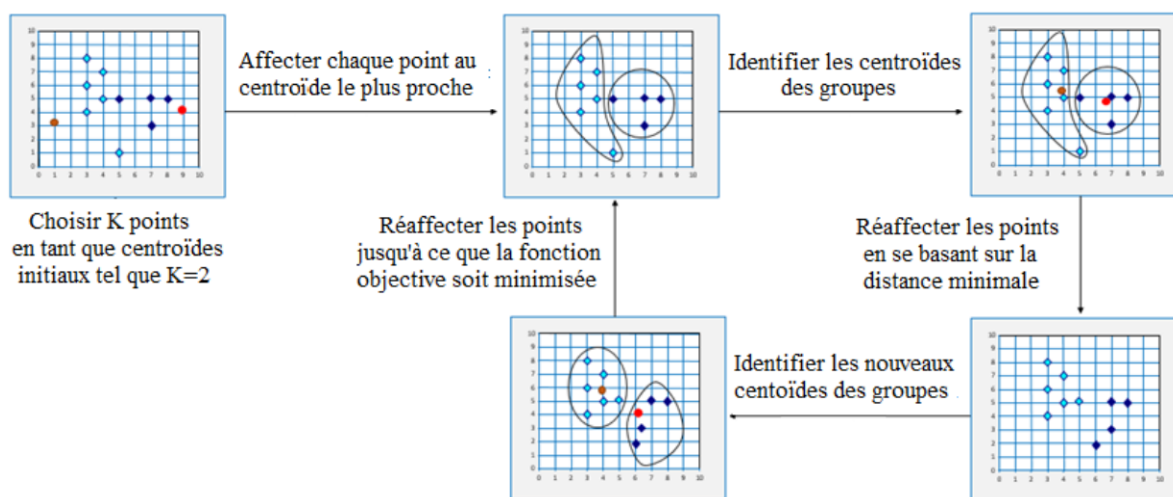


Figure 53 : Principe de l'algorithme K-moyennes.

IV.Synthèse

Au cours de ce troisième chapitre, on a présenté dans les détails l'approche proposée dans ce travail et les différents outils utilisés dans le cadre du diagnostic des engrenages à partir des courants électriques triphasés des moteurs. Ce chapitre s'est donc centré autour de la présentation des indicateurs de défaut proposés d'une part et de l'algorithme d'estimation, de sélection et de classification de ces indicateurs de l'autre part.

Ainsi, la première section de ce chapitre s'est articulée autour de la mise en revue des indicateurs de défaut utilisés dans ce travail. Les indicateurs de défaut mis en œuvre regroupent deux familles distinctes d'indicateurs. La première famille représente les nouveaux indicateurs géométriques proposés dans le cadre de la détection des défauts d'engrenages à partir des courants triphasés. Ce sont des indicateurs qui exploitent l'information contenue dans les motifs des courbes des signaux étudiés. Ces indicateurs sont les transformées de Park et de Concordia qui reposent sur la représentation bidimensionnelle du courant triphasé ainsi que les indicateurs issus des propriétés géométriques de Frenet-Serret qui se basent sur sa représentation tridimensionnelle.

La deuxième famille d'indicateurs implémentée dans ce travail représente les indicateurs classiques les plus utilisés dans le domaine de l'industrie et de la recherche. Ces indicateurs regroupent divers fréquences caractéristiques et harmoniques intéressantes pour la détection d'une large panoplie de défauts. L'objectif derrière la mise en place de ces indicateurs est la construction d'une bibliothèque d'indicateurs à application généralisée. Ces indicateurs font surtout office de cadre de référence avec lequel les indicateurs géométriques proposés vont être comparés dans l'algorithme afin de valider leur pertinence pour le diagnostic.

Enfin, la deuxième section de ce chapitre traite de façon détaillée de l'algorithme d'estimation qui a été implémenté et sur lequel repose ce travail pour permettre le diagnostic des défauts à partir des courants triphasés. Il a donc été question de présenter les différentes étapes majeures qui constituent l'algorithme proposé. Ainsi, on a présenté les diverses techniques de traitement de signal utilisées comme la décomposition modale empirique (EMD) et les filtres mis en place. Aussi, on a détaillé les algorithmes construits pour l'estimation, la sélection des paramètres (algorithme de sélection séquentielle rétrograde SBS), l'extraction des paramètres (algorithme de l'analyse en composante principale PCA) et la classification des indicateurs (algorithme). Ceci permet finalement d'aboutir à un ensemble d'indicateurs pertinents qui assurent la distinction entre l'état sain et l'état défaillant des engrenages à partir du courant électrique du moteur triphasé.

Le chapitre suivant s'oriente vers l'application expérimentale de l'algorithme ainsi établi. Il regroupe alors la présentation des protocoles expérimentaux établis au niveau des bancs d'essai utilisés ainsi que la présentation des différents résultats expérimentaux de l'algorithme proposé.



**Applications
expérimentales**

I. Introduction

Dans le cadre du diagnostic des engrenages à partir des courants électriques triphasés du moteur, on a défini dans le chapitre précédent les indicateurs utilisés dans ce travail. Comme vu dans le chapitre précédent, la bibliothèque d'indicateurs implémentée regroupe les indicateurs géométriques proposés ainsi que les indicateurs classiques de défaut qui sont appliqués dans ce contexte.

Comme présenté précédemment, cette panoplie d'indicateurs est intégrée dans un algorithme regroupant plusieurs opérations (l'acquisition et le traitement des signaux ainsi que l'estimation, la normalisation, la sélection, l'extraction et la classification des indicateurs) dans le but de mettre en œuvre le diagnostic des engrenages à travers la distinction entre l'état sain et le fonctionnement défaillant. Dans ce chapitre, il est question de procéder à l'application de l'algorithme proposé dans un contexte expérimental concret afin de valider ses capacités de diagnostic en situation réelle.

L'application qui est détaillée dans ce chapitre a été réalisée sur deux cas applicatifs distincts ayant chacun des configurations différentes et des types de défauts différents. La première application de cet algorithme s'est effectuée à partir des données du banc de test GOTIX (GIPSA-lab) comprenant un défaut d'usure naturelle des engrenages qui est apparu au bout de nombreuses heures de fonctionnement sans initialisation artificielle de la défaillance.

La deuxième application qui constitue la validation de la méthode implémentée s'est déroulée au niveau du banc de test du CUR (Centre Universitaire Roannais). Cette application regroupe différents types de défauts initialisés artificiellement : défaut d'écaillage des engrenages, défaut de rupture de dent d'engrenages ainsi que des défauts de bagues internes et externes de roulements. Ces défauts sont alors étudiés séparément ainsi que de façon combinée afin d'établir la validation de l'approche proposée en termes de distinction entre les différentes natures de défauts rencontrés.

Ainsi, ce dernier chapitre regroupe les différents résultats expérimentaux relatifs à l'application et aux validations réalisées dans le cadre de ce travail. La première section de ce chapitre porte sur l'étude du banc de test GOTIX notamment en détaillant la configuration et le protocole expérimentaux utilisés ainsi que la présentation et la discussion des résultats obtenus à plusieurs niveaux. Enfin, la deuxième section concerne la validation expérimentale effectuée sur le banc de test du CUR ainsi que la présentation du protocole expérimental et la discussion des résultats associés.

II. Application expérimentale : Banc de test GOTIX

II.1. Configuration et protocoles expérimentaux

L'acquisition des signaux électriques triphasés utilisés dans cette étude a été réalisée au niveau du banc de test GOTIX¹ comme montré dans la figure 54. Le banc GOTIX représente un banc de simulation dédié à la caractérisation des défauts d'engrenages dans les systèmes mécaniques à entraînement électrique. Ce banc de test est entraîné par un moteur asynchrone triphasé Leroy-Somer P280 S-8 à quatre paires de pôles et comprenant un glissement $g_l = 0.3\%$. Le moteur est doté d'une puissance nominale de 45 KW, d'une fréquence d'alimentation de 50 Hz, d'une vitesse de rotation nominale de 1540 tr/min, d'une tension d'alimentation de 380 V ainsi que d'un courant d'alimentation nominal de 119.5 A. Aussi, le banc de test comprend un dispositif de freinage constitué d'un générateur à courant continu Leroy-Somer de 45.3 KW de puissance nominale qui est commandé par un onduleur Leroy-Somer DMV 2342.

Dans notre application, le moteur asynchrone tourne à une vitesse de rotation nominale de 735 tr/min et entraîne deux arbres accordés par un train d'engrenages à un étage avec un nombre de dents en entrée $N_{r1} = 57$ et $N_{r2} = 15$ en sortie. Le pignon avec N_{r1} dents admet un diamètre extérieur de 44.5 mm et la roue avec N_{r2} dents possède un diamètre extérieur de 145.5 mm. Les termes « pignon » et « roue » sont inversés du fait que l'ensemble travaille en multiplicateur. Le train d'engrenages possède un rapport de multiplication r_l tel que $r_l = 3.8$ et il est composé de dentures droites à axe parallèle en acier cémenté. L'alimentation électrique du moteur est un onduleur Altivar 66 avec une fréquence de synchronisme $f_{s1} = 32$ Hz. Ainsi, la vitesse de rotation est de $f_{r1} = 470$ tr/min avec un couple de 200 Nm et le niveau de charge est donc approximativement de 20%. Cependant, vu que l'expérimentation se déroule sur une période de temps importante, d'autres niveaux de charges ne sont pas disponibles pour le moment.

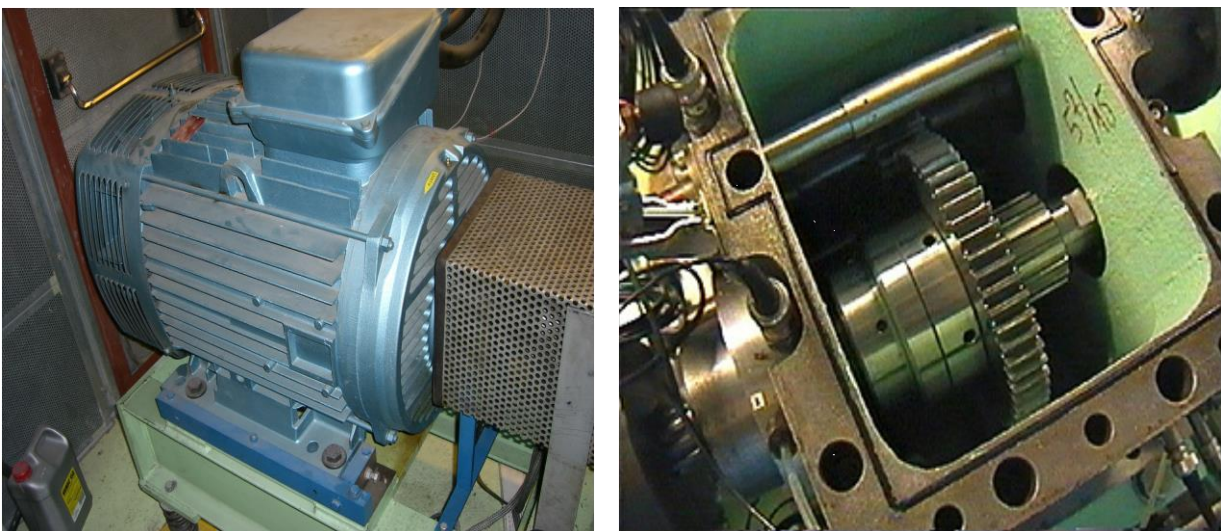


Figure 54 : Moteur asynchrone triphasé et défaut d'engrenages du banc de test GOTIX¹.

Comme montré dans la figure 55, les signaux de courant électrique triphasée sont mesurés en utilisant trois pinces ampérométriques SC 1C 300A/1V avec une largeur de bande de 10 KHz et l'acquisition des tensions électriques a été effectué via des sondes différentielles DP25 dotées d'une

largeur de bande de 15 MHz. En amont du processus de calcul, une chaîne synchrone OROS 38 est utilisée pour l'acquisition du signal avec une fréquence d'échantillonnage $f_{e1} = 25$ KHz, une bande passante de 10 KHz pour 25.6 Kéch/s et un temps d'acquisition $t_{acq1} = 80$ secondes. Les fichiers de données ont été dès lors subdivisés en 80 fichiers d'une durée $t_{sig} = 1$ s et avec 25000 échantillons chacun.

L'expérience d'usure réalisée vise à dégrader naturellement des engrenages neufs via un essai de fatigue sans initialisation artificielle du défaut tout au long de 7000 heures de fonctionnement continu. Les conditions de fonctionnement sont stationnaires durant toute l'opération du test. Ainsi, les données de l'état sain mesurées aux débuts de l'expérimentation sont comparées à celles mesurées après 7000 heures de fonctionnement où le défaut d'usure y est plus prononcé. L'usure est spontanément située au niveau de la roue avec N_{r1} dents possédant la fréquence de rotation $f_{r1} = 7.83$ Hz. Ainsi, à partir de l'équation de la fréquence caractéristique du défaut d'engrenages (28), les fréquences du défaut d'usure sont $f_{de+} = 39.8$ Hz et $f_{de-} = 24.17$ Hz. Le filtre passe-bande utilisé pour l'estimation des propriétés de Frenet-Serret est situé autour de la fréquence f_{de+} . Plus spécifiquement, les fréquences de coupure sont $f_{c1} = 38$ Hz et $f_{c2} = 42$ Hz afin de s'éloigner des composantes fréquentielles de l'alimentation qui sont plus prépondérantes aux alentours de f_{de} .

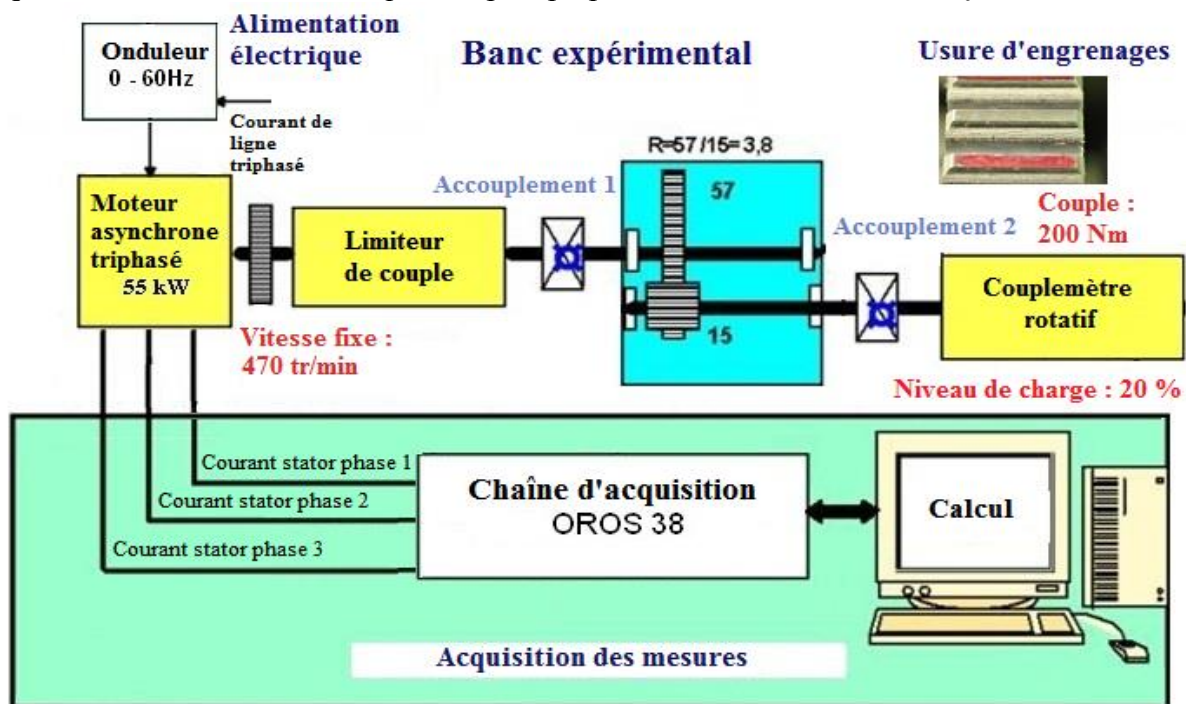


Figure 55 : Configuration expérimentale du banc de test GOTIX¹.

¹Le projet GOTIX (<http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/projet/gotix/>) est géré par le GIPSA-lab à Grenoble, France. Toutes les données produites sont gratuitement partagées sur demande. Ce projet est mené par Nadine Martin, Pierre Granjon et Christine Servièrre du groupe de recherche SAIGA ainsi que Xavier Laval et Denis Faure-vincent de l'équipe technique.

II.2. Résultats expérimentaux

II.2.a. Transformée de Fourier

Les résultats de la Densité Spectrale de Puissance (DSP) à échelle logarithmique basée sur la transformée de Fourier discrète avec une fenêtre de pondération de Hanning dans la bande de fréquence [0, 100 Hz] de la phase 1 du courant mesuré en fonctionnement sain et défaillant sont comme montrés dans les figures suivantes.

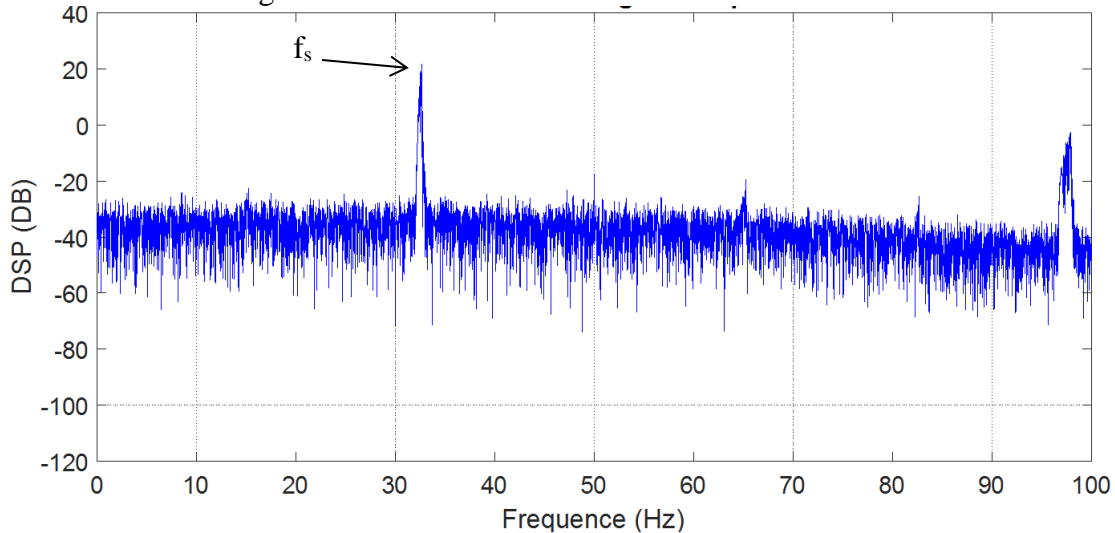


Figure 56 : DSP à échelle logarithmique de la phase 1 du courant à l'état sain avec une fenêtre de pondération de Hanning dans la bande de fréquence [0, 100 Hz].

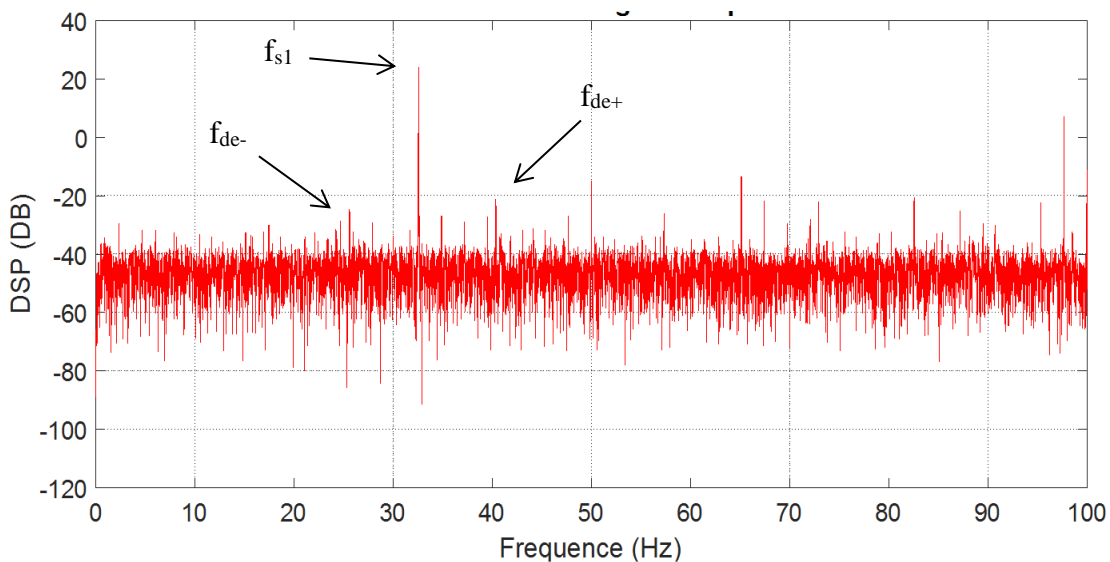


Figure 57 : DSP à échelle logarithmique de la phase 1 du courant à l'état défaillant avec une fenêtre de pondération de Hanning dans la bande de fréquence [0, 100 Hz].

Comme montré dans la figure 56 et la figure 57, grâce à l'utilisation de la DSP à échelle logarithmique et au fenêtrage de Hanning, on arrive à vérifier au niveau du spectre du courant l'apparition de bandes latérales autour de la fréquence d'alimentation f_{s1} aux fréquences f_{de-} et f_{de+} relatives à la signature caractéristique du défaut d'engrenages indiquant ainsi l'existence du défaut.

II.2.b. Indicateurs de défaut issus des transformées de Park et de Concordia

Les résultats expérimentaux de l'estimation des motifs géométriques des transformées de Park et de Concordia à l'état sain ainsi qu'à l'état défaillant sont comme montrés dans les figures suivantes.

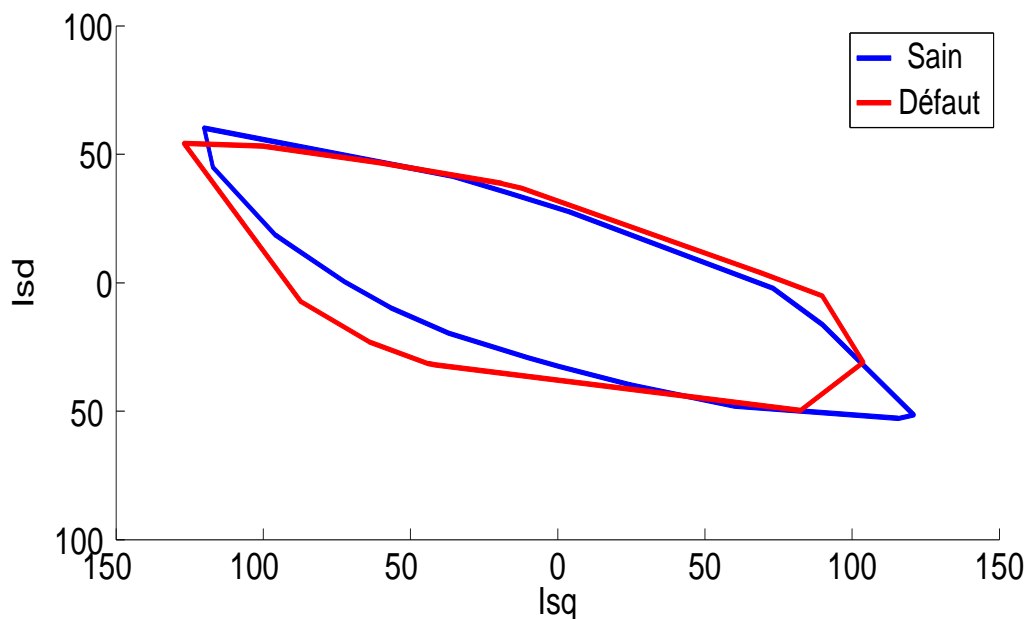


Figure 58 : Motifs de la transformée de Park en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) sans EMD.

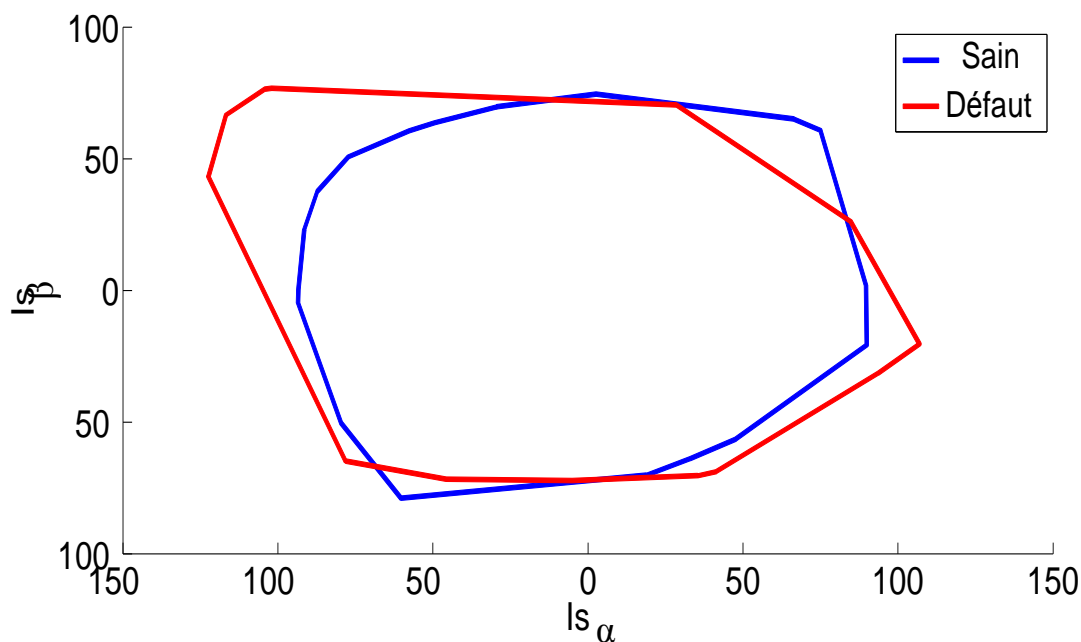
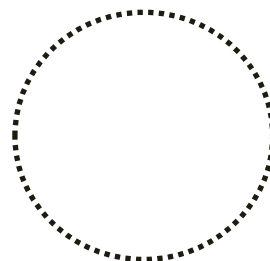


Figure 59 : Motifs de la transformée de Concordia en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) sans EMD.



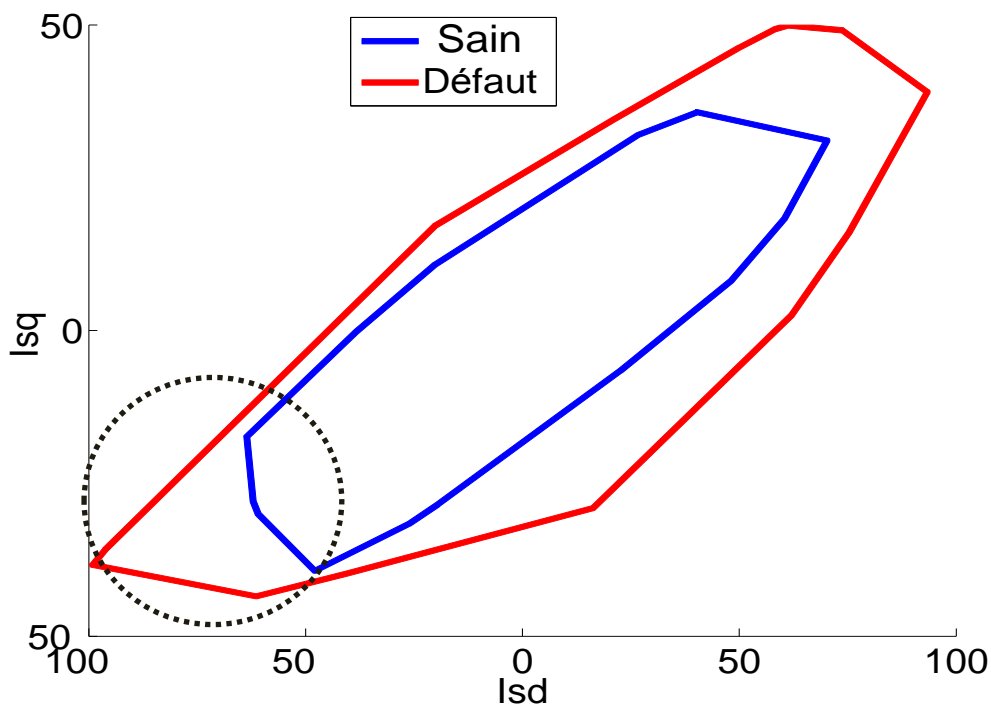


Figure 60 : Motifs de la transformée de Park en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) avec EMD.

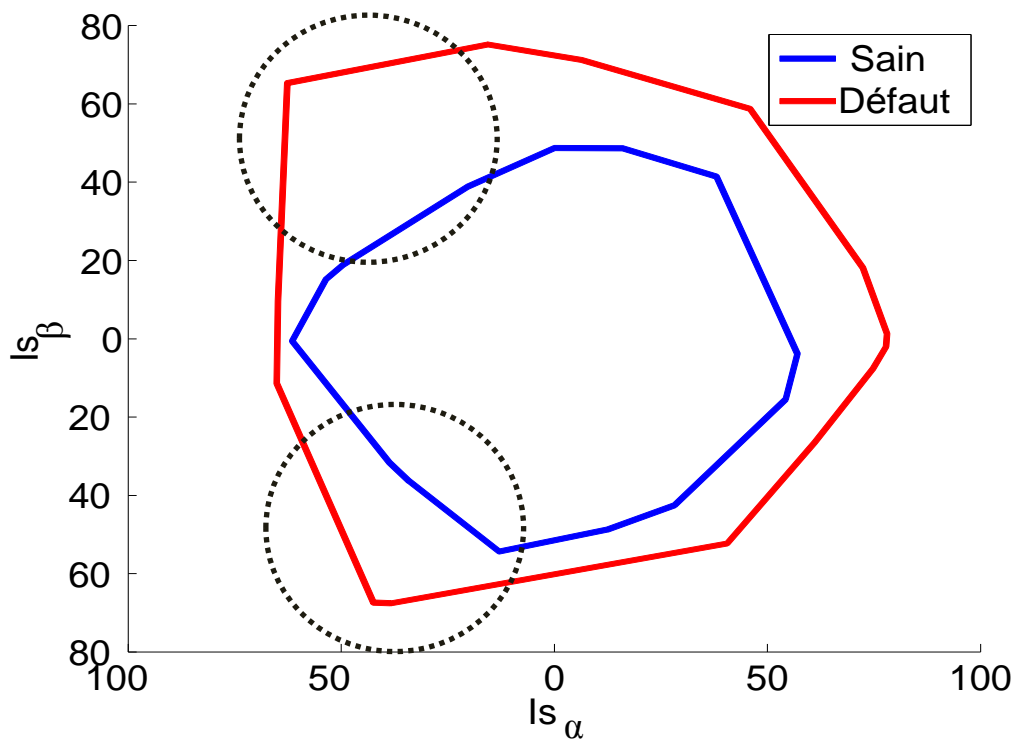


Figure 61 : Motifs de la transformée de Concordia en fonctionnement sain (bleu) et défaillant (rouge) avec EMD.

Comme montré au niveau de la figure 58 et la figure 60, les composantes de la transformée de Park des courants électriques triphasés dans l'espace bidimensionnel pour les fonctionnements sain et défaillant présentent une forme géométrique quasiment elliptique. En revanche, les composantes de la transformée de Concordia des courants électriques triphasés dans l'espace bidimensionnel pour les états sain et défaillant sont de forme géométrique quasiment circulaire comme montré dans la figure 59 et la figure 61.

Ce constat concorde avec la base théorique présentée dans le chapitre précédent et permet d'établir le principe du diagnostic de l'état du système à partir de ces indicateurs. Cependant, étant donné que les configurations expérimentales ne sont pas idéales, à cause de la présence de fluctuations de courant, de couple et de vitesse malgré le fait qu'on soit en régime stationnaire, les motifs ne possèdent pas une forme circulaire ou elliptique parfaite. Ceci ne pose pas problème pour la détection étant donné que le motif géométrique sain est considéré comme référence fiable pour la comparaison avec le motif du fonctionnement défaillant.

Comme le montrent la figure 58 et la figure 59, les composants de la transformées de Park et de Concordia en utilisant le signal électrique brut sans recourir au processus de filtrage induit par la décomposition modale empirique (EMD) possèdent des motifs géométriques intéressants. Ainsi, malgré la présence de quelques légères déformations dans les motifs qui sont probablement liées à l'apparition du défaut, les formes géométriques ne sont pas distinctement séparées à cause de la présence des harmoniques hautes fréquences polluantes. Les motifs de Park et de Concordia basés sur les signaux bruts ne sont donc pas concluants en termes de leur pertinence pour le diagnostic.

Cependant, comme montré dans la figure 60 et la figure 61, quand les signaux électriques triphasés sont prétraités en utilisant l'algorithme EMD, les motifs géométriques bidimensionnels de Park et de Concordia deviennent distinctement séparés. L'interprétation de ses motifs ainsi traités permet dès lors leur exploitation pour la détection des défauts. En effet, il est clair que les motifs relatifs au fonctionnement défaillant possèdent des déformations (particulièrement au niveau des cercles en pointillé tel que marqués sur les figures) quand ils sont comparés à ceux de l'état sain.

Par ailleurs, il est important de noter que l'écartement et la distance entre les motifs géométriques des fonctionnements sains et défaillants des composantes de Park et de Concordia n'intervient pas en tant que critère concluant pour la détection du défaut. En effet, le décalage et la différence au niveau de la taille des motifs peut être liée aux changements d'amplitudes des courants électriques induits par la modification inévitable de la charge et de la vitesse entre les deux expérimentations. En revanche, ce sont les déformations localisées au niveau de certains bords qui constituent un critère discriminant. En effet, l'apparition du défaut d'engrenage se manifeste en tant que déformation visible des motifs géométriques associés.

Ces résultats expérimentaux permettent donc d'établir les motifs géométriques bidimensionnels de Park et de Concordia en tant qu'indicateurs de défaut d'engrenages et justifie ainsi leur implémentation au sein de l'algorithme proposé dans le cadre du diagnostic des défauts d'engrenages à partir du courant électrique triphasés du moteur.

II.2.c. Indicateurs de défaut issus des propriétés de Frenet-Serret

Les résultats expérimentaux de l'estimation des indicateurs issus des propriétés de Frenet-Serret à l'état sain et à l'état défaillant sont comme montrés dans les figures suivantes.

• **Fonctionnement sain**

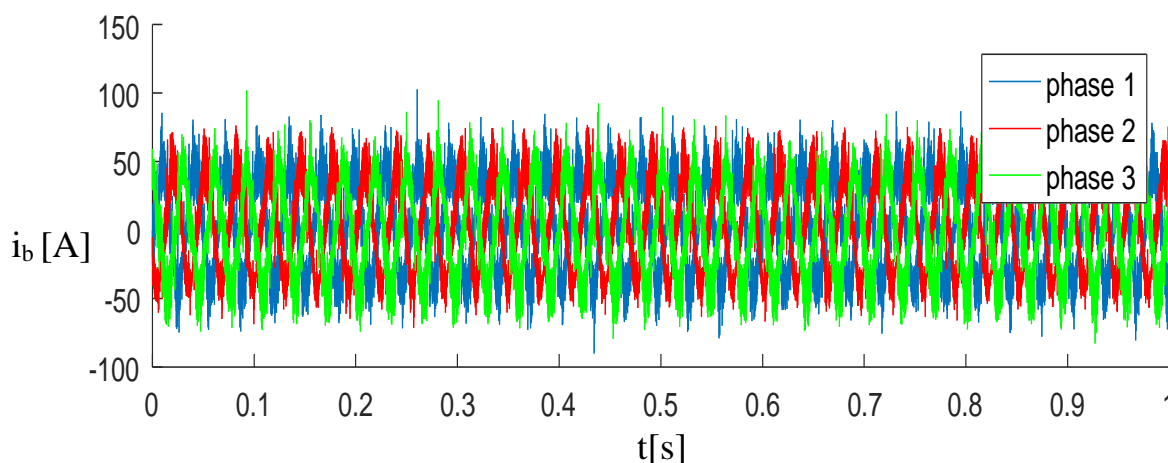


Figure 62 : Signal brut i_b du courant électrique triphasé en fonction du temps à l'état sain.

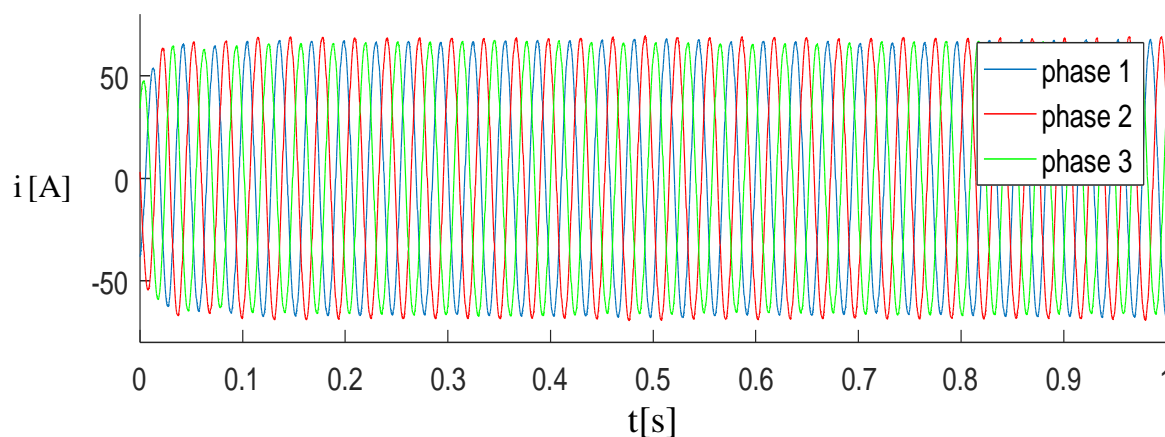


Figure 63 : Vecteur position $i(t)$ en fonction du temps à l'état sain.

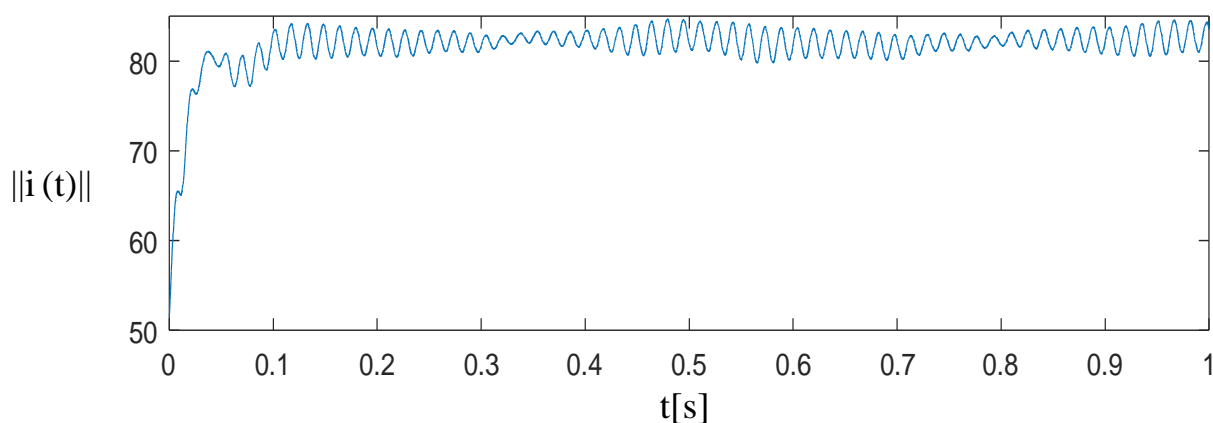


Figure 64 : Longueur du vecteur position $\|i(t)\|$ en fonction du temps à l'état sain.

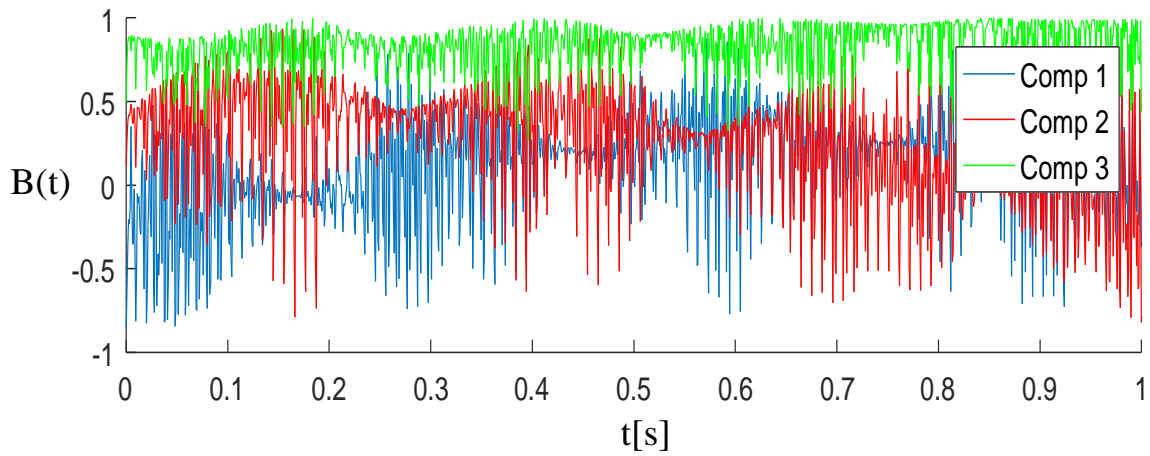


Figure 65 : Vecteur binormal $B(t)$ en coordonnées cartésiennes en fonction du temps à l'état sain.

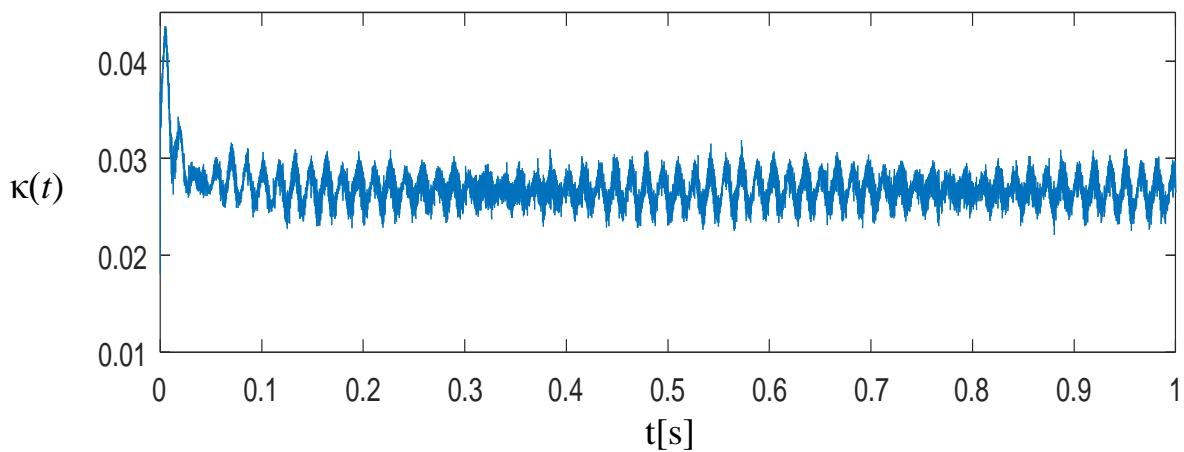


Figure 66 : La courbure $\kappa(t)$ en fonction du temps à l'état sain.

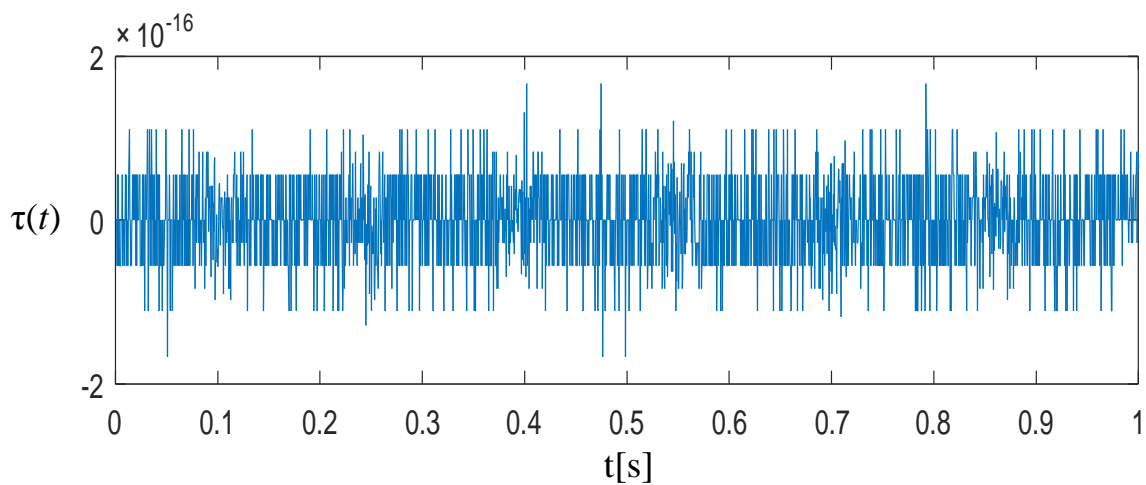


Figure 67 : La torsion $\tau(t)$ en fonction du temps à l'état sain.

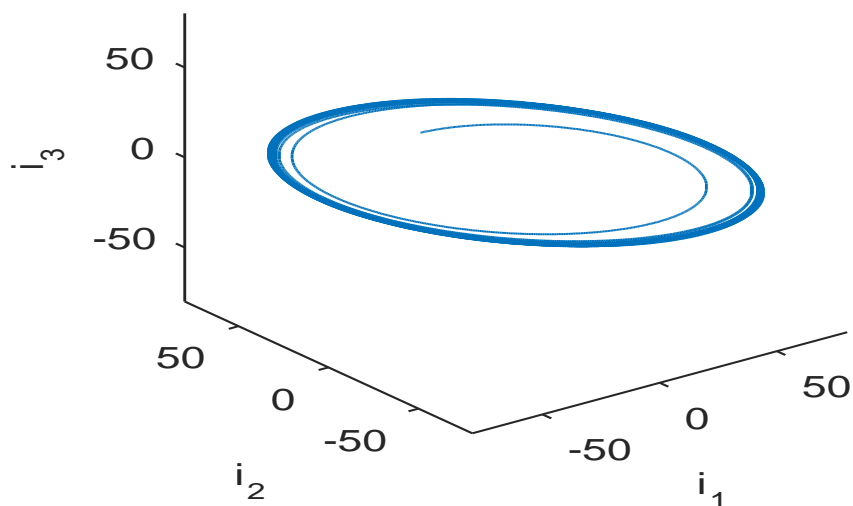


Figure 68 : Le vecteur position $i(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état sain.

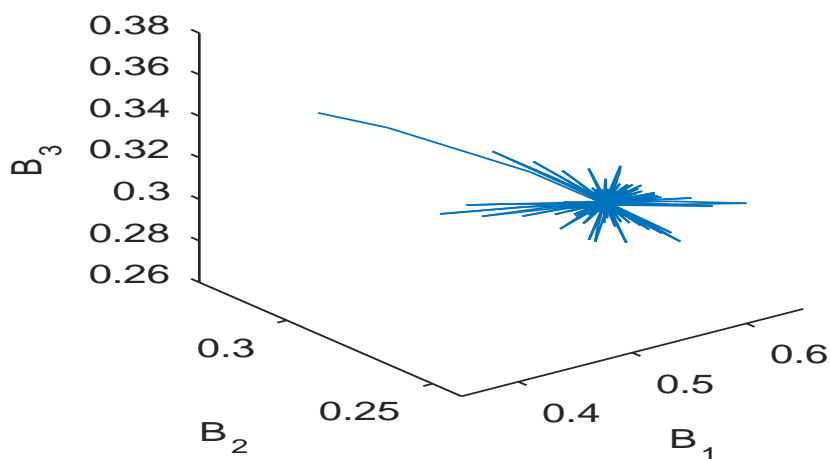


Figure 69 : Le vecteur binormal $B(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état sain.

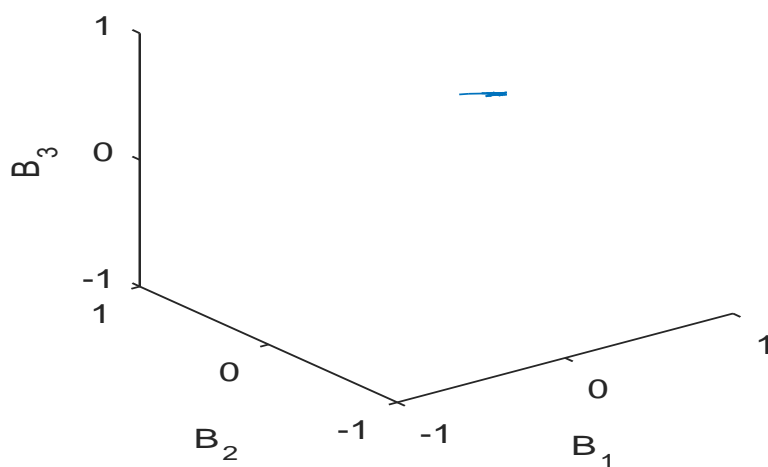


Figure 70: Le vecteur binormal $B(t)$ à échelle unité à l'état sain.

• **Fonctionnement défaillant**

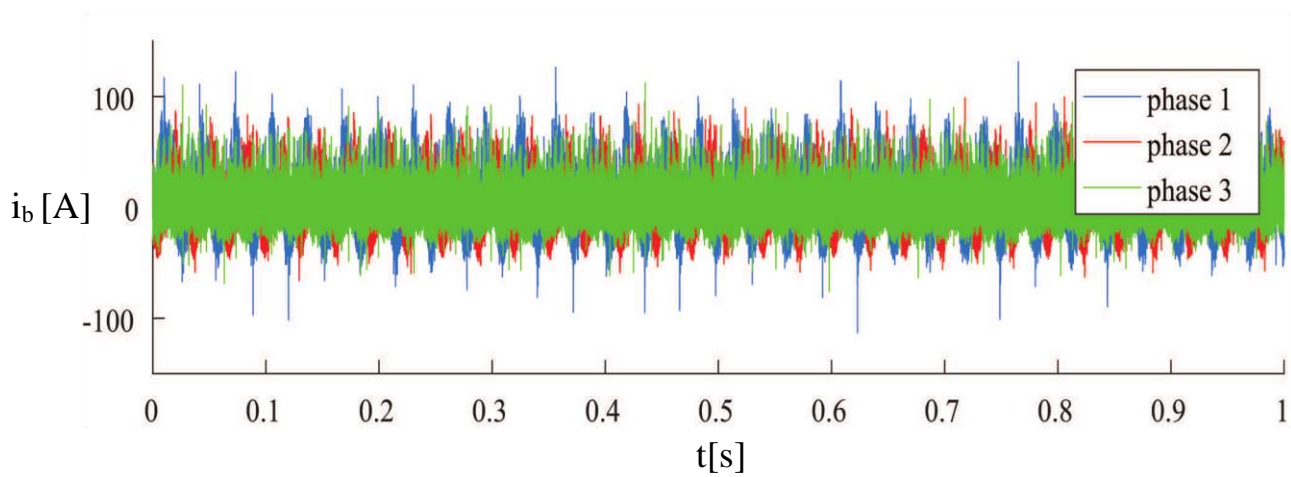


Figure 71 : Signal brut i_b du courant électrique triphasé en fonction du temps à l'état défaillant.

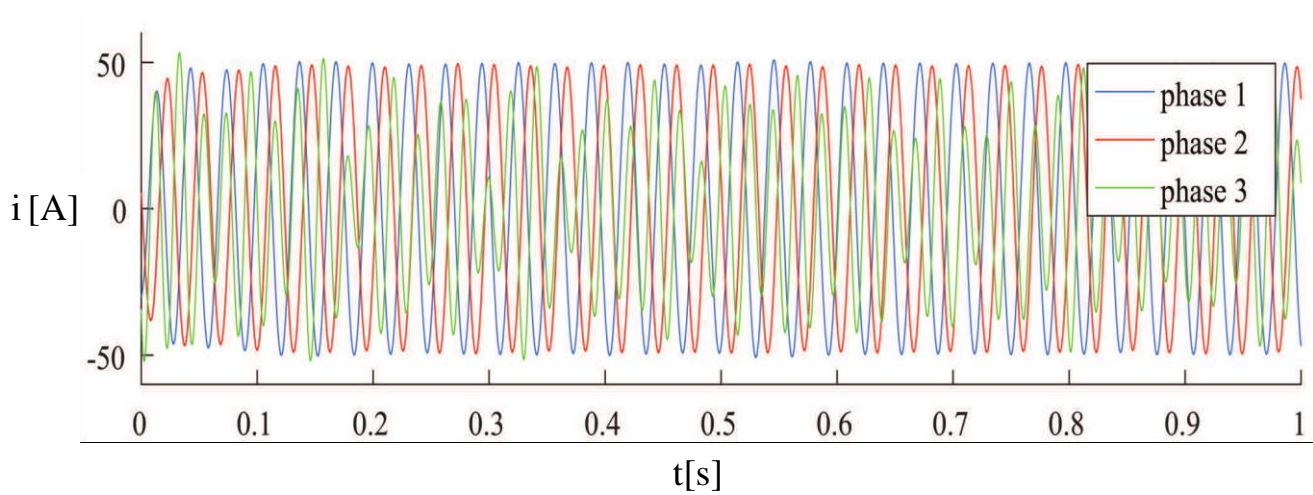


Figure 72 : Vecteur position $i(t)$ en fonction du temps à l'état défaillant.

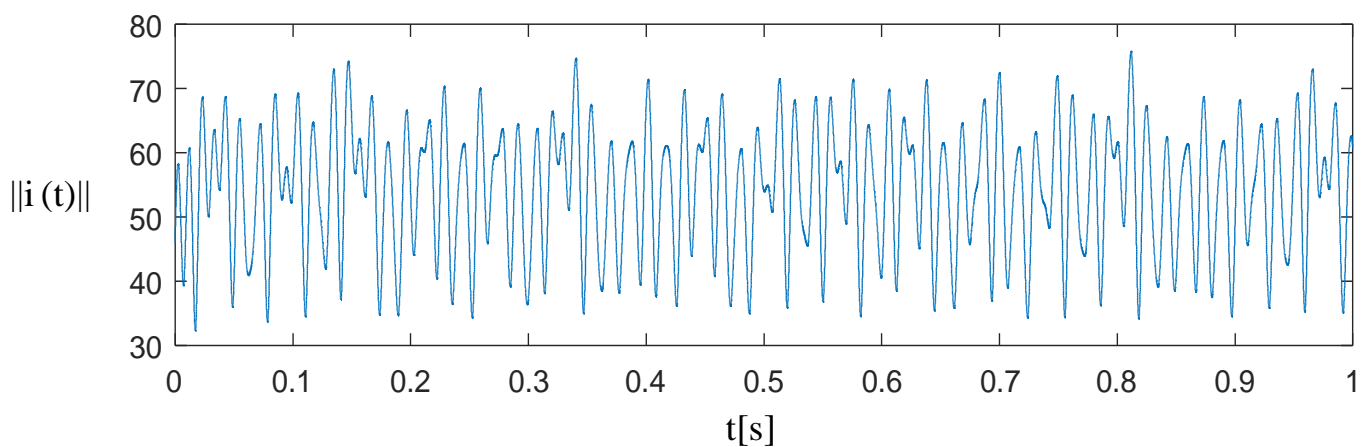


Figure 73 : Longueur du vecteur position $\|i(t)\|$ en fonction du temps à l'état défaillant.

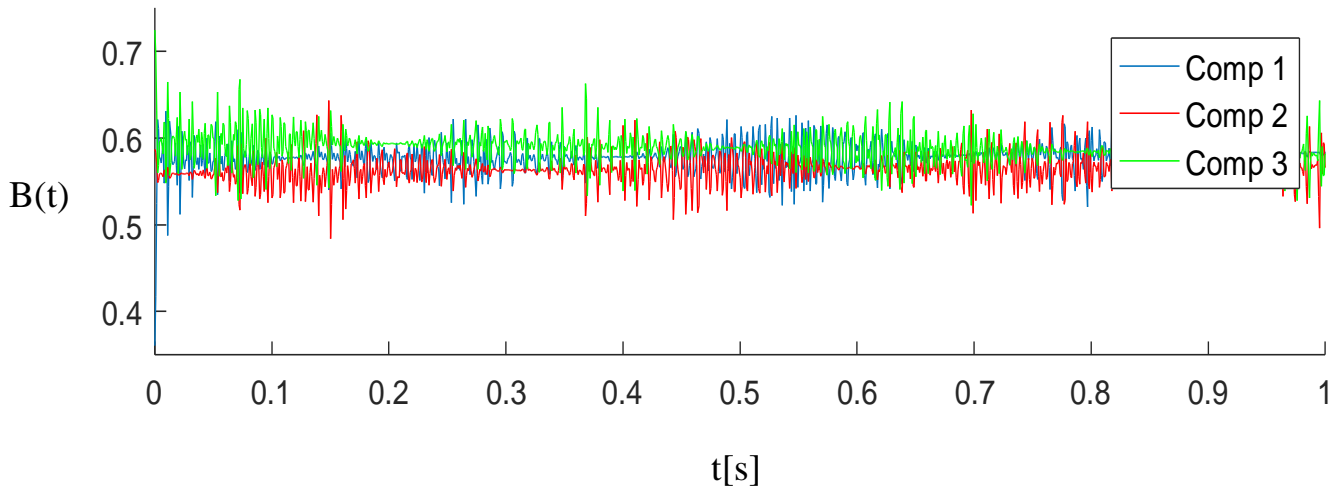


Figure 74 : Vecteur binormal $B(t)$ en coordonnées cartésiennes en fonction du temps à l'état défailant.

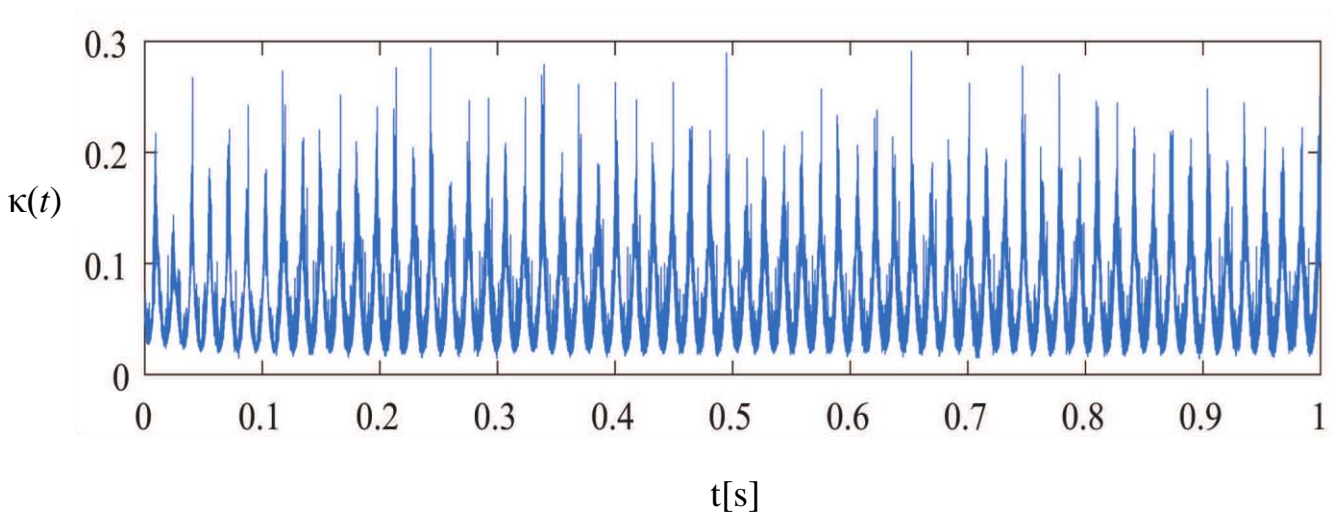


Figure 75 : La courbure $\kappa(t)$ en fonction du temps en fonction du temps à l'état défailant.

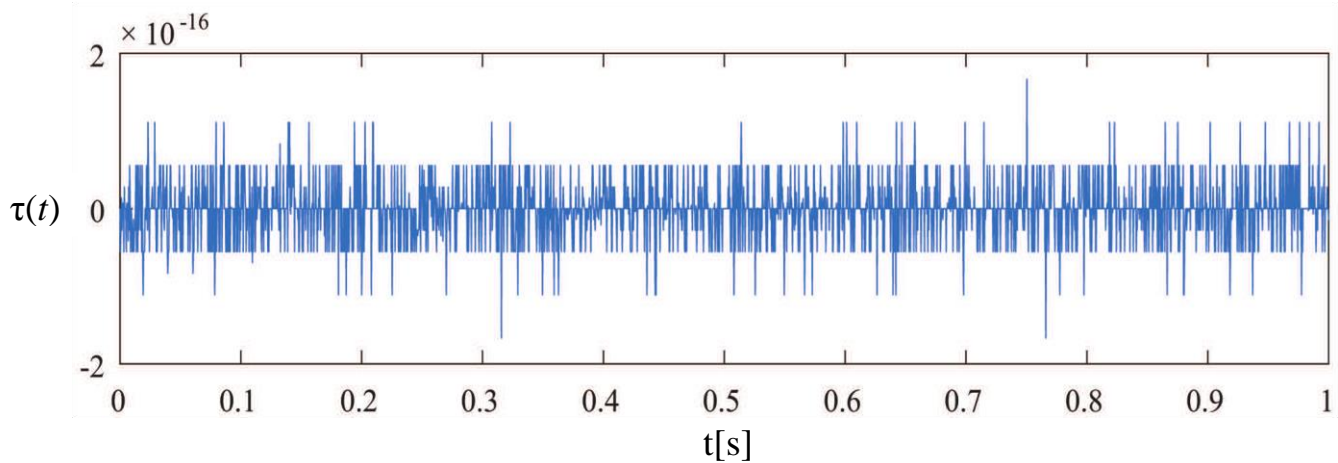


Figure 76 : La torsion $\tau(t)$ en fonction du temps en fonction du temps à l'état défailant.

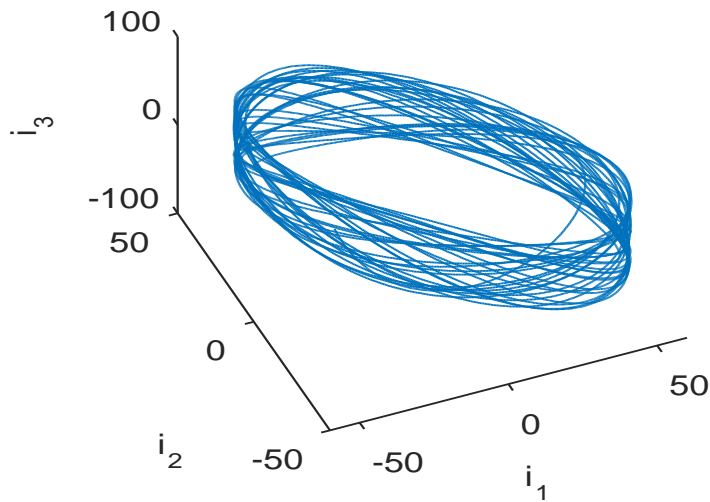


Figure 77 : Le vecteur position $i(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état défailant.

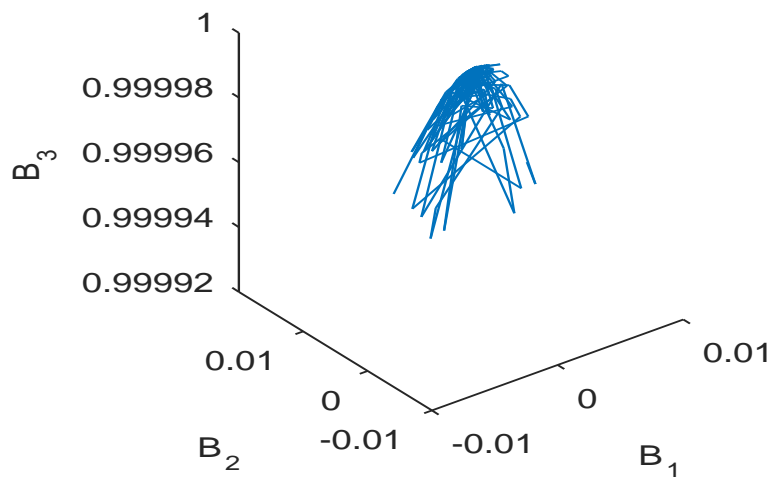


Figure 78 : Le vecteur binormal $B(t)$ en espace tridimensionnel 3D à l'état défailant.

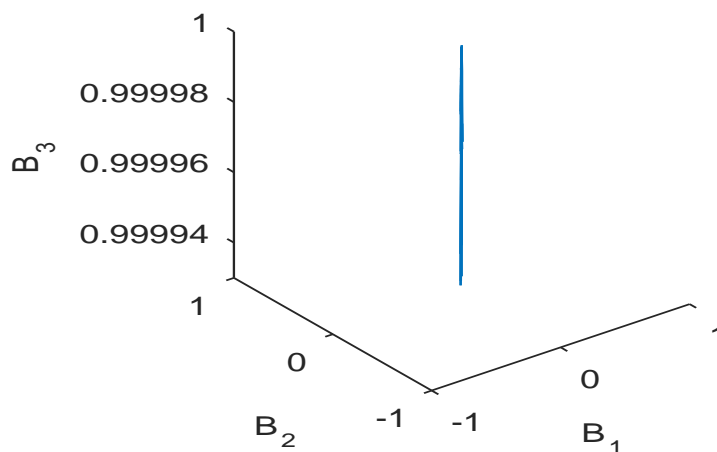


Figure 79 : Le vecteur binormal $B(t)$ à échelle unité à l'état défailant.

Comme montré dans la figure 63 et la figure 72, l'étape de filtrage passe-bande autour de la fréquence du défaut permet de réduire sensiblement les composantes fréquentielles du bruit contenues dans le signal brut de courant électrique triphasé comme le montre la figure 62 et la figure 71. Il en résulte un signal électrique avec une forme d'onde sinusoïdale relativement propre aussi bien en fonctionnement sain qu'en fonctionnement défaillant. Ceci est d'autant plus visible quand ce signal est représenté en espace tridimensionnel dans la figure 68 et la figure 77 où il prend la forme d'une ellipse relativement propre mais avec des amplitudes différentes. Le signal ainsi traité établit alors les prérequis de la théorie de la courbe paramétrée régulière recherchés. Le signal de courant mesuré peut dès lors être considéré en tant que vecteur de position $i(t)$ comme l'implique la base théorique du repère de Frenet-Serret.

La figure 64 et la figure 73 montrent que la longueur du vecteur de position $\|i(t)\|$ possède une forme d'onde plus régulière dans l'état sain. En effet, cet indicateur représente la quantité du signal et l'apparition d'un défaut est vue comme un facteur qui augmente cette quantité de façon visible.

D'autre part, le vecteur binormal en coordonnées cartésiennes montré dans la figure 65 et 74 admet une forme d'onde plus stable et régulière après l'apparition du défaut. Quand il est représenté en espace tridimensionnel dans la figure 69 et la figure 78, ce vecteur manifeste un comportement nettement distinct en suivant une trajectoire différente lors de l'apparition du défaut. Ce constat est confirmé avec la représentation 'dézoomée' du vecteur binormal à l'échelle unité comme montré dans la figure 70 et la figure 79. Ainsi, à l'état sain, ce vecteur pointe globalement dans une direction qui est plus parallèle au plan de la courbe $i(t)$. Cependant, sa direction devient plus orthogonale au plan de la courbe à l'état défaillant. En effet, le vecteur binormal donne une indication sur l'éloignement par rapport au plan osculateur de la courbe. Quand un défaut apparaît, la trajectoire devient plus structurée et le vecteur binormal devient alors nettement moins désorienté sous l'influence du défaut en question.

Concernant la courbure $\kappa(t)$ montrée dans la figure 66 et la figure 75, celle-ci possède une forme d'onde plus régulière lors de l'apparition du défaut. En effet, étant donné que cette propriété quantifie la déviation de la courbe par rapport à la rectitude, le défaut fait que la trajectoire associée se courbe de façon plus prononcée.

Finalement, par rapport à l'indicateur de torsion $\tau(t)$, la figure 67 et la figure 76 montrent que sa valeur est extrêmement petite et très proche de zéro ce qui est en accord avec la théorie. Cependant, il y a très peu de changements visibles au niveau de sa forme d'onde temporelle pour que ce soit manifestement concluant. Ainsi, l'évaluation convenable de cet indicateur en termes de détection du défaut est dépendante du calcul de sa valeur de compacité et de la comparaison associée au niveau de l'algorithme d'estimation.

Les résultats expérimentaux ainsi obtenus permettent de globalement valider les capacités des indicateurs issus des propriétés de Frenet-Serret et justifier leur intégration à l'algorithme d'estimation proposé dans le cadre du diagnostic des défauts d'engrenages à partir des courants électriques du moteur.

II.2.d. Algorithme d'estimation

Comme montré dans le chapitre précédent, en se basant sur le calcul du critère de qualité J (82) de l'algorithme SBS, les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme proposé sont les suivants :

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- Le module du courant de Concordia $|I_{\alpha,\beta}|$ (36).
- La valeur moyenne de la puissance réactive m_q (76).

Le tableau 2 montre la comparaison entre les indicateurs sélectionnés et le reste des indicateurs rejetés par groupe de cinq. En effet, cette comparaison se base sur le processus de maximisation de la fonction de qualité J (82) de l'algorithme SBS qui écarte progressivement les indicateurs les moins pertinents en faveur des cinq indicateurs les plus pertinents. Ainsi, le tableau montre l'amélioration notable de la fonction de qualité J de la sélection au fur et à mesure que les indicateurs majoritairement géométriques sont sélectionnés aux dépens de la plupart des indicateurs classiques.

Indicateurs rejetés	Fonction de qualité J
Fréquences des défauts de désalignement (61)	1.07
Facteur de puissance (78)	2.2
Dispersion du nuage de points du courant (72)	4.42
Amplitudes des fréquences harmoniques impaires de l'alimentation	12.53
Composantes symétriques directes du courant (79)	39.62
Fréquences des défauts de roulement (68) - (70)	49.31
Compacité du vecteur de position (51)	58.66
Fréquences de défaut d'engrenages (60)	72.48
Compacité de la transformée de Park (30)	84.27
Compacité de la courbure (49)	105.45
Valeur moyenne de la puissance active (76)	160.94
Module des tensions de Concordia (36)	233.77
Cinq derniers indicateurs sélectionnés	233.77

Tableau 1 : Comparaison entre les indicateurs en se basant sur le critère de la fonction de qualité J .

Les résultats de la classification des indicateurs dans le cadre de l'algorithme d'estimation présenté dans le chapitre précédent sont comme montrés dans la figure 80. Les trois composantes montrées en tant qu'axes de la figure représentent les variables linéaires remplaçant les cinq

indicateurs sélectionnés en se basant sur le processus d'extraction des paramètres établi par l'analyse en composantes principales.

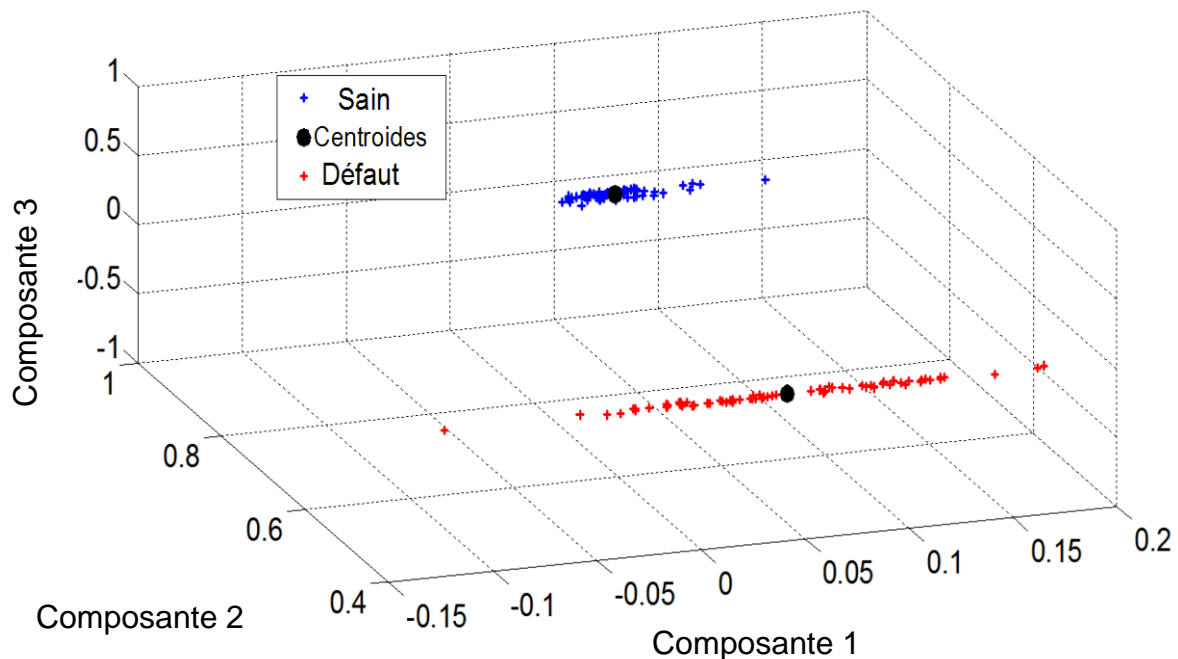


Figure 80 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation en fonctionnement sain (bleu) et avec défaut d'usure d'engrenages (rouge) à la fréquence d'alimentation de 32 Hz et à 20% de niveau de charge.

Les résultats expérimentaux de l'algorithme d'estimation proposé comparent entre le fonctionnement sain et le défaut d'usure naturelle d'engrenages à une fréquence d'alimentation de 32 Hz et un niveau de charge de 20 %. On constate que la classification des indicateurs sélectionnés permet d'établir la distinction visible entre la classe du fonctionnement sain (couleur bleue) et la classe du fonctionnement avec défaut d'usure d'engrenages (couleur rouge) dès les premières itérations de l'algorithme K-moyennes. Les deux groupes de nuage de points sont nettement séparés et considérablement éloignés. L'erreur de classification relative à ce regroupement est donc nulle ce qui démontre une excellente classification.

Ainsi, à partir de l'algorithme proposé à base des indicateurs géométriques (transformée de Park et de Concordia ainsi que les propriétés de Frenet-Serret) principalement sélectionnés aux dépens des indicateurs classiques de défaut (comme la fréquence caractéristique du défaut d'engrenages) et basés sur les signaux électriques triphasés du moteur, l'on parvient à mettre en place un processus efficace de diagnostic des engrenages.

Dans l'objectif de valider ces résultats, une campagne de mesures supplémentaire a été réalisée afin d'appliquer l'algorithme d'estimation sur une configuration expérimentale différente avec des types de défauts et des niveaux de charges différents.

III. Validation expérimentale : Banc de test du CUR

III.1. Configuration et protocoles expérimentaux

Afin d'évaluer la robustesse vis-à-vis de différents niveaux de charge et différents types de défaut, l'algorithme d'estimation est validé en utilisant les données expérimentales issues d'un banc de test au CUR (Centre Universitaire Roannais). Comme le montre la figure 81, ce banc de test est destiné à la simulation des défauts d'engrenages. Le moteur asynchrone triphasé du banc possède une puissance nominale de 2.24 KW, une fréquence d'alimentation de 60 Hz, une tension d'alimentation nominale de 280 V, un courant d'alimentation nominal de 7.5 A et une vitesse de rotation nominale de 2850 tr/min. Le banc de test est équipé d'un frein magnétique ajustable électriquement afin d'assurer deux charges distinctes : un faible niveau de charge à 25% et un niveau de charge important à 75%.

Comme montré dans la figure 82, le moteur électrique est couplé à un train d'engrenages à deux étages. Le premier étage en entrée du train d'engrenages comprend un pignon avec $Z_1 = 29$ dents et un diamètre $D_1 = 25$ mm ainsi qu'une roue avec $Z_2 = 100$ dents et un diamètre $D_2 = 152$ mm. Le deuxième étage de sortie contient un pignon avec $Z_3 = 36$ dents et un diamètre $D_3 = 25$ mm ainsi qu'une roue avec $Z_4 = 90$ dents et un diamètre $D_4 = 152$ mm. Le train d'engrenages travaille en mode réducteur et son rapport de réduction r_2 est tel que $r_2 = 0.116$. Par ailleurs, le réducteur comporte des roulements ER-16KCL avec un nombre de billes de $N_b = 8$ billes, un diamètre de billes de 7.94 mm, un diamètre primitif de 33.48 mm et un angle de contact proche du zéro.

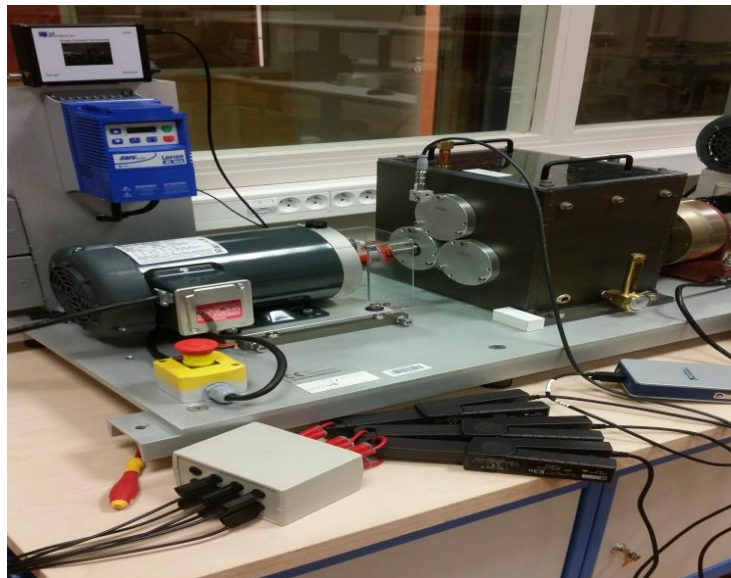


Figure 81: Banc de test du CUR.

Dans notre cas, la fréquence d'alimentation adoptée est $f_{s2} = 45$ Hz pour une vitesse de rotation de 2500 tr/min. La fréquence de rotation en entrée est donc $f_{r2in} = 13$ Hz ($V_{r2in} = 780$ tr/min) et la fréquence en sortie est $f_{r2out} = 5.22$ Hz ($V_{r2out} = 313$ tr/min). Les expérimentations ont été réalisées moyennant deux cartes d'acquisition NI 9234 à 4 chaînes d'acquisition $\pm 5V$ chacune pour les deux niveaux de charge. Les conditions de fonctionnement sont stationnaires durant toute l'opération de

test. Pour la mesure du courant électrique triphasé, trois pinces ampérométriques SC 1C 300 A/1 V dotées d'une bande passante de 10 KHz ont été utilisées. Trois sondes différentielles DP 25 possédant une bande passante de 15 MHz ont été utilisées pour la mesure de la tension triphasée. Les expérimentations se sont déroulées avec une durée d'acquisition de $t_{acq} = 10$ s et une fréquence d'échantillonnage $f_{e2} = 25$ KHz. Le fichier de données a été après subdivisé en dix sous-fichiers avec un temps $t_{sig} = 1$ s pour chaque fichier.

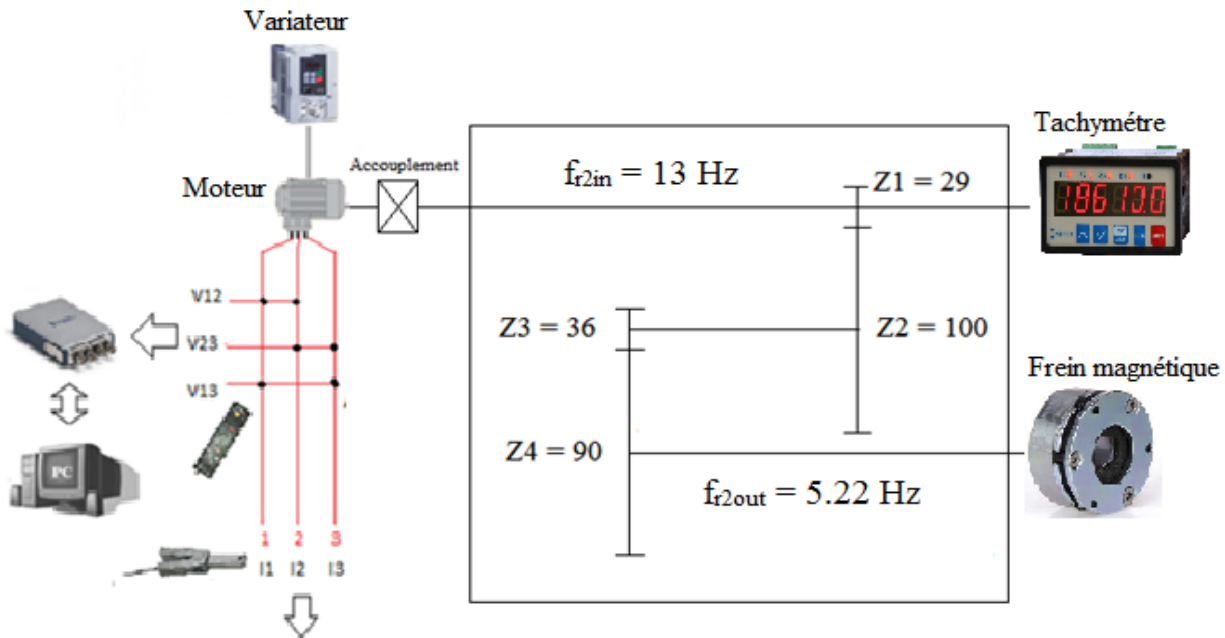


Figure 82: Configuration expérimentale du banc de test du CUR.

Comme le montre le tableau 1, plusieurs cas d'étude ont été traités en plus du fonctionnement sain. Les cas E4 et E7 réfèrent à des cas de défaut de billes et ils n'ont pas été étudiés dans ce travail pour des raisons techniques. Ainsi, comme le montre la figure 83, un défaut d'écaillage ainsi qu'un défaut de demi-dent cassée au niveau du pignon Z_3 ont été artificiellement créés. À partir de l'équation de la fréquence caractéristique du défaut d'engrenages (28), les fréquences correspondantes à ces défauts sont $f_{de2-} = 35$ Hz et $f_{de2+} = 58$ Hz. En outre, un défaut d'usure de bague externe (BPFO) et de bague interne (BPFI) du roulement ont été artificiellement créés et combinés aux défauts d'engrenages. À partir des équations des fréquences caractéristiques des défauts de roulement (68) – (69), les fréquences correspondantes aux défauts de roulement sont $f_{BPFO-} = 40$ Hz et $f_{BPFO+} = 50$ Hz pour la bague externe ainsi que $f_{BPFI-} = 42$ Hz et $f_{BPFI+} = 48$ Hz pour la bague interne. Afin d'assurer l'estimation convenable des propriétés de Frenet-Serret, le filtrage passe-bande utilisé dans cette étape admet les fréquences de coupure $f_{c1} = 47$ Hz et $f_{c2} = 60$ Hz afin d'éviter les harmoniques de la fréquence d'alimentation qui sont plus prépondérants aux environs de f_{de2-} et f_{BPFI-} .

Le protocole expérimental des différentes acquisitions ainsi que les défauts associés sont présentés dans le tableau suivant.

Engrenages	Roulements
------------	------------

Cas	Z ₁	Z ₂	Z ₃	Z ₄	BPFO	BPFI
Sain	Sain	Sain	Sain	Sain	Sain	Sain
E2	Sain	Sain	Défaut écaillage	Sain	Sain	Sain
E3	Sain	Sain	Demi-dent cassée	Sain	Sain	Sain
E5	Sain	Sain	Sain	Sain	Sain	Défaut
E6	Sain	Sain	Sain	Sain	Défaut	Sain
E8	Sain	Sain	Défaut écaillage	Sain	Sain	Défaut
E9	Sain	Sain	Demi-dent cassée	Sain	Sain	Défaut

Tableau 2 : Protocole expérimental des défauts mesurés à partir du banc de test du CUR.

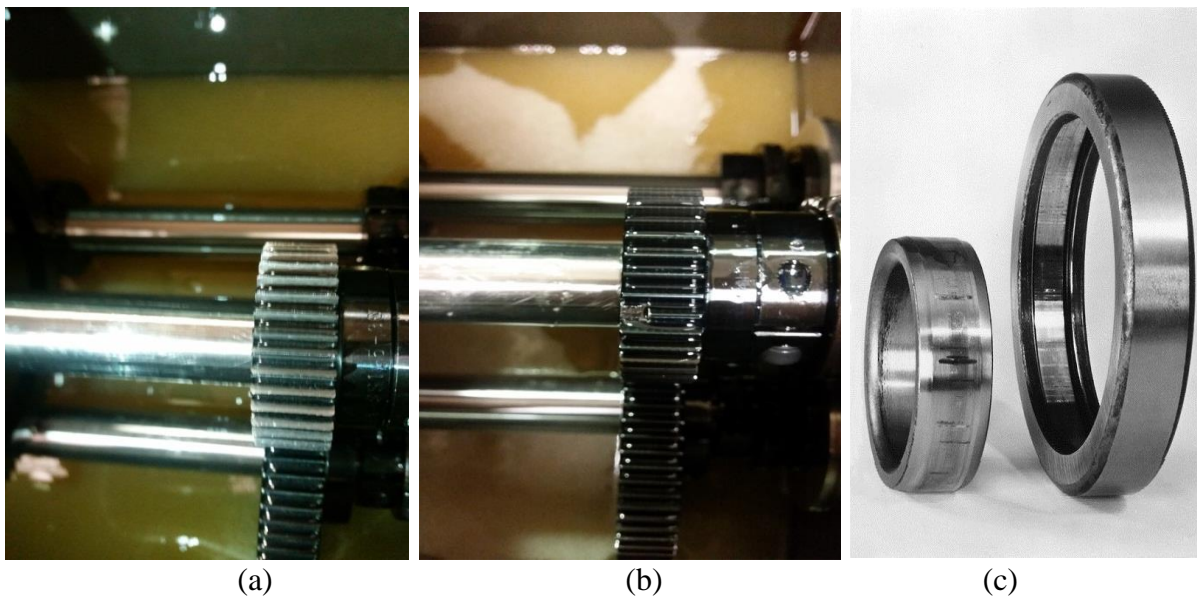


Figure 83 : Défaut d'écaillage des engrenages (a), défaut de demi-dent cassée d'engrenages (b) et défauts de bagues interne et externe du roulement (c) artificiellement créés.

III.2. Résultats expérimentaux

Afin de valider l'algorithme d'estimation des indicateurs utilisés en se basant sur les mesures de ce banc de test, on se propose d'évaluer sa robustesse vis-à-vis de différents niveaux de charges et de différents types de défauts d'engrenages, différents types de défauts de roulements ainsi que des

défauts d'engrenages combinés à des défauts de roulements. Les résultats expérimentaux de l'algorithme d'estimation concernent alors les cas suivants.

- Fonctionnement sain, un défaut d'écaillage des engrenages (E2) ainsi qu'un défaut de demi-dent cassée (E3) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz avec des niveaux de charge de 25 % et de 75 %.
- Fonctionnement sain, un défaut de bague interne de roulement (E5) ainsi qu'un défaut de bague externe de roulement (E6) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz avec des niveaux de charge de 25 % et de 75 %.
- Fonctionnement sain, un défaut d'écaillage des engrenages (E2) ainsi qu'un défaut de bague interne de roulement (E5) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz avec des niveaux de charge de 25 % et de 75 %.
- Fonctionnement sain, un défaut d'écaillage des engrenages combiné à un défaut de bague interne de roulement (E8) ainsi qu'un défaut de demi-dent cassée combiné à un défaut de bague interne de roulement (E9) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz avec des niveaux de charge de 25 % et de 75 %.

Les résultats associés à ces cas d'étude sont comme montrés ci-dessous.

III.2.a. État sain, défaut d'écaillage des engrenages (E2) et défaut de demi-dent cassée (E3)

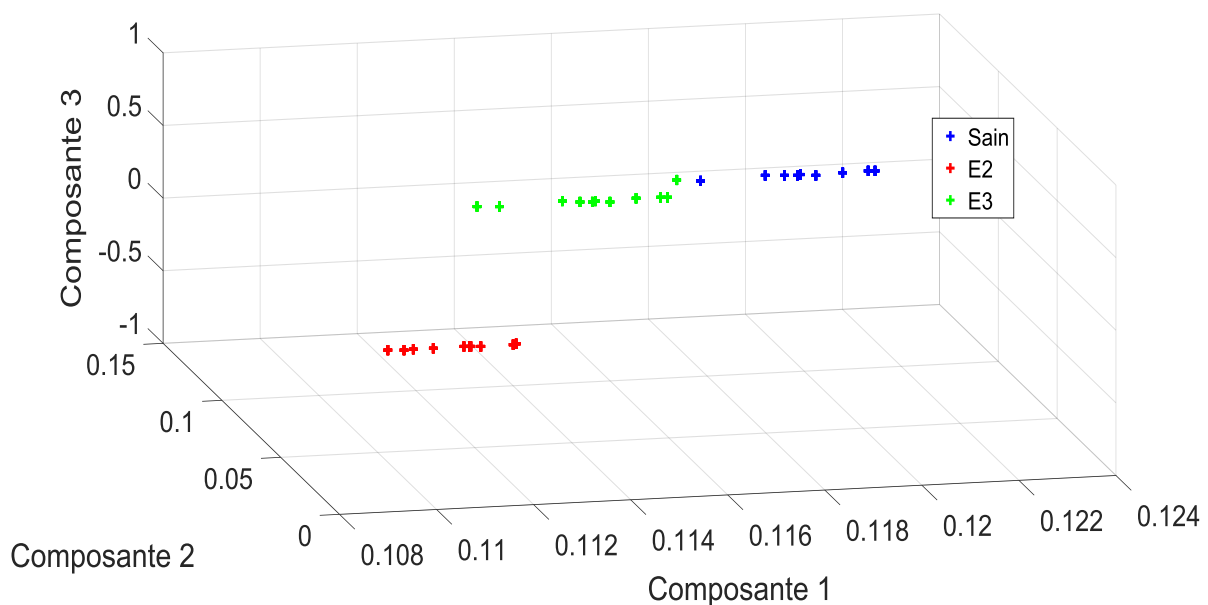


Figure 84 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et le défaut de demi-dent cassée E3 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge.

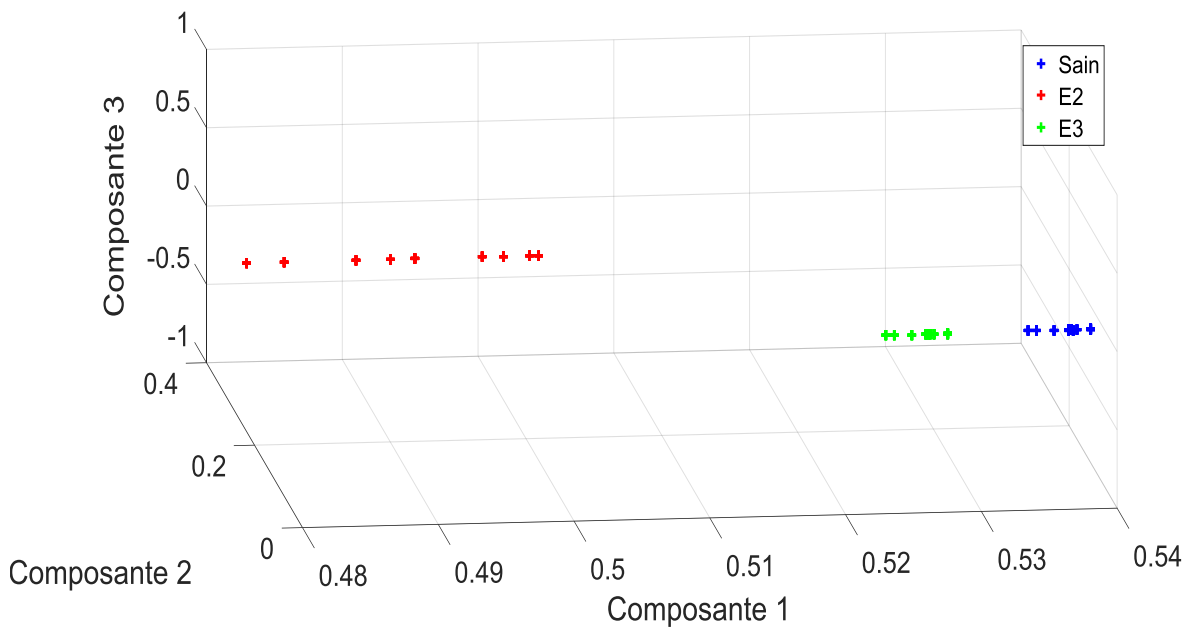


Figure 85 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et le défaut de demi-dent cassée E3 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 25% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- La dispersion du nuage de points du courant ζ_{jl} (72).
- La fréquence caractéristique de désalignement $f_{dés}$ (61).

L'erreur de classification dans le cas à 25 % de niveau de charge est de 3.33 %.

Dans ce cas, la classification de l'état sain et l'état E3 se fait plus difficilement et elle admet une erreur de classification. Aussi, la fréquence caractéristique de désalignement a été faussement choisie comme indicateur pertinent.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 75% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- La fréquence caractéristique du défaut d'engrenages f_{de} (60).
- La valeur moyenne de la puissance réactive normalisée m_q (76).

L'erreur de classification dans le cas à 75 % de niveau de charge est de 0 %.

Dans ce cas, la classification des trois états est excellente avec des classes distinctement séparées et n'admet pas d'erreur de classification.

III.2.b. État sain, défaut de bague interne de roulement (E5) et défaut de bague externe (E6)

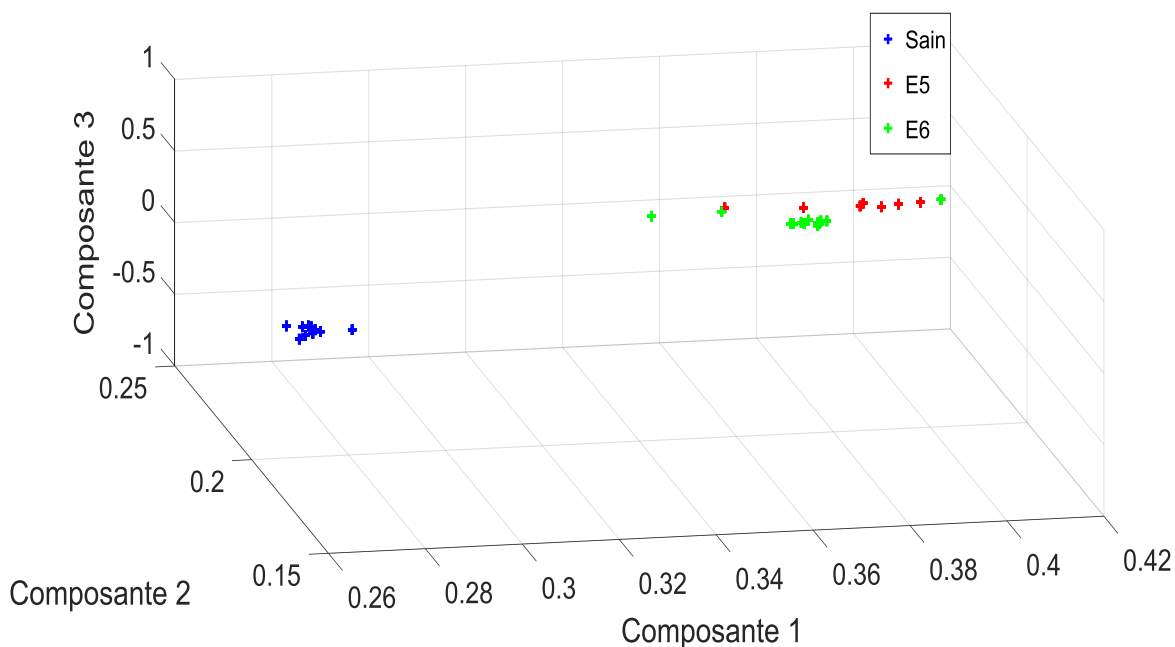


Figure 86 : Classification des composantes de l’algorithme d’estimation entre l’état sain (bleu), le défaut de bague interne de roulement E5 (rouge) et le défaut de bague externe de roulement E6 (vert) à une fréquence d’alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge.

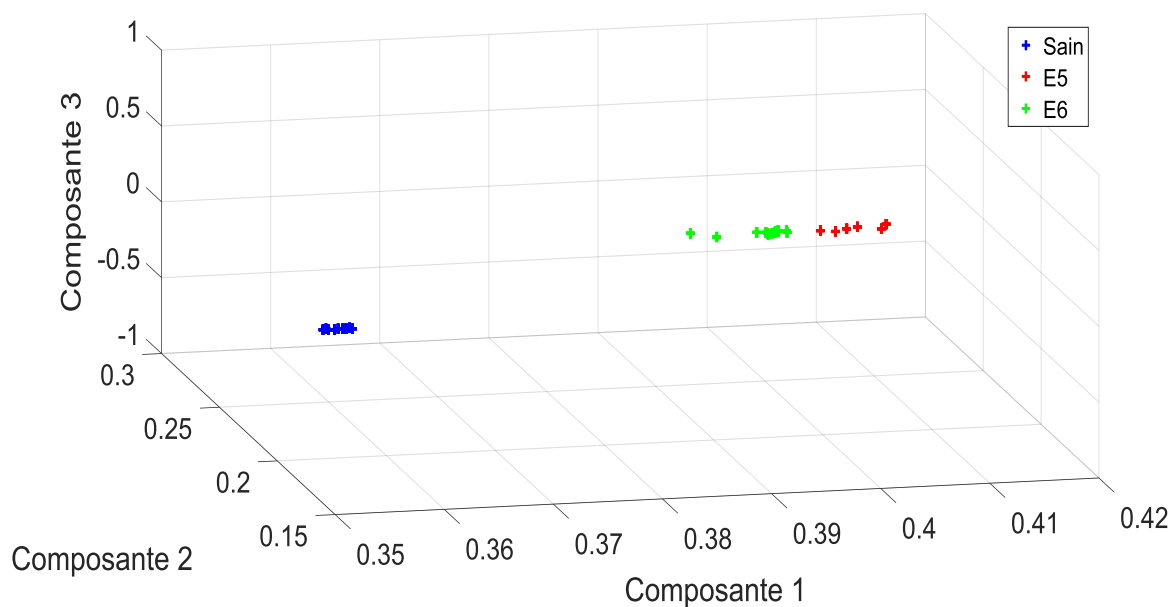


Figure 87 : Classification des composantes de l’algorithme d’estimation entre l’état sain (bleu), le défaut de bague interne de roulement E5 (rouge) et le défaut de bague externe de roulement E6 (vert) à une fréquence d’alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 25% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La fréquence caractéristique de la bague interne BPFi f_{BPFi} (69).
- La troisième harmonique de la fréquence d'alimentation $3f_s$.
- La valeur moyenne de la puissance réactive normalisée m_q (76).

L'erreur de classification dans le cas à 25 % de niveau de charge est de 10 %.

La classification entre les deux défauts de roulement E5 et E6 dans ce cas est relativement difficile et l'erreur est assez importante. Aussi, la sélection des indicateurs est erronée.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 75% sont les suivants.

- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La fréquence caractéristique de la bague externe BPFo (68).
- La fréquence caractéristique de la bague interne BPFi (69).
- La valeur moyenne de la puissance réactive normalisée m_q (76).

L'erreur de classification dans le cas à 75 % de niveau de charge est de 6.66 %.

L'erreur de classification est moins importante que dans le cas précédent et la sélection des indicateurs se révèle plus logique.

III.2.c. État sain, défaut d'écaillage des engrenages (E2) et défaut de bague interne (E5)

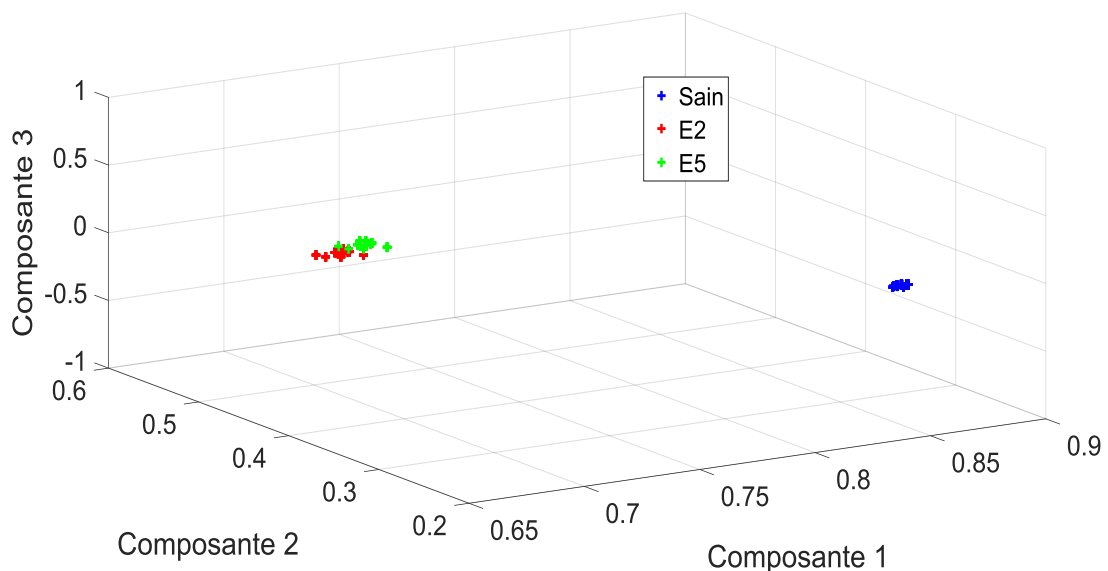


Figure 88 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et le défaut de bague interne de roulement E5 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge.

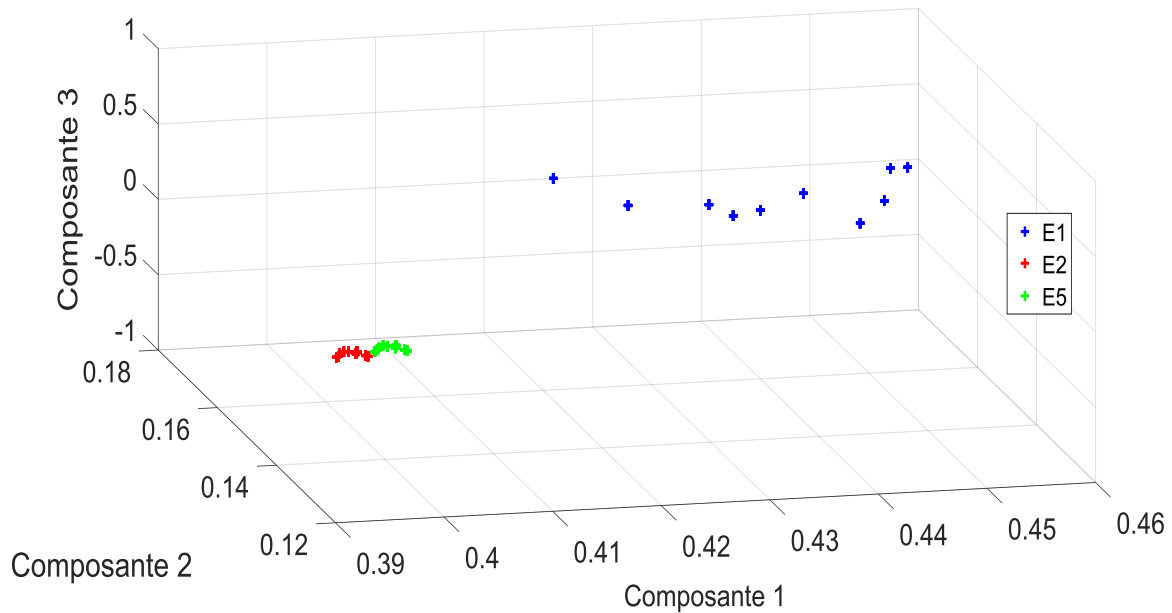


Figure 89 : Classification des composantes de l'algorithme d'estimation entre l'état sain (bleu), le défaut d'écaillage des engrenages E2 (rouge) et le défaut de bague interne de roulement E5 (vert) à une fréquence d'alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 25% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- La valeur moyenne de la puissance réactive normalisée m_q (76).
- La fréquence caractéristique de rupture de barres du rotor f_{rb} (65).

L'erreur de classification dans le cas à 25 % de niveau de charge est de 3.33 %.

Dans ce cas, la classification des états E2 et E5 est plus difficile vu la présence d'un point d'intersection qui induit une erreur minimale de classification. Aussi, la sélection de certains indicateurs est inexacte notamment la fréquence de défaut de rupture de barres de rotor.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 75% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- La fréquence caractéristique de la bague interne BPF1 f_{BPF1} (69).
- La fréquence caractéristique de désalignement $f_{dés}$ (61).

L'erreur de classification dans le cas à 75 % de niveau de charge est de 0 %.

Dans ce cas, la classification des trois états est excellente et l'erreur est nulle.

III.2.d. État sain, défaut d'écaillage des engrenages / défaut de bague interne (E8) et défaut de demi-dent cassée / défaut de bague interne de roulement (E9)

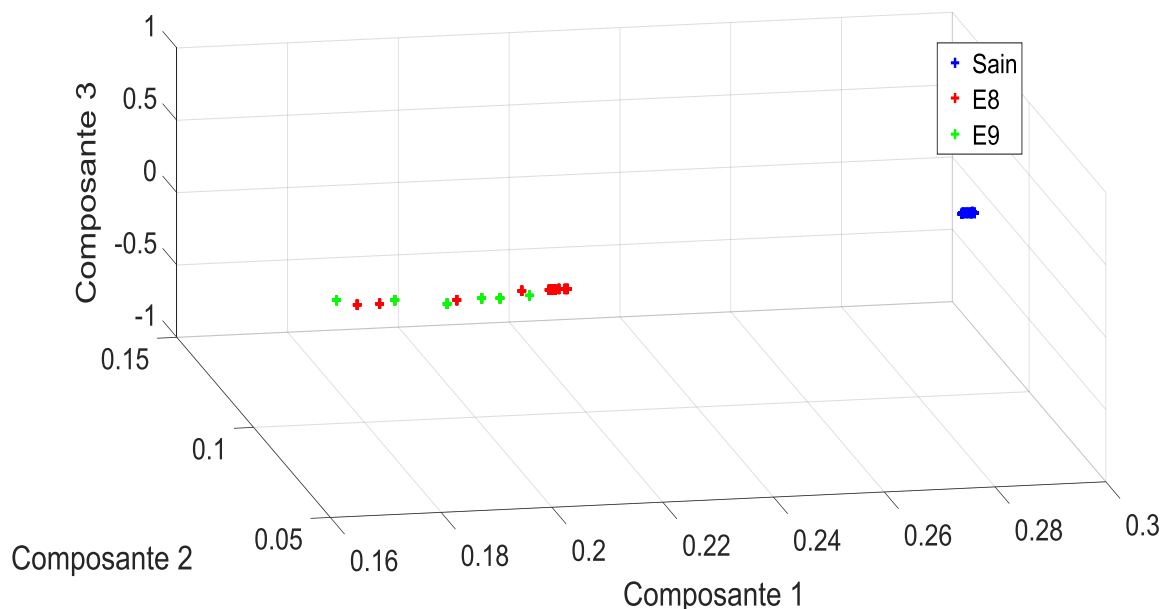


Figure 90 : Classification des composantes de l’algorithme d’estimation entre l’état sain (bleu), le défaut d’écaillage des engrenages combiné à un défaut de bague interne de roulement E8 (rouge) et le défaut de demi-dent cassée combiné à un défaut de bague interne de roulement (vert) à une fréquence d’alimentation de 45 Hz et 25 % de niveau de charge.

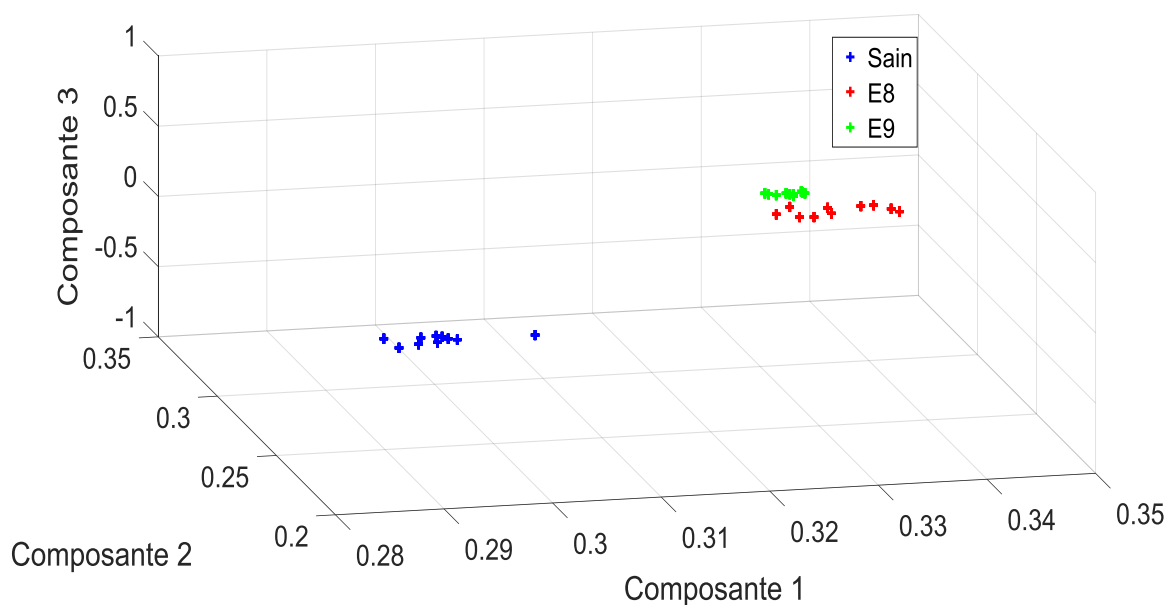


Figure 91 : Classification des composantes de l’algorithme d’estimation entre l’état sain (bleu), le défaut d’écaillage des engrenages combiné à un défaut de bague interne de roulement E8 (rouge) et le défaut de demi-dent cassée combiné à un défaut de bague interne de roulement (vert) à une fréquence d’alimentation de 45 Hz et 75 % de niveau de charge.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 25% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- La fréquence caractéristique de rupture de barres du rotor (54 Hz) (65).
- La valeur moyenne de la puissance active normalisée m_p (76).

L'erreur de classification dans le cas à 25 % de niveau de charge est de 13.33 %.

Dans ce cas, la classification de l'état E8 et E9 se fait difficilement et l'erreur de classification calculée est la plus importante de tous les cas étudiés.

De plus, certains indicateurs sélectionnés en tant que paramètres pertinents sont erronés notamment la fréquence caractéristique de rupture de barres.

Les cinq indicateurs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme dans le cas d'un niveau de charge de 75% sont les suivants.

- La compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31).
- La compacité de la torsion $\tau(t)$ (50).
- La compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48).
- La fréquence caractéristique de défaut d'engrenages f_{de} (60).
- La fréquence caractéristique du défaut de désalignement $f_{dés}$ (61).

L'erreur de classification dans le cas à 75 % de niveau de charge est de 3.33 %.

Dans ce cas, la classification est nettement meilleure que dans le cas avec 25 % de niveau de charge mais elle admet une erreur de classification entre l'état E8 et E9.

La sélection est aussi clairement plus acceptable vu qu'on retrouve la fréquence caractéristique du défaut d'engrenages mais elle contient des éléments erronés comme la fréquence caractéristique du défaut de désalignement.

IV. Discussion des résultats

Globalement, les cas de fonctionnement défaillant regroupant le défaut d'écaillage (E2) et de demi-dent cassée des engrenages (E3), les défauts de bagues interne (E5) et externe (E6) du roulement ainsi que les deux combinaisons de défauts d'engrenages et de roulement (E8 et E9) sont clairement détectables par rapport au fonctionnement sain au niveau de tous les résultats expérimentaux de l'algorithme proposé. En effet, de façon générale, la classification de l'état sain et de l'ensemble des états défaillants est excellente avec des nuages de points distinctement séparés et se produit sans erreur de classification. L'algorithme proposé est donc capable de détecter l'apparition d'un défaut donné par rapport au fonctionnement sain quel que soit le niveau de charge appliqué et ce à différentes configurations. Ceci garanti donc les capacités principales de l'approche implémentée en termes de détection des défauts par rapport à l'état sain.

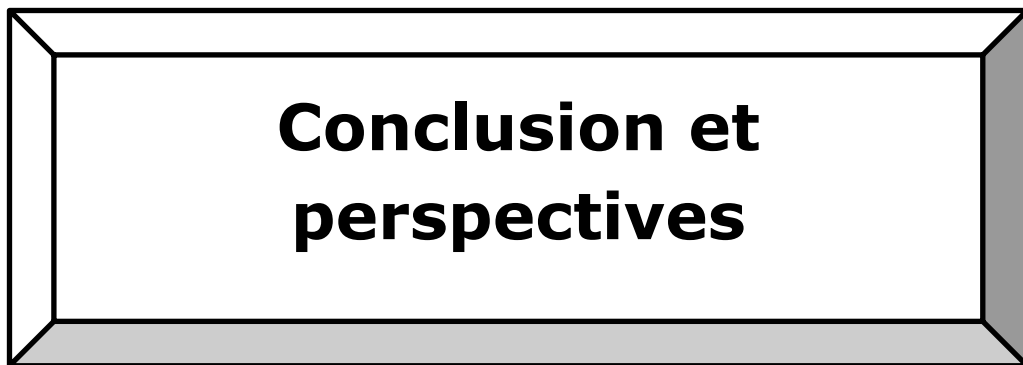
Cependant, on retrouve des erreurs de classification plus ou moins récurrentes au niveau de la distinction entre les différents types de défaut rencontrés. En effet, cette erreur est maximale (13.33 %) dans le cas où il y a le plus de défauts combinés en même temps, particulièrement à faible niveau de charge. L'algorithme a donc plus de difficulté à faire le tri de l'information spécifique à extraire dans un environnement riche en dynamiques de défaut. Sachant qu'il s'agit du pire cas de figure, cette erreur reste relativement acceptable car l'algorithme d'estimation arrive en grande partie à distinguer entre de nombreux défauts mélangés en parallèle et assez proches en termes d'influence.

On constate aussi que, globalement, la classification des différents défauts est nettement meilleure dans les cas de niveau de charge élevé par rapport aux cas où le niveau de charge est faible. En effet, on remarque une diminution notable de l'erreur de classification entre les deux niveaux de charge, comme par exemple sa baisse de 10 % dans le cas sain, E8 et E9 quand la charge devient élevée. Ceci est en concordance avec le principe physique qui fait que la dynamique du système soit influencée par la charge et donc tout phénomène (comme les défauts) qui s'y produit se voit accentué par l'élévation de celle-ci. En effet, lorsque le niveau de charge augmente, le pourcentage d'énergie de déformation stocké dans les dentures et les roulements augmente ce qui se traduit par des amplitudes de défaut plus importantes ainsi qu'un rapport signal sur bruit plus élevé que l'algorithme arrive à détecter.

Concernant les indicateurs de défaut, de façon générale, les indicateurs géométriques proposés ont été majoritairement sélectionnés en tant qu'indicateurs pertinents par rapport aux indicateurs classiques. Les exceptions sont la compacité de la transformée de Park (30), la compacité du vecteur de position (51) et la compacité de la courbure (79) qui n'ont été sélectionnés en aucun cas, ce qui permet de les discréditer en tant qu'indicateurs peu fiables pour le diagnostic.

On remarque aussi la sélection de quelques indicateurs erronés en tant qu'indicateurs pertinents dans certains cas comme la fréquence caractéristique de rupture de barres alors que ce défaut n'existe pas. Cette erreur ne provient pas forcément du processus de sélection de l'algorithme SBS mais ceci émane probablement de la proximité de ces fréquences aux fréquences réellement représentatives du défaut, particulièrement suite aux décalages de la dynamique qui sont provoqués par les variations de charge, de phases et de vitesse.

Enfin, on constate que l'indicateur géométrique de la compacité de la torsion $\tau(t)$ (50) a été souvent sélectionné dans la plupart des cas de figure. Cet état de fait combiné à sa valeur extrêmement petite et sa forme d'onde très sensible font douter de son caractère discriminant. En revanche, la compacité de la transformée de Concordia du courant $I_{\alpha,\beta}$ (31) et la compacité du vecteur binormal $B(t)$ (48) se révèlent être d'excellents indicateurs géométriques dans le cadre du diagnostic des défauts d'engrenages à partir des courants électriques triphasés du moteur.



**Conclusion et
perspectives**

• Conclusion

L'objectif principal de cette thèse est d'établir le diagnostic des engrenages en se basant sur les indicateurs géométriques à partir des signaux électriques triphasés des moteurs dans les systèmes à entraînement électrique. Le travail rentre dans la thématique du diagnostic au sein de la stratégie de maintenance préventive conditionnelle et repose sur l'analyse des signatures des courants des moteurs (MCSA) en tant qu'approche non-intrusive pour la surveillance des défauts d'engrenages.

La nouveauté qu'apporte ce travail réside dans l'utilisation de plusieurs indicateurs géométriques pertinents basés sur les représentations multidimensionnelles des signaux électriques triphasés dans le cadre du diagnostic d'engrenages. La méthode proposée est capable de diagnostiquer différents types de défaut d'engrenages dans différentes configurations et de les distinguer par rapport aux défauts de roulements établissant ainsi un diagnostic efficace.

Le premier chapitre de ce travail fait office d'une mise en contexte de l'approche proposée en établissant une étude bibliographique du diagnostic des engrenages dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle. Ce chapitre met en lumière l'importance du diagnostic des engrenages en étudiant les différents types d'avaries et leur influence prépondérante sur les systèmes électriques. Ensuite, une étude de la méthodologie du diagnostic de façon générale centrée autour de l'analyse, de la surveillance et du diagnostic a été établie.

Il a aussi été question d'étudier en détail les différentes méthodes d'analyse utilisées par opposition à l'analyse des courants électriques. Les méthodes de surveillance les plus utilisées ont été détaillées entre l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle et l'analyse temps-fréquence. Enfin, il a été aussi question d'énoncer les nombreuses méthodes de diagnostic de l'état de l'art entre les méthodes quantitatives et qualitatives.

Le deuxième chapitre présente une étude approfondie des signatures du courant électrique dans le cadre de la détection des défauts mécaniques des engrenages. Ce chapitre a établi d'abord une des problématiques principales de ce travail en explorant les limites majeures de l'analyse vibratoire en termes de surveillance de défaut. En contraste, l'intérêt de l'analyse des signaux électriques en tant qu'alternative non-intrusive, pratique et peu coûteuse pour le diagnostic a été énoncé.

Ensuite, on a étudié la théorie de base des signatures du courant électrique du moteur prouvant ainsi la capacité de cette grandeur physique en termes de détection des défaillances des engrenages. Finalement, les différentes applications scientifiques de l'analyse des courants du moteur pour la surveillance des engrenages dans le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps-fréquence ont été discutées.

Dans le troisième chapitre, l'approche proposée dans ce travail ainsi que les différents outils utilisés ont été présentés. Ce chapitre s'est articulé premièrement autour de la présentation des indicateurs géométriques proposés qui tirent profit de l'information contenue dans les motifs géométriques multidimensionnels des courants triphasés pour la détection des défauts d'engrenages.

Ces indicateurs représentent les transformées de Park et de Concordia qui se basent sur la représentation bidimensionnelle du courant triphasé ainsi que les indicateurs issus des propriétés

géométriques de la représentation tridimensionnelle du courant triphasé dans le repère de Frenet-Serret. Les indicateurs proposés ont ensuite été intégrés à une bibliothèque d'indicateurs regroupant une large panoplie d'indicateurs classiques des divers défauts servant ainsi de cadre de référence pour la validation de cette méthode.

Deuxièmement, ce chapitre détaille l'algorithme d'estimation sur lequel repose ce travail. Cet algorithme assure le calcul de l'ensemble des indicateurs implémentés et établit le processus de diagnostic des engrenages à partir des mesures des signaux électriques. Ainsi, ses différentes étapes et les outils associés ont été présentés : le traitement de signal (algorithme de décomposition modale empirique et filtrage), la normalisation, la sélection des indicateurs (algorithme de sélection séquentielle rétrograde), l'extraction des indicateurs (algorithme de l'analyse en composantes principales) et la classification des indicateurs (algorithme de regroupement K-moyennes).

Le quatrième et dernier chapitre s'articule autour des applications expérimentales de l'algorithme proposé. L'application de cette méthode s'est d'abord effectuée au niveau du banc de test GOTIX qui comprend un défaut d'usure naturelle des engrenages apparu sans initialisation artificielle du défaut. Les résultats expérimentaux des différentes étapes de l'algorithme montrent la prise en compte efficace du défaut d'engrenages lors de son apparition.

Les résultats de l'algorithme d'estimation reposent sur la sélection d'un certain nombre d'indicateurs géométriques jugés plus pertinents aux dépens des indicateurs classiques de défaut. L'algorithme permet alors une excellente classification entre l'état sain et l'état du défaillant établissant ainsi la méthode proposée en tant qu'approche de diagnostic efficace pour les engrenages à partir des courants électriques du moteur.

L'approche proposée a été enfin validée en se basant sur une application expérimentale supplémentaire dans une configuration différente au niveau du banc de test du CUR. Cette validation regroupe divers types de défauts initialisés artificiellement : défaut d'écaillage des engrenages, défaut de rupture de dent d'engrenages ainsi que des défauts de bagues internes et externes de roulements. Ces défauts ont été combinés au sein de plusieurs cas d'étude avec différents niveaux de charge.

Les résultats expérimentaux de l'algorithme d'estimation relatifs à ces nombreux cas montrent une excellente classification entre les états sains et les états défaillants quel que soit le niveau de charge. Ceci s'est effectué à partir d'une majorité d'indicateurs géométriques jugés pertinents, validant ainsi les capacités de diagnostic de la méthode proposée. La classification entre les différents types de défauts se révèle moins bonne en fonction des niveaux de charge et des types de défaut. Aussi, une partie des indicateurs géométriques proposés, notamment la transformée de Park, le vecteur de position, la courbure et, dans une moindre mesure, la torsion, s'avère être nettement moins efficace que les autres, notamment la transformée de Concordia et le vecteur binormal, qui font office d'excellents indicateurs de défaut dans le contexte du diagnostic des engrenages à base de l'analyse des signatures du courant électrique triphasé du moteur.

• **Limites et perspectives**

La limite majeure du diagnostic basé sur les indicateurs issus des propriétés géométriques du repère de Frenet-Serret réside dans sa dépendance au filtrage autour de la fréquence de défaut afin de garantir des formes d'ondes tridimensionnelles qui se rapprochent au maximum de la forme elliptique sur laquelle repose cette théorie. La localisation des fréquences relatives aux défauts traités afin de mettre en place le processus de filtrage autour desdites fréquences est donc indispensable pour assurer la caractérisation convenable du défaut à partir de ces indicateurs. Ainsi, cette approche requiert la connaissance a priori de l'information liée au défaut en question afin de mettre en place le diagnostic adéquat. Il devient alors relativement important de partir à la recherche de techniques de traitement de signal plus développées ou d'apporter des améliorations au processus d'estimation des propriétés de Frenet-Serret afin de pallier cette contrainte.

Une autre limite concerne l'estimation de l'indicateur de torsion issu des propriétés géométriques du repère de Frenet-Serret. En effet, cet indicateur semble prometteur de par ses implications théoriques et du fait qu'il soit sélectionné en tant qu'indicateur pertinent de façon récurrente dans plusieurs cas. Cependant, les constatations expérimentales relatives à sa valeur extrêmement petite, sa forme d'onde instable et sa nature très peu discriminante en font un indicateur discutable. Des efforts seront donc déployés dans l'optique de remédier au caractère hypersensible de cet indicateur en utilisant des outils statistiques et de traitement de signal dédiés particulièrement à l'indicateur géométrique de la torsion afin de mettre à profit son potentiel de détection.

Concernant les perspectives découlant de ce travail, un intérêt particulier va dans le sens d'explorer l'application des indicateurs proposés en régime variable. En effet, un des avantages majeurs de l'utilisation des indicateurs géométriques des défauts est le fait qu'ils sont totalement indépendants de la fréquence. Ils sont donc particulièrement adaptés aux régimes de fonctionnement transitoires où la fréquence de rotation varie en fonction du temps. Ainsi, grâce à leur nature et aux informations supplémentaires qu'ils comportent, ils peuvent potentiellement constituer une alternative prometteuse aux techniques temps-fréquence utilisées.

Aussi, bien que l'algorithme de regroupement K-moyennes utilisé a donné des résultats satisfaisants, il reste un algorithme simple et limité qui a été délibérément choisi afin de mettre en valeur les capacités des indicateurs proposés plus que le processus de classification. Il est donc envisageable d'améliorer nettement le diagnostic en ayant recours à des algorithmes de classification plus avancés comme les réseaux de neurones.

De plus, l'initiative d'évaluer le processus de diagnostic en procédant à la comparaison de la classification des indicateurs géométriques pris à part et par opposition aux indicateurs classiques constitue une perspective intéressante.

En outre, l'exploitation plus généralisée de la bibliothèque d'indicateurs construite fait partie des préoccupations futures. Ainsi, l'étude de différents défauts mécaniques et électriques autres que les défauts d'engrenages et de roulements est envisagée. Eventuellement, le recours à des techniques d'analyse supplémentaires telles que l'analyse du flux et du champ électromagnétique constitue aussi une perspective digne d'intérêt.

Enfin, l'exploitation ainsi que l'adaptation de l'approche proposée dans le cadre du pronostic et de la prédiction des défauts fait aussi partie des perspectives envisagées.

Publications

Conférences internationales

- M. Frini, A. Soualhi, M. El Badaoui et G. Marrakchi, "Gear fault detection using the geometric properties of electrical currents in three-phase induction motor-based systems", *International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention*, pages 1-12, 2016.
- N. G. Lo, A. Soualhi et M. Frini, "Gear and Bearings Fault Detection Using Motor Current Signature Analysis", *IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications ICIEA*, pages 1-7, 2018.

Reuves internationales

- M. Frini, A. Soualhi, M. El Badaoui et G. Marrakchi, "Gear fault detection using the geometric properties of electrical currents in three-phase induction motor-based systems", *International Journal for Condition Monitoring*, pages 1-12, 2017.
- M. Frini, A. Soualhi, et M. El Badaoui, "Gear Faults Diagnosis Based on the Geometric Indicators of Electrical Signals in Three-Phase Induction Motors", *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 1-19, 2018 (soumis).

Annexe

Algorithme de la Décomposition Modale Empirique (EMD) :

- (1) Initialiser : $r_0 = x(t)$ et $j = 1$.
- (2) Extraire la J -ème IMF I_j .
 - (a) Initialiser : $h_{j(k-1)} = r_{j-1}$, $k = 1$.
 - (b) Extraire le minima local et le maxima local de $h_{j(k-1)}$.
 - (c) Interpoler le minima local et le maxima local par interpolation spline cubique pour former l'enveloppe inférieure et l'enveloppe supérieure de $h_{j(k-1)}$.
 - (d) Calculer la moyenne $m_{j(k-1)}$ de l'enveloppe inférieure et de l'enveloppe supérieure de $h_{j(k-1)}$.
 - (e) Poser $h_{jk} = h_{j(k-1)} - m_{j(k-1)}$.
 - (f) Si h_{jk} est une IMF alors affecter $I_j = h_{jk}$,
Sinon retourner à l'étape (b) avec $k = k+1$.
- (3) Définir le résidu $r_{j+1} = r_j - I_j$.
- (4) Si r_{j+1} possède encore au moins 2 extrema, alors revenir à l'étape (2) avec $j = j+1$,
Sinon le processus de décomposition se termine et r_{j+1} devient le résidu r_J du signal.

Algorithme Analyse en Composantes Principales (PCA) :

- (1) Poser P_j points de paramètres représentant un ensemble de dimensionnalité d avec N le nombre de points et initialiser $j, k = 1$.
- (2) Centraliser les points de paramètres P_j .
 - (a) Calculer le vecteur moyenne P_{moy} tel que

$$P_{moy} = \frac{\sum_{j=1}^N P_j}{N}$$

- (b) Construire la matrice centralisée par rapport au vecteur moyenne P_{cent} tel que

$$P_{cent} = [\bar{P}_1 \dots \bar{P}_N]$$

Avec $\bar{P}_j = P_j - P_{moy}$ est le vecteur ajusté par rapport au vecteur moyenne pour chaque j .

- (3) Calculer la matrice de covariance C qui représente la mesure de covariance entre les points de paramètres P_j de façon à étudier la relation de chaque paire de points (sa valeur est positive si les deux sont proportionnels et négative sinon) tel que

$$C = \begin{bmatrix} Cov_{0,0} & Cov_{0,1} & \dots & Cov_{0,n} \\ \vdots & \dots & \dots & \vdots \\ Cov_{n,0} & \dots & \dots & Cov_{n,n} \end{bmatrix}$$

Avec $Cov_{j,k} = (P_j - P_{moy}) \cdot (P_k - P_{moy})$

Tel que « \cdot » représente le produit scalaire.

- (4) Calculer les valeurs propres λ_k et les vecteurs propres V_k de la matrice de covariance.
 - (a) Calculer les valeurs propres λ_k de la matrice de covariance C en résolvant l'équation $\det(\lambda I - C) = 0$.
Avec « \det » représente-la déterminant de la matrice, λ est la valeur propre associé à la matrice et I est la matrice identité (matrice carrée avec des 1 en diagonale et des 0 ailleurs).
 - (b) Calculer les vecteurs propres V_k associés à chaque valeur propre λ_k en résolvant l'équation $(\lambda_k I - C) * V_k = 0$.
- (5) Choisir un nombre $m < d$ désiré de vecteurs propres V_k qui possèdent les valeurs propres λ_k les plus élevées. En effet, plus la valeur propre est importante, plus la variance du vecteur correspondant est élevée. Ainsi, en effectuant cette opération, on préserve le plus possible d'information.

- (6) Projeter les points P_j sur les vecteurs propres sélectionnés V_k .

- (a) Rassembler les vecteurs propres sélectionnés V_k dans une matrice de vecteurs propres tel que

$$M_{vp} = [V_1 \cdots V_m].$$

- (b) Calculer les vecteurs de base B_v en multipliant la matrice centralisée P_{cent} de l'étape (2-b) par la matrice de vecteurs propres M_{vp} tel que

$$B_v = P_{cent} * M_{vp}.$$

- (c) Représenter chaque point de paramètre P_j en tant que projection P_{proj} sur les vecteurs propres V_k en effectuant une combinaison linéaire des vecteurs de base B_v tel que

$$P_{proj} = {}^t(P_j - P_{moy}) * B_v$$

Algorithme K-moyennes :

- (1) Spécifier le nombre $K \in \mathbb{N}$ de groupes à générer à partir de n points de données.
- (2) Choisir aléatoirement K points en tant que centroïdes c tel que c_1, c_2, \dots, c_k .
- (3) Pour $j = 1, \dots, K$, affecter chaque point x_j au centroïde c_i le plus proche.
 - (a) Calculer la distance euclidienne D de chaque point x_j par rapport au centroïdes sélectionnés c tel que $D = \|x_j - c_i\|^2$.
 - (b) Affecter les points aux groupes G des centroïdes les plus proches tel que $G_{j^*} = G_{j^*} \cup \{x_j\}$.
De sorte à ce que la distance D soit minimale tel que $j^* = \arg \min_i (D)$
- (4) Pour chaque $i=1, \dots, n$, mettre à jour les centroïdes c tel que

$$C_i = \frac{1}{|G_i|} \sum_{x_j \in G_i} x_j$$

- (5) Répéter l'étape (3) jusqu'à ce que fonction objective F_{obj} soit minimisée tel que

$$F_{obj} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i - c_j\| \leq \varepsilon .$$

Bibliographie

- [1] J. Guzinski, M. Diguët, Z. Krzeminski, A. Lewicki et H. Abu-Rub, "Application of speed and load torque observers in high speed train drive for diagnostic purpose," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 56, no. 1, pp. 248–256, 2009.
- [2] P. Arquès, "Diagnostic prédictif et défaillances des machines : Théorie, Traitement, Analyse, Reconnaissance, Prédiction", Editions Technip, 2009.
- [3] Xu, M., "The State-of-the Art of Machinery Condition Monitoring/Fault Diagnosis Techniques in China and some Development Trends", Proceedings first International Machinery Monitoring and Diagnostics Conference and Exhibit, pp. 466-471, 1989.
- [4] S. Villwock et M. Pacas, "Time domain identification method for detecting mechanical backlash in electrical drives", IEEE Transactions on Industrial Electronics, pages 568-573, 2009.
- [5] S. H. Kia, H. Henao et G.A. Capolino, "Trends in gear fault detection using electrical signature analysis in induction machine-based systems", IEEE Workshop on Electrical Machines Diagnosis, pages 297-303, 2015.
- [6] C. Breneur, "Eléments de maintenance préventive des machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenages et de roulements", Phd. Thesis, 2002.
- [7] P.D. McFadden et J.D. Smith, "Model for the vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing", Journal of Sound and Vibration, vol. 98, pages 263-273, 1985.
- [8] D. Augeix, "Analyse vibratoire des machines tournantes", Techniques de l'Ingénieur, traité Génie mécanique, pages 1-22, 2002.
- [9] M.E. Badaoui, "Contribution au Diagnostic Vibratoire des Réducteurs Complexes à Engrenages par l'Analyse Cepstrale", Phd. Thesis, 1999.
- [10] M. Ayad, "Recherche de signatures robustes des défauts dans une machine tournante à travers l'analyse des signaux vibratoires", Phd Thesis, pages 1-114, 2015.
- [11] V. Leemans, "Les méthodes et outils de diagnostic et de contrôle appliqués pour la maintenance et la maîtrise des risques - Application de la Thermographie infrarouge au diagnostic", ENIM, pages 1-13, 2008.
- [12] P. Arquès, "Diagnostic prédictif et défaillances", TECHNIP, pages 1-289, 2009.
- [13] C. Migeon, "Emission acoustique et analyse vibratoire pour l'étude des défauts de roulements pour différents régimes moteurs", Phd. Thesis, pages 1-131, 2011.
- [14] R. R. Schoen, T. G. Habetler, F. Kamran et R. G. Bartheld, "Motor bearing damage detection using stator current monitoring", IEEE Transaction on Industry Applications, vol. 31, pages 1274 – 1279, 1995.
- [15] R. Casimir, "Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes", Phd Thesis, pages 1-173, 2003.
- [16] Z. Hurtado, C. Tello et J. Sarduy, "A review on location, detection and fault diagnosis in induction machines", Journal of Engineering Science and Technology, vol. 8, pages 185 – 195, 2015.
- [17] J. Vasselin, M. Petit, J. Mocq, "L'apport de l'analyse des courants d'alimentation des moteurs pour la maintenance conditionnelle des machines tournantes : mise en œuvre et retours d'expérience", 22 ème Congrès Français de Mécanique, pages 1-6, 2015.
- [18] M. Ayad, "Recherche de signatures robustes des défauts dans une machine tournante à travers l'analyse des signaux vibratoires", Phd Thesis, pages 1-114, 2015.

- [19] M. D. Prieto, G. Cirrincione, A. G. Espinosa, J. A. Ortega, et H. Henao, "Bearing faults detection by a novel condition monitoring scheme based on statistical-time features and neural networks", *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 60, pages 3398–3407, 2013.
- [20] K. Chen, X. Li, F. Wang, T. Wang, et C. Wu, "Bearing fault diagnosis using Wavelet analysis", *IEEE Int. QRRMSE*, pages 699-702, 2012.
- [21] D. Tobon-Mejia, K. Medjaher et N. Zerhouni, "CNC machine tool's wear diagnostic and prognostic by using dynamic Bayesian networks", *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 28, pages 167–182, 2012.
- [22] G. Niu et B. Yang, "Intelligent condition monitoring and prognostics system based on data-fusion strategy", *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pages 8831–8840, 2010.
- [23] S.J. Loutridis, "Damage detection in gear systems using empirical mode decomposition". *Engineering Structures*, vol. 26, pages 1833–1841, 2004.
- [24] Hu, T., B.C. Lu, et G.J. Chen, "A Rotary Machinery Fault Diagnosis Approach Based on Rough Set Theory", *World Congress on Intelligent Control and Automation*, pages 589-685, 2000.
- [25] K. L. Tsui, N. Chen, Q. Zhou, Y. Hai et W. Wang, "Prognostics and Health Management: A Review on Data Driven Approaches", *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 15, pages 1-17, 2015.
- [26] F. Hemmati, W. Orfali, M. S. Gadala, "Roller bearing acoustic signature extraction by wavelet packet transform, applications in fault detection and size estimation", *Applied Acoustics*, vol. 104, pages 101–118, 2016.
- [27] P. D. McFadden, "A technique for calculating the time domain averages of the vibration of the individual planet gears and sun gear in an epicyclic gearbox", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 144, No. 1, pp. 163-172, 1991.
- [28] Frédéric Bonnardot, "Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité floue", *Phd Thesis*, 2004.
- [29] G. Dalpiaz, "Gear fault monitoring comparison of vibration analysis techniques", *Italian National Research Council in Prentic e Hall International*, vol. 27, pages 623-632, 1975.
- [30] 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, pp. 469 – 480, 1999.
- [31] G. Didier, "Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances", *Phd Thesis*, 2004.
- [32] Z. Feng et M. Liang, "Fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under non stationary conditions via adaptive optimal kernel time-frequency analysis", *Renewable Energy*, vol. 66, pages 468-477, 2014.
- [33] Al. V. Oppenheim et R. W. Schafer, "From Frequency to Quefrequency: A History of the Cepstrum", *IEEE Signal processing magazine*, vol. 21, pages 1-12, 2004.
- [34] M. El Badaoui, F. Guillet, N. Nejjar, P. Martini et J. Danière, "Diagnostic d'un train d'engrenages par analyse cepstrale synchrone", *GRETSI*, pages 761-764, 1997.
- [35] Liu, S. et W. Shi, "Rough set based intelligence diagnostic system for valves in reciprocating pumps", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, vol.1, Pages 353-358, 2001.
- [36] L. Burgess et T. Shimbil, "What is the prognosis on your maintenance program", *Engineering & Mining Journal*, vol. 2, pages 1-14, May.1995.

- [37] J. Lee, "Sound and vibration signal analysis using improved short-time Fourier representation", *International Journal of Automotive and Mechanical Engineering*, Vol. 7, pages 811-819, 2013.
- [38] F. Auger, P. Flandrin, P. Gonçalvès et O. Lemoine, "Time-Frequency Toolbox, 1996.
- [39] V. Giurgiutiu, L. Yu, "Comparison of Short-time Fourier Transform and Wavelet Transform of Transient and Tone Burst Wave Propagation Signals For Structural Health Monitoring", *International Workshop on Structural Health Monitoring*, vol.5 , 2003.
- [40] J. K. Hammond, P. R. White, "The analysis of non-stationary signals using time-frequency methods", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 190, pages 419–447, 1996.
- [41] Q. Yang, "Model-Based and Data Driven Fault Diagnosis Methods With Applications to Process Monitoring", PhD thesis, Electrical Engineering and Computer Sciences, Case Western Reserve University, 2004.
- [42] Y. Hawwari et A. Soualhi, "A survey about diagnosis and prognosis methods used in prognostic and health management", Master thesis, pages 1-111, 2017.
- [43] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, K. Yin et S. N. Kavuri, "A review of process fault detection and diagnosis part I: Quantitative model based methods", *Computers and Chem. Eng.*, vol. 27, pages 293-311, 2003.
- [44] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, K. Yin et S. N. Kavuri, "A review of process fault detection and diagnosis part II: Qualitative models and search strategies", *Computers and Chem. Eng.*, vol. 27, pages 313-326, 2003.
- [45] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, K. Yin et S. N. Kavuri, "A review of process fault detection and diagnosis part III: Process history based methods", *Computers and Chem. Eng.*, vol. 27, pages 327-346, 2003.
- [46] R. Milne, "Strategies for diagnosis", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 17, pages 333-339, 1987.
- [47] R. J. Patton et J. Chen, "Observer-based fault detection and isolation: Robustness and applications", *Contr. Eng. Practice*, vol. 5, pages 671-682, 1997.
- [48] M. Said, M. Benbouzid, et A. Benchaib, "Detection of broken bars in induction motors using an extended kalman filter for rotor resistance sensorless estimation", *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol 15(1), pages 66—70, 2000.
- [49] E. Potter et M. Sunman, "Threshold-less redundancy management with arrays of skewed instruments", *AGARDOGRAPH*, vol. 224, pages 1-15, 1977.
- [50] E.Y. Chow et A.S. Willsky, "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems", *IEEE Transactions on Automatic control*, vol. 29, pages 603-614, 1984.
- [51] J. Gertler, "Analytical redundancy methods in fault detection and isolation", *IFAC/IMACS symposium on fault detection, supervision and safety for technical processes*, pages 9–21, 1991.
- [52] X. Ding, L. Guo et T. Jeinsch, "A characterization of parity space and its application to robust fault detection", *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 44, pages 337–343. 1999.
- [53] Feng Ding, Xuehai Wang, Qijia Chen et Yongsong Xiao, "Recursive Least Squares Parameter Estimation for a Class of Output Nonlinear Systems Based on the Model Decomposition", *Circuits Syst. Signal Process*, vol. 35, pages 3323–3338. 2016
- [54] Dongqing Wang, "Hierarchical parameter estimation for a class of MIMO Hammerstein systems based on the reframed models", *Applied Mathematics Letters*, vol. 57, pages 13–19, 2016.

- [55] Ling Xu, Lei Chen et Weili Xiong, “parameter estimation and controller design for dynamic systems from the step responses based on the Newton iteration”, *Nonlinear Dyn*, vol. 79, pages 2155–2163, 2015.
- [56] B.E. Kelly et F.P. Lees, “The propagation of faults in process plants: 2. Fault tree synthesis”, *Reliability Engineering*, Vol. 16, pages 39-62, 1986.
- [57] S. Lapp et G. Powers, "Computer-aided Synthesis of Fault-trees," , *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 26, pages 2-13,1977.
- [58] Fan Yang, S. Shah et Deyun Xiaosigned, “Directed graph based modeling and its validation from process knowledge and process data”, *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, vol. 22, pages 41–53, 2012.
- [59] Y. Liu, G. Wu, C. Xie, Z. Duan, M. Peng et M. Li, “A fault diagnosis method based on signed directed graph and matrix for nuclear power plants”, in *Nuclear Engineering and Design*, vol. 297, pages 166–174. 2016.
- [60] B. Bouamama, G. Biswas, R. Loureiro et R. Merzouki, “Graphical methods for diagnosis of dynamic systems: Review”, *Annual Reviews in Control*, vol. 38, pages 199–219, 2014.
- [61] J. Kleer et S. Brown, “A qualitative physics based on confluences”, *Journal of Artificial Intelligence*, vol. 24, pages 7-83, 1984.
- [62] Y. Iwasaki et H. Simon, “Causality in device behavior”, *Journal of Artificial Intelligence*, vol. 29, pages 3-32, 1986.
- [63] H. Kay et B. Kuipers, “Numerical behavior envelopes for qualitative models”, *Proceedings of AAAI*, vol. 93, pages 606—613, 1993.
- [64] S. Grantham et L. Ungar, “Comparative analysis of qualitative models when the model changes”, *AICHE journal*, vol. 37, vol. 931-943, 1991.
- [65] W. Becraft et P. Lee, “An integrated neural network/expert system approach for fault diagnosis”, *Computers & Chemical Engineering*, vol.17, pages 1001–1014, 1993.
- [66] E. Tarifa, N. Scenna, “Fault diagnosis, direct graphs, and fuzzy logic”, *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 21, pages 649-654, 1997.
- [67] S. Rich, “Model-based reasoning in diagnostic expert systems for chemical process plants”, *Computers & Chemical Engineering*, vol.11, pages 111–122, 1987.
- [68] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, S. Kavuri et K. Yin, “A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history based methods”, *Computers & Chemical Engineering*, pages 327–346, 2003.
- [69] Z. Gao, CarloCecati et S. Ding, “A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques-Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches”, *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 62, 2015.
- [70] J. MacGregor et T. Kourti, “Statistical process control of multivariate processes”, *Control Engineering Practice*, vol. 3, pages 403-414, 1995.
- [71] B. Wise et N. Gallagher, “The process chemometrics approach to process monitoring and fault detection”, *Journal of Process Control*, vol.6, pages 329 – 348, 1996.
- [72] P. N. Larsen, “Unsupervised condition change detection in large diesel engines”, *IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pages 565–574, 2003.
- [73] M. Zuo, J. Lin, X. Fan, “Feature separation using ICA for a one-dimensional time series and its application in fault detection”, *Journal of Sound and Vibration*, vol. 287, pages 614–624, 2005.
- [74] S. Qin, “Recursive PLS algorithms for adaptive data modeling”, *Computers and Chem. Eng.*, vol. 22, pages 503-514, 1998.

- [75] S. Qin et T. McAvoy, "Nonlinear PLS modeling using neural networks", *Computers and Chem. Eng.*, vol. 16, pages 379-391, 1992.
- [76] R. Rengaswamy et V. Venkatasubramanian, "A fast training neural network and its updating for incipient fault detection and diagnosis", *Computers and Chem. Eng.*, vol. 24, pages 431-437, 2000.
- [77] E. Pazouki et S. Choi, "Fault diagnosis and condition monitoring of bearing using multisensory approach based fuzzy-logic clustering", *IEEE international conference on Electric Machines and Drives*, vol 2, pages 1412-1418, 2015.
- [78] A. Younus et B. Yang, "Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using infrared thermal image in Expert Systems with Applications", vol. 39, pages 2082–2091, 2012.
- [79] M. Msaaf et F. Belmajdoub, "Application des réseaux de neurone de type feedforward dans le diagnostic statique", *Conférence Internationale sur la conception et production intégrées*, pages 1-6, 2015.
- [80] Y. Pao, "Adaptive pattern recognition and neural networks", Addison-Wesley Longman Publishing Co., pages 1-355, 1989.
- [81] D. Broomhead et D. Lowe, "Radial basis functions, multi-variable functional interpolation and adaptive networks", *DTIC*, pages 1-223, 1988.
- [82] A. Ürmös, M. Farkas, L. T. Kóczy et A. Nemcsics, "Quantum Structure Classification by Kohonen Self-Organizing Map and by Fuzzy C-Means Algorithm", *IEEE International Conference on System Science and Engineering*, pages 1-12, 2013.
- [83] R. B. Randall, "Vibration-based condition monitoring", John-Wiley Press, 2011.
- [84] G. Dalpiaz, A. Rivolta et R. Rubini, "Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 14, pages 387–412, 2000.
- [85] S.H. Kia, H. Henao et G.A. Capolino, "Gear tooth surface damage fault detection using induction machine electrical signature analysis", in *Proc. of SDEMPED, Vol 27*, pp. 358-364, 2013.
- [86] A. Boulenger, "Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations", *Techniques de l'ingénieur*, pages 1-285, 2007.
- [87] C. Kar et A. Mohanty, "Monitoring gear vibrations through motor current analysis and wavelet transform", *Mechanical Systems and signal processing*, vol. 20, pages 158-187, 2006.
- [88] C. Pachaud, "L'analyse de l'intensité du courant statorique : outil de surveillance et de diagnostic", *Journal sur l'enseignement des sciences et technologies de l'information et des systèmes*, vol. 4, pages 1-12, 2005.
- [89] F. Combet, "Gear fault diagnosis by motor current analysis – application to industrial cases", *Surveillance 7*, pages 1-7, 2013.
- [90] M. Rgeai, F. Gu, A. Ball, M. Elhaj, M. Ghretli M, "Gearbox Fault Detection Using Spectrum Analysis of the Drive Motor Current Signal", *Engineering Asset Lifecycle Management Springer*, pages 758-769, 2010.
- [91] R. Yacimini, "Monitoring torsional vibrations of electromechanical systems using stator currents", *Journal of Vibration and Acoustics*, Vol. 120, pages 72–79, 1998.
- [92] S. Kia, H. Hénao et G. Capolino, "Gearbox Monitoring Using Induction Machine Stator Current Analysis", *International Symposium on diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, pages 149-154, 2007.

- [93] M. Blödt, M. Chabert, J. Regnier et J. Faucher, “Mechanical load fault detection in induction motors by stator current time-frequency analysis,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 42, pages 1454-1463, 2006.
- [94] M.D. Negea, “Electromagnetic flux monitoring for detecting faults in electrical machines”, *TKK Dissertations*, vol. 51, pages 1-140, 2006.
- [95] G. Dalpiaz, A. Rivola et R. Rubini, “Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 14, pages 387–412, 2000.
- [96] T. Kidar, M. Thomas et M. Badaoui, “Diagnosis of gear faults by cyclostationarity analysis”, *International conference Surveillance 7*, pages 1–7, 2013.
- [97] M. E. Morsy and G. Achtenoval, “Envelope detection and cepstrum analysis for gear fault diagnosis - A comparative study,” *9th International Conference of Measurement*, pp. 187-190, 2015.
- [98] M. Heydarzadeh, S. H. Kia, M. Nourani et H. Henao, “Gear Fault Diagnosis Using Discrete Wavelet Transform and Deep Neural Networks,” *Industrial Electronics Society IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE*, pp. 1494–1500, 2016.
- [99] P. Bangalore et L. B. Tjernberg, “An Artificial Neural Network Approach for Early Fault Detection of Gearbox Bearings,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 6, pages 980–987, 2015.
- [100] D. Zhaohui, C. Xuefeng, Z. Han et Y. Ruqiang, “Time domain identification method for detecting mechanical backlash in electrical drives,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, pages 6594–6605, 2015.
- [101] Z. Li, N. Ya, and C. Yuan, “A Fault Diagnosis Approach for Gears Using Multidimensional Features and Intelligent Classifier”, *Noise and Vibration Worldwide*, vol. 41, pages 76–86, 2010.
- [102] A.R. Mohanty et C. Kar, “Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, pages 1285-1297, 2006.
- [103] P. Pillay et Z. Xu, “Motor current signature analysis,” *Proceedings 31st IEEE-IAS Annual Meeting*, vol. 1, pages 587–594, 1996.
- [104] L. Hong et J.S. Dhupia, “A time-domain fault detection method based on an electrical machine stator current measurement for planetary gear-sets”, *IEEE/ASME conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, vol.13, pages 1631-1636, 2013.
- [105] J. Zhang, L. Hong et J. S. Dhupia, “Gear Fault Detection in Planetary Gearbox using Stator Current Measurement of AC Motors”, *ASME Dynamic Systems and Control Conference*, pages 1-6, 2012.
- [106] S.Kia et H. Henao, “Gear Tooth Surface Damage Fault Detection Using Induction Machine Stator Current Space Vector Analysis”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, pages 1866 -1878, 2015.
- [107] J.R. Ottewill et M. Orkisz, “Condition monitoring of gearboxes using synchronously averaged electric motor signals,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 38, pages 482-498, 2013.
- [108] B. Rajendra et S. Bhaskar, “Condition Monitoring of Gearbox by using current signature analysis”, *Journal of Scientific and Research Publications*, vol.3, pages 1-6, 2013.
- [109] X. Ioannis, S. Athanasios et D. Epaminindas, “Detection of Backlash Phenomena Appearing in a single cement kiln drive using current and the EM torque signature” , *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 60, pages 3441- 3453, 2013.

- [110] F. Combet, “Gear fault diagnosis by motor current analysis – application to industrial cases”, *Surveillance* 7, pages 1-7, 2013.
- [111] N. Feki, G. Clerc et P. Velez, “An integrated electro-mechanical model of motor-gear units—Applications to tooth fault detection by electric measurements”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 29, pages 337-390, 2012.
- [112] S. Kia, H. Henao et G. Capolino, “Analytical and Experimental Study of Gearbox Mechanical Effect on the Induction Machine Stator Current Signature”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 45, pages 1405-1415, 2009.
- [113] S. Kia, H. Henao et G. Capolino, “A comparative study of acoustic, vibration and stator current signature for gear tooth fault analysis”, *International conference on Electrical Machines*, vol. 20, pages 1-14, 2012.
- [114] M. Blödt, D. Bonacci, M. Chabert et J. Faucher, “On-line Monitoring of Mechanical Faults in Variable-Speed Induction Motor Drives Using the Wigner Distribution”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, pages 522-533, 2008.
- [115] M. Vetterli et C. Herley, “Wavelets and filter banks: theory and design”, *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 49, pages 2207-2232, 1992.
- [116] I. Bravo-Imaz, A. García-Arribas, S. Ferreira, S. Fernandez et A. Arnaiz, “Motor current signature analysis for gearbox health monitoring: Experiment, signal analysis and classification”, *European Conference of the Prognostics and Health Management Society*, pages 1-5, 2014.
- [117] G. Ferraz, L.U. Lurinic, A.D. Filomena et A.S. Bretas, “Park's transformation analytical approach of transient signal analysis for power systems”, *North American Power Symposium*, pages 1-16, 2012.
- [118] I. Onel, M. Benbouzid, “Induction motor bearing failure detection and diagnosis: Park and concordia transform approaches comparative study”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 13, vol. 2, pages 1073-1078, 2008.
- [119] M. P. Do Carmo, “*Differential Geometry of Curves and Surfaces*”, Prentice Hall, 1976.
- [120] B. O'Neill, “*Elementary Differential Geometry*”, Academic Press, 1966.
- [121] P. Granjon, G. Phua, “Estimation of geometric properties of three-component signals for system monitoring”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 97, pages 95-111, 2017.
- [122] M. Benbouzid, “A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, pages 1-16, 2000.
- [123] O. Ondel, G. Clerc, E. Boutleux et E. Blanco, “Fault Detection and Diagnosis in a Set Inverter Induction Machine Through Multidimensional Membership Function and Pattern Recognition”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 24, pages 431-441, 2009.
- [124] I. Ahmed, M. Ahmed, K. Imran, M. Shuja, Khan, T. Akram et M. Jawad, “Spectral Analysis of Misalignment in Machines Using Sideband Components of Broken Rotor Bar, Shorted Turns and Eccentricity”, *International Journal of Electrical & Computer Sciences*, vol. 10, pages 85 – 93, 2010.

- [125] L. Sun, "Detection of rotor bar breaking fault in induction motors based on Hilbert modulus gyration radius of filtered stator current signal", International conference on Electrical Machines and Systems, pages 877-881, 2008.
- [126] R. Casimir, "Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes", PhD Thesis, Ecole Centrale de Lyon, 2003.
- [127] Z. Obeid, S. Poignant, J. Regnier et P. Maussion, "Stator Current based Indicators for Bearing Fault Detection in Synchronous Machine by Statistical Frequency Selection", IEEE Industrial Electronics Conference, 2011.
- [128] A. Ibrahim, M. E. Badaoui et F. Guillet, "A New Bearing Fault Detection Method in Induction Machines Based on Instantaneous Power Factor", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 55, pages 4252 – 4259, 2009.
- [129] G. Cablea, P. Granjon et C. Berenguer, "Method for computing efficient electrical indicators for offshore wind turbine monitoring", International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention Technologies, vol.12, 2014.
- [130] N. Huang et Z. Shen, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", Proc. R. Soc. Lond. Ser, vol. 454, pages 903-995, 1998.
- [131] J.Nunes et E. Dechelette, "Empirical mode decomposition: Applications on signal and image processing ", Advances in Adaptive Data Analysis, vol. 1, pages 125–175, 2009.
- [132] Z. Sun, W. Yu et C. He, "FIR digital filter design and MATLAB simulation", International conference on Measurement, Information and Control, pages 677-680, 201.
- [133] S. Usui et I. Amidror, "Digital Low-Pass Differentiation for Biological Signal-Processing", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 29, pages 686-693, 1982.
- [134] J. Luo, J. Bai, P. He et K. Ying, "Axial strain calculation using a low-pass digital differentiator in ultrasound elastography". IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, vol. 5, pages 1119-1127, 2004.
- [135] D. Donoho, "High-dimensional data analysis: The curses and blessings of dimensionality", AMS Math Challenges Lecture, vol.1, pages 1-32, 2000.
- [136] M. Dash et H. Liu, "Feature Selection for Classification", Intelligent Data Analysis, pages 131-156, 1997.
- [137] L.I. Kuncheva et L.Jain, "Designing Classifier Fusion Systems by Genetic Algorithms", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 4, pages 327-336, 2000.
- [138] H. Hotelling, "Analysis of a complex of statistical variables into principal components, Journal of Educational Psychology", vol. 124, pages 417-441, 1933.
- [13] G. A. Wilkin et X. Huang, "K-Means Clustering Algorithms: Implementation and Comparison", Multi-Symposiums Computer and Computational Sciences, pages 436-445, 2007.
- [140] Y. Li et H. Wu, "A Clustering Method Based on K-Means Algorithm", Physics Procedia, vol. 25, pages 1104-1109, 2012.
- [141] MD Saiful Islam et Farhana Sirin Chowdhury, "Comparison of Square and Hilbert Based Envelope Analysis Based On Background Noise", The 78th IIER conference, pages 8-12, 2016.