

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique Et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de La Recherche Scientifique
جامعة فرحات عباس - سطيف
Université Ferhat Abbas - Sétif 1

THÈSE

Présentée à l'Institut d'Optique et Mécanique de Précision pour l'obtention du
Diplôme de

DOCTORAT 3^{ème} Cycle LMD

Domaine : Sciences et Techniques
Filière : Optique et Mécanique de Précision
Spécialité: Mécanique Appliquée

Par
BOUALI Fakhreddine

THÈME

*Etude des signaux vibratoires d'une boîte de vitesses
d'éolienne*

Soutenue, le: 12/02/2026

Devant le jury composé de:

Président du Jury	HAMOUDA Abdellatif	Prof	UFASétif 1
Directeur de thèse	FELKAOUI Ahmed	Prof.	UFASétif 1
Co-directeur de thèse	ANDRE Hugo	Prof.	UNIV-Lyon
Examineur	CHERFIA Abdelhakim	Prof	UFM Constantine 1
Examineur	BENLAHMIDI Saïd	Prof	C. U. de Barika
Examineur	ZIANI Ridha	MCA	UFASétif 1

Remerciement

Ce travail a été réalisé dans les laboratoires LMPA (IOMP, Université de Sétif -1-, Algérie) et LASPI (Université de Lyon, France).

*Mes remerciements s'adressent en premier lieu à ma famille, et surtout **mes parents**, pour la confiance, pour le soutien et la patience qu'ils m'ont témoignés.*

*Je tiens à remercier le Ministère Algérien de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique pour leur soutien financier et technique dans le cadre du programme **PNE 2019-2020**.*

*Une pensée et une grande reconnaissance pour **Dr. MAHGOUN Hafida** qui a contribué extrêmement et rigoureusement au début du projet et qui est malheureusement décédée avant l'achèvement de ce travail.*

*J'adresse mes vifs remerciements et ma profonde gratitude à Mon directeur de thèse **Pr. FELKAOUI AHMED** et mon co-directeur de thèse **Pr. HUGO ANDRE** pour la qualité d'encadrement exceptionnel pour la patience et leurs conseils, leurs disponibilités et surtout leurs grandes qualités humaines.*

*Je souhaite adresser mes remerciements les plus sincères à mon frère **Dr. FEDALA Semchedine** pour la confiance qu'il m'a accordé, sa patience et son précieux suivi tout au long de la réalisation de ce travail.*

*Je tiens également à adresser mes remerciements au **Dr. SELMANI Housseem**, à **Dr. BENYAGOUB Amani** et **Docteur BENYAGOUB Dalal (la maman)** pour avoir fait partie de cette thèse.*

*Je tiens à remercier très vivement le **Professeur HAMOUDA Abdellatif**, de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse.*

*Je remercie monsieur le **Professeur CHERFIA Abdelhakim** d'avoir accepté de participer au jury.*

*Je tiens également à remercier **Professeur BENLAHMIDI Saïd**, de prendre part à mon jury de thèse.*

*Je tiens également à remercier **Dr. ZIANI Ridha**, Maître de conférences A à l'UFA Sétif 1 de faire partie de mon jury de thèse.*

*J'adresse mes remerciements sincères à **HAMDI BACHA Amire**, **MECHHOUE Mohamed Islem**, **Dr. FERHAT Hamza**, **BENYAGOUB Abderrahmane**, **Dr. KHALID Lizoul**, **Dr. HAD Anas**, **Nassoum** et **Chaaban Z7** pour leurs aides et précieux conseils durant la réalisation des travaux de cette thèse.*

J'adresse également mes profonds remerciements à tous les membres du laboratoire de mécanique de précision appliquée (LMPA) et les membres du laboratoire d'analyse des signaux et des processus industriels (LASPI), pour l'aide durant cette thèse.

À mes parents

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire	4
1.1 Introduction	4
1.2 Généralités sur la surveillance de ligne d'arbre	4
<i>1.2.1 Modes de défaillances</i>	6
1.2.1.1 Défauts liés aux arbres.....	6
1.2.1.2 Défauts d'engrenages	7
1.2.1.3 Défauts de roulements	12
<i>1.2.2 Méthodes de surveillance et de diagnostic</i>	17
1.2.2.1 Thermographie infrarouge.....	17
1.2.2.2 Emission Acoustique (EA)	17
1.2.2.3 Mesure du couple et moment de flexion	18
1.2.2.4 Analyse d'huiles	18
1.2.2.5 Signaux électriques.....	19
1.2.2.6 Ultrason	20
1.2.2.7 Contrôle de surveillance et acquisition de données (SCADA).....	21
1.2.2.8 Mesure de Vitesse angulaire instantanée (VAI)	22
1.2.2.9 Analyse vibratoire.....	23
<i>1.2.3 Systèmes d'acquisition de données (chaines de mesures)</i>	24
1.2.3.1 Capteurs	25
1.2.3.2 Amplificateurs des signaux	28
1.2.3.3 Convertisseur analogique-numérique (Convertisseur A/N ou CAN).....	28
1.2.3.4 Conversion numérique-analogique (CNA).....	29
1.2.3.5 Filtres des signaux	30
1.3 Approche angulaire	30
<i>1.3.1 Vitesse angulaire instantanée</i>	31
1.3.1.1 Méthodes directes : exploitation du signal issu d'un capteur angulaire	32
1.3.1.2 Méthodes indirectes : exploitation du signal vibratoire.....	37
1.3.1.3 Limites de l'approche indirecte	41
<i>1.3.2 Echantillonnage angulaire</i>	42

1.3.2.1 Direct	42
1.3.2.2 A posteriori	42
<i>1.3.3 Extraction de propriété Cyclo-Stationnaire (CS)</i>	44
1.3.3.1 Spectre du produit des harmoniques (Harmonic Product Spectrum(HPS))	45
1.3.3.2 BEAFEM	47
1.4 Conclusion	49
<hr/>	
Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic	51
<hr/>	
2.1 Introduction	51
2.2 Estimation des indicateurs	52
2.2.1 <i>Temporels</i>	52
2.2.1.1 Indicateurs statistiques.....	52
2.2.1.2 Mesures impulsives	53
2.2.1.3 Moyennage Cyclique Synchrones (MCS).....	55
2.2.1.4 Méthodes basées sur des filtres	56
2.2.2 <i>Spectraux</i>	57
2.2.2.1 Analyse cepstrale.....	59
2.2.2.2 Analyse d'enveloppe	60
2.2.2.3 Kurtosis spectral	61
2.2.2.4 Analyse temps-fréquence	62
2.3 Traitement des indicateurs	67
2.3.1 <i>Normalisation</i>	68
2.3.2 <i>Diagnostic par Classification</i>	71
2.3.2.1 Algorithmes, modèles et types d'apprentissage automatique	71
2.3.2.2 Algorithmes d'apprentissage non supervisé.....	72
2.3.2.3 Algorithmes d'apprentissage supervisé.....	74
2.3.3 <i>Pronostic</i>	83
2.4 Conclusion	86
<hr/>	
Chapitre 3 : Diagnostic des défauts de roulement sans et avec signal de VAI	88
<hr/>	
3.1 Introduction	88
3.2 Détection et diagnostic des défauts de roulement d'éolienne	88
3.2.1 <i>Description de l'éolienne</i>	88
3.2.2 <i>Description de multiplicateur</i>	89

3.2.3 Environnement des essais.....	90
3.2.4 Arrangements des Roulements.....	90
3.2.5 Description.....	91
3.2.6 Instrumentation.....	91
3.2.7 Emplacement des capteurs.....	92
3.2.8 Description des fichiers de données.....	92
3.2.9 Défauts réels de la boîte de vitesses.....	93
3.2.10 Exploitations des données.....	93
3.2.10.1 Vérification de régime de vitesse.....	93
3.2.10.2 Analyse des signaux temporels.....	96
3.2.10.3 Analyse d'enveloppe.....	98
3.4 Détection des défauts de roulements basée sur le rééchantillonnage angulaire.....	101
3.4.1 Accessibilité des données.....	101
3.4.2 Présentation du banc d'essai.....	102
3.4.3 Création des défauts.....	104
3.4.3.1 Défauts de roulement.....	104
3.4.3.2 Désalignement.....	105
3.4.3.3 Défaut de balourd.....	105
3.4.4 Acquisition des signaux.....	106
3.4.5 Exploitation des données.....	107
3.4.5.1 Régime de vitesse stationnaire.....	107
3.4.5.2 Régime de vitesse non stationnaire.....	110
3.5 Conclusion.....	127
<hr/>	
Chapitre 4 : Diagnostic intelligent des défauts de roulements.....	129
<hr/>	
4.1 Introduction.....	129
4.2 Rééchantillonnage angulaire.....	131
4.3 Dispositif expérimental, matériel et méthodes.....	132
4.3.1 Présentation du banc d'essais.....	133
4.3.2 Paramètres d'acquisition des données.....	134
4.3.3 Conception des ensembles de données.....	135
4.4 Procédure de classification par SVM.....	136
4.5 Partie expérimentale.....	139

4.5.1 Analyse des signaux	140
4.5.2 Analyse du spectre d'ordre	144
4.5.3 Construction de vecteurs formes(VFs)	153
4.5.4 Normalisation du vecteurs formes (VFs).....	155
4.5.5 Sélection d'indicateurs	156
4.5.5.1 Méthodes filtre.....	157
4.5.5.2 Méthodes enveloppantes «wrapper»	157
4.5.5.3 Méthode intégrées «Embedded Methods»	157
4.5.6 Algorithme de sélection MRMR.....	158
4.5.7 Résultats et discussions.....	160
4.6 Conclusion	164
<hr/>	
Conclusion Générale.....	165
<hr/>	
Perspectives de recherche.....	166

Liste des figures

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

Figure 1.1 : Configuration de base de la conversion d'énergie dans une éolienne.....05

Figure 1.2 : Défauts de désalignement d'arbre07

Figure 1.3 : Balourd statique, balourd dynamique07

Figure 1.4 : Schéma d'un engrenage parallèle à un étage.....08

Figure 1.5 : Schéma d'un engrenage planétaire à un étage.....09

Figure 1.6 : Défauts d'usures d'engrenages.....10

Figure 1.7 : Piqûres évolutive.....10

Figure 1.8 : Ecaillage.....11

Figure 1.9 : Fissuration.....11

Figure 1.10 : Grippage.....12

Figure 1.11 : Composants d'un roulement.....13

Figure 1.12 : Déformation plastique de la surface d'un roulement.....14

Figure 1.13 : (a) Usure abrasive (b) usure par adhésive.....14

Figure 1.14 : Défaut d'érosion électrique d'un roulement d'éolienne15

Figure 1.15 : (a) Défaut de roulement due à une lubrification excessive ; (b) défaut de roulement due à la détérioration du lubrifiant ; (c) défaut de roulement due à une lubrification insuffisante.....15

Figure 1.16 : La rupture par fatigue du roulement entraîne une fatigue du contact de la surface.....16

Figure 1.17 : (a) Corrosion par humidité (b) corrosion par frottement.....16

Figure 1.18 : L'acquisition et le traitement des données.....25

Figure 1.19 : Accéléromètres utilisés pour mesurer les vibrations.....27

Figure 1.20 : Principe de fonctionnement d'un codeur optique.....28

Figure 1.21 : Variation de Vitesse Instantanée obtenue par la méthode écart temporel (ET). (a) signal TTL du capteur angulaire. (b) Compteur/Horloge haute fréquence. (c) Estimation VAI.....33

Figure 1.22 : Principe de mesure de la méthode du comptage des impulsions (CP).....34

Figure 1.23 : Processus de comptage de base de la méthode CET.....35

Figure 1.24 : Organigramme de l'estimation de la VAI basée sur un signal analytique37

Figure 1.25 : Aperçu de l'approche de démodulation itérative.....41

Figure 1.26 : Principe d'échantillonnage angulaire.....42

Figure 1.27 : Fonction angle/temps.....43

Figure 1.28 : Principe de rééchantillonnage angulaire.....43

Figure 1.29 : Représentation de l'HPS en tant qu'antilogarithme de la somme des spectres logarithmiques comprimés de manière harmonique.....46

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Figure 2.1 : Organigramme de technique MCS à l'aide du signal codeur.....	56
Figure 2.2 : Les démarches de calcul du spectre d'enveloppe.....	60
Figure 2.3 : Organigramme de l'algorithme d'EMD.....	65
Figure 2.4 : Les différentes enveloppes associées à la décomposition EMD.....	65
Figure 2.5 : Structure générale de réseau de neurone.....	76
Figure 2.6 : Modèle de Markov caché	80
Figure 2.7 : Exemple de la séparation bidimensionnelle des données par une ligne.....	81
Figure 2.8 : Transformation de l'espace de représentation et l'hyperplan séparateur dans le cas non linéaire.....	82

Chapitre 3 : Diagnostic des défauts de roulement sans et avec signal de VAI

Figure 3.1 : Configuration de l'entraînement de l'éolienne d'essai.....	89
Figure 3.2 : Vue éclatée de composants internes de la boîte de vitesses.....	90
Figure 3.3 : Nomenclature des éléments internes de la boîte de vitesses et abréviations.....	90
Figure 3.4 : Zoom du signal top tour avec la détection des front montants.....	94
Figure 3.5 : Signal de vitesse angulaire instantanée exprimé en (Hz).....	94
Figure 3.6 : Signal de vitesse angulaire instantanée pour fonctionnement avec défaut.....	95
Figure 3.7 : Signaux temporels délivrés par le capteur AN7.....	97
Figure 3.8 : Les indicateurs statistiques " RMS & kurtosis " avec et sans défaut.....	98
Figure 3.9 : DSP et Spectre d'enveloppe du signal délivrer par le capteur AN7 « D ».....	98
Figure 3.10 : Zoom dans la bande [0 – 550 Hz] du spectre d'enveloppe du signal AN7 « D »	99
Figure 3.11 : Zoom du spectre d'enveloppe du signal délivrer par le capteur AN7 « D ».....	100
Figure 3.12 : Disposition du banc d'essai et de ses composants.....	103
Figure 3.13 : Roulement par taille de fissure : (a) course intérieure 0,3 mm, (b) course intérieure 1 mm, (c) course intérieure 3 mm, (d) course extérieure 0,3 mm, (e) course extérieure 1 mm et (f) course extérieure 3 mm.....	104
Figure 3.14 : Etat du roulement : (a) normal, (b) défaut de la bague intérieure, (c) défaut de la bague extérieure et (d) défaut de la bille.....	105
Figure 3.15 : Description du désalignement de l'arbre : (a) normal, et (b) désalignement de l'arbre de 0,3 mm dans la direction de la flèche blanche.....	105
Figure 3.16 : Description du déséquilibre du rotor : (a) normal, (b) déséquilibre du rotor sur le quatrième disque.....	106
Figure 3.17 : Signaux vibratoires sans et avec défauts de roulement	107
Figure 3.18 : Spectre d'enveloppe du signal vibratoire d'un roulement avec défaut de BPFO et BPFI.....	108
Figure 3.19 : Spectre du signal vibratoire d'un roulement avec défaut de BPFI.....	109

Figure 3.20 : Signal de la vitesse angulaire dans le cas d'un roulement avec défaut de BPFI & dans des conditions non stationnaires	111
Figure 3.21 : Signaux de vibrations dans le cas d'un roulement avec défaut de BPFI & dans des conditions non stationnaires	112
Figure 3.22 : Spectre de signal dans le cas d'un roulement avec défaut de BPFI & dans des conditions non stationnaires.....	113
Figure 3.23 : Spectre de signal dans le cas d'un défaut de désalignement & dans des conditions de vitesse stationnaire.....	115
Figure 3.24 : Représentation temps-fréquence du signal de vibration avant (à gauche)/après (à droite) blanchiment.....	121
Figure 3.25 : FDP de la VAI à chaque étape temporelle en considérant les ordres de maillage fondamentaux.....	121
Figure 3.26 : FDP de la VAI à chaque étape temporelle en considérant les ordres de maillage fondamentaux et leur premier harmonique.....	122
Figure 3.27 : FDP de la VAI à chaque pas de temps, considérant les ordres de maillage fondamentaux et leur premier harmonique, avec lissage.....	123
Figure 3.28 : Représentation temporelles des signaux de la VAI, mesuré par tachymètre (bleu), et estimée par MOPA (rouge)	123
Figure 3.29 : Spectre d'ordre du signal vibratoire dans le cas de défaut de bague intérieure (BPFI).....	125
Figure 3.30 : Spectre d'ordre du signal vibratoire dans le cas de défaut de bague extérieure (BPFO).....	126

Chapitre 4 : Diagnostic intelligent des défauts de roulements

Figure 4.1 : Rééchantillonnage angulaire.....	132
Figure 4.2 : Dispositif expérimental.....	133
Figure 4.3 : Exemple de deux classes séparées par SVM.....	138
Figure 4.4 : Organigramme de la méthode proposée.....	140
Figure 4.5 : (a) Signal temporel d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre rouge.....	141
Figure 4.6 : Signal temporel de la VAI d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante).....	142
Figure 4.7 : (a) Signal angulaire d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre rouge.....	143
Figure 4.8 : Signal angulaire de VAI d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante).....	144
Figure 4.9 : (a) Signaux temporels des vitesses angulaires instantanées dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse de rotation passant croissante), (b) signaux angulaires de la VAI dans le cas de défaut de la bague intérieure	145

Figure 4.10 : (a) DSP du signal angulaire dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse de rotation passant de 12,5 Hz à 27,8 Hz), (b) partie agrandie du signal indiquée par un cadre rouge.....	146
Figure 4.11 : DSP de trois signaux angulaires dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse de rotation croissante).....	146
Figure 4.12 : DSPs des signaux angulaires dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse croissante, décroissante, croissante puis décroissante et décroissante puis décroissante).....	147
Figure 4.13 : (a) Signaux de vitesses angulaires instantanées dans le domaine temporel dans le cas de défaut de la bague intérieure (dans les quatre conditions de vitesses), (b) signaux angulaires de la VAI dans le cas de défaut de la bague intérieure.....	148
Figure 4.14 : DSP du signal angulaire avec ORD (vitesse de rotation augmentant de 14,8 Hz à 27,1 Hz).....	149
Figure 4.15 : DSPs des signaux angulaires de défaut de la bague externe pour 3 conditions de vitesses comparé par le cas sain.....	150
Figure 4.16 : DSPs des signaux angulaires dans le cas de défauts combinés dans 2 conditions de vitesses comparé par le cas sans défauts.....	151
Figure 4.17 : (a) DSP du signal angulaire avec CD (vitesse de rotation passant de 13Hz à 27,9Hz), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre rouge.....	151
Figure 4.18 : (a) DSP du signal angulaire avec un défaut de billes (BD) (vitesse de rotation augmentant de 13Hz à 27,9Hz), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre vert.....	152
Figure 4.19 : Les valeurs d'indicateurs angulaire & spectrale.....	155
Figure 4.20 : Classement d'indicateurs pour la phase de détection et d'identification.....	160
Figure 4.21 : Matrices de confusion du VFs combinés.....	162
Figure 4.22 : Matrices de confusion de VF combinés après sélection d'indicateurs.....	163

Liste des tableaux

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

Tableau 1.1 : Fréquences caractéristiques d'engrenage planétaire	09
Tableau 1.2 : Fréquences caractéristiques des défauts de roulements.....	13

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Chapitre 3 : Diagnostic des défauts de roulement sans et avec signal de VAI

Tableau 3.1 : Type, nombre et emplacement des roulements.....	91
Tableau 3.2 : Positionnement et description des capteurs.....	92
Tableau 3.3 : Conditions d'essai.....	93
Tableau 3.4 : Les défauts réels de la boîte de vitesses considérés détectables par analyse vibratoire.....	93
Tableau 3.5 : Les différentes fréquences caractéristiques des roulements étudiées.....	96
Tableau 3.6 : Fréquences d'engrènement de la boîte de vitesses.....	119

Chapitre 4 : Diagnostic intelligent des défauts de roulements

Tableau 4.1 : Paramètres structurels et FCD des roulements testés (ER16K).....	134
Tableau 4.2 Numérotation des ensembles de données.....	136
Tableau 4.3 : Description d'indicateurs	154
Tableau 4.4 : Classement d'indicateurs	160
Tableau 4.5 : Performances de la classification SVM sans sélection.....	161
Tableau 4.6 : Performances de la classification SVM avec l'algorithme de sélection MRMR.....	162

Publications internationales

1- **Fakhreddine Bouali**; Semchedine Fedala; Hugo André; Ahmed Felkaoui. “*Intelligent bearing faults diagnosis in non-stationary conditions based on angular resampling and support vector machine*” Comptes Rendus. Mécanique, Volume 353 (2025), pp. 499-518. doi:10.5802/crmeca.292.

<https://comptes-rendus.academiesciences.fr/mecanique/articles/10.5802/crmeca.292>

Congrès internationaux

1- **BOUALI Fakhreddine**, MAHGOUN Hafida, EEMD and residual cepstrum for diagnosis of gear defect, SIGPROMD 2018(The 2nd international workshop), 29-30 Avril 2018, Djelfa, Algérie

2- **BOUALI Fakhreddine**, FEDALA Semchedine, MAHGOUN Hafida, Surveillance et contrôle d’alignement d’arbre par analyse vibratoire et thermographie infrarouge, l’ICIMM 2018(International Conference on Industrial Metrology and Maintenance), 28-29 octobre 2018, Sétif, Algérie.

3- **BOUALI Fakhreddine**, FEDALA Semchedine, MAHGOUN Hafida, Détection des défauts d’engrenages d’une boîte de vitesses d’éolienne par SER et SBPF basé sur la DSP du signal, ICIMM 2019 (International Conference of Mechanics and Materials), 11-12 novembre 2019, Sétif, Algérie.

4- FEDALA Semchedine, **BOUALI Fakhreddine**, MAHGOUN Hafida, Detection and diagnosis of bearing defects by infrared thermography, ICAME’19(International Conference on Advances in Mechanical Engineering), 17-19 décembre 2019, Istanbul, Turkey.

5- FEDALA Semchedine, **BOUALI Fakhreddine**, Nouvelle approche d'estimation de la durée de vie résiduelle des roulements, ICMM'23 (the 4th International Conference on Mechanics and Materials), 7 novembre 2023, Sétif, Algérie.

Congrès nationaux

1- HAMDY BACHA Amir, MECHEHOUD Mohamed Islem, **BOUALI Fakhreddine**, FEDALA Semchedine, DJEDDOU Ferhat, Intelligent fault diagnosis based on infrared thermography, CEEAA'2 (the 2nd Conference on Electrical Engineering Applied to Aeronautics), Alger, Algérie.

2- **BOUALI Fakhreddine**, HAMDY BACHA Amir, FEDALA Semchedine, FELKAOU Ahmed, Intelligent bearing faults diagnosis in non-stationary conditions based on angular resampling, IAS measurements and support vector machine, PMID 2025 (The 1st Symposium on Predictive Maintenance and Intelligent Diagnostic), 22 avril 2025, Alger, Algérie.

Introduction générale

L'industrie éolienne a connu une croissance phénoménale au cours des dernières décennies. Bien que cela est très encourageant, elle est encore pénalisée par les défaillances prématurées des composants d'éoliennes. Afin de relever les défis de changement climatique mondiale du développement de technologies renouvelable, grâce aux avantages qu'elle présente pour l'environnement, aux percées technologiques connexes et aux programmes d'encouragement gouvernementaux, elle pourrait être l'un des plus prometteurs candidats comme une alternative source d'énergie dans l'avenir.

Avec l'augmentation de la taille des éoliennes, ces échecs notamment ceux rencontrés dans les principaux composants comme le roulement de l'arbre principal, le multiplicateur et la génératrice, sont devenus extrêmement coûteux. La production de l'énergie électrique dans les éoliennes nécessite l'augmentation de la vitesse de rotation de l'arbre du générateur, cette dernière est assurée par la boîte de vitesse ; malheureusement cet élément est très fragile car il peut tomber en panne facilement. Étant donné que le multiplicateur est le composant le plus coûteux dans la transmission, la maintenir tout au long de la durée de vie de 20 ans attendus d'une éolienne nécessite une bonne stratégie de surveillance.

Le processus de suivi de la santé des machines tournantes est communément appelé surveillance et diagnostic de l'état. En règle générale, cela implique l'enregistrement des données, l'analyse de ces dernières, puis l'inspection des indicateurs résultants pour détecter d'éventuels changements significatifs qui pourraient être symptomatiques d'un défaut. L'intégration de la surveillance et le diagnostic dans le schéma d'exploitation et de maintenance ouvre la porte à la maintenance prédictive. Cela signifie que la maintenance peut être planifiée, ce qui permet de programmer à l'avance les actions à effectuer et à quel moment exactement. Idéalement, la dégradation est détectée tôt de sorte que seules des actions préventives mineures doivent être entreprises et que des répercussions plus graves sont évitées. C'est en fait la principale raison pour laquelle la surveillance et le diagnostic d'état est utilisée, car l'opérateur de la machine ne souhaite pas réduire la durée de vie de la machine. Potentiellement, la surveillance vibratoire peut réduire les temps d'arrêt des machines tournantes et plus particulièrement les éoliennes. L'apparition d'une détérioration sur une pièce mécanique « engrenage, roulement, arbre... » se traduit par une modification du comportement de la machine et en particulier une évolution des niveaux vibratoires.

De ce fait, Il existe plusieurs procédures et techniques de traitements des signaux efficaces pour le diagnostic des machines tournantes à savoir l'analyse temporelle et l'analyse fréquentielle, ces dernières sont limitées dans les conditions de vitesse non stationnaire. L'analyse angulaire représente autant de source potentielle et pertinente d'information pour suivre les machines tournantes et aussi pour la construction des vecteurs de caractéristiques pour rendre les méthodes de classification robuste et efficace et spécialement dans des régimes de fonctionnement non stationnaire.

La détection et l'identification des défauts utilisent généralement des approches d'intelligence artificielle (IA) pour une classification des modèles plus élaborée que les simples tests statistiques. Les méthodes d'intelligence artificielle sont capables de détecter et de diagnostiquer les défaillances d'une manière automatisée.

Dans ces travaux de thèse, diverses techniques de traitements de signal et d'intelligence artificielle ont été explorées, afin de réaliser un système automatisé et intelligent capable de détecter les défauts de roulements dans des conditions non stationnaires dans le but de prolonger la durée de vie des machines tournantes notamment les éoliennes, minimiser le temps d'arrêts et les coûts de maintenance. Dans ce contexte, cette thèse a été organisée en quatre chapitre:

Dans un premier temps, le premier chapitre qui présente une étude approfondie sur les outils de diagnostic vise à profiter de l'expérience accumulée par la communauté industrielle et scientifique en matière d'instrumentation et de diagnostic. Ce sera l'occasion de comprendre les avantages de l'analyse vibratoire et l'estimation de la vitesse angulaire instantanée. De plus, nous avons abordé l'approche angulaire notamment, l'extraction de la propriété CS.

Le deuxième chapitre est dédié aux méthodes D'estimation d'indicateurs et de classification. On trouvera une explication détaillée des différentes méthodologies de d'estimation et de traitement d'indicateurs dont la moyenne cyclique synchrone et les algorithmes d'apprentissage supervisées notamment les machines à vecteurs de support.

Le troisième chapitre, est consacré à la recherche d'un algorithme de rééchantillonnage angulaire dans l'absence du signal codeur afin de développer un système de diagnostic capable de détecter la dégradation des défauts de roulements dans des conditions non stationnaires.

Enfin, le quatrième chapitre illustre l'application de la classification sur des signaux d'une base de données délivré par l'université d'Ottawa, Canada. Nous avons appliqué le rééchantillonnage angulaire pour éliminer l'influence de la variation de vitesse pour passer à la construction de plusieurs vecteurs formes et à la classification des défauts de roulements.

Enfin, nous terminons cette thèse par une conclusion générale ainsi que des perspectives pour des études supplémentaires.

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

Sommaire

1.1 Introduction	4
1.2 Généralités sur la surveillance de ligne d'arbre	4
<i>1.2.1 Modes de défaillances</i>	6
1.2.1.1 Défauts liés aux arbres.....	6
1.2.1.2 Défauts d'engrenages	7
1.2.1.3 Défauts de roulements	12
<i>1.2.2 Méthodes de surveillance et de diagnostic</i>	17
1.2.2.1 Thermographie infrarouge.....	17
1.2.2.2 Emission Acoustique (EA)	17
1.2.2.3 Mesure du couple et moment de flexion	18
1.2.2.4 Analyse d'huiles	18
1.2.2.5 Signaux électriques.....	19
1.2.2.6 Ultrason	20
1.2.2.7 Contrôle de surveillance et acquisition de données (SCADA).....	21
1.2.2.8 Mesure de Vitesse angulaire instantanée (VAI)	22
1.2.2.9 Analyse vibratoire.....	23
<i>1.2.3 Systèmes d'acquisition de données (chaines de mesures)</i>	24
1.2.3.1 Capteurs	25
1.2.3.2 Amplificateurs des signaux	28
1.2.3.3 Convertisseur analogique-numérique (Convertisseur A/N ou CAN).....	28
1.2.3.4 Conversion numérique-analogique (CNA).....	29
1.2.3.5 Filtres des signaux	30
1.3 Approche angulaire	30
<i>1.3.1 Vitesse angulaire instantanée</i>	31
1.3.1.1 Méthodes directes : exploitation du signal issu d'un capteur angulaire	32
1.3.1.2 Méthodes indirectes : exploitation du signal vibratoire.....	37
1.3.1.3 Limites de l'approche indirecte	41
<i>1.3.2 Echantillonnage angulaire</i>	42

1.3.2.1 Direct	42
1.3.2.2 A posteriori	42
<i>1.3.3 Extraction de propriété Cyclo-Stationnaire (CS)</i>	44
1.3.3.1 Spectre du produit des harmoniques (Harmonic Product Spectrum(HPS))	45
1.3.3.2 BEAFEM.....	47
1.4 Conclusion	49

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

1.1 Introduction

De nos jours, les problèmes environnementaux croissants, notamment en ce qui concerne le réchauffement de la planète, ont motivé une course à l'utilisation des sources d'énergie renouvelables. L'énergie éolienne représente un acteur majeur dans ce contexte et constitue aujourd'hui le combustible renouvelable le plus répandu, mais nécessite encore de nombreuses améliorations technologiques. Le contrôle et la surveillance d'éoliennes joue un rôle important dans les applications de l'énergie renouvelable, en garantissant leur efficacité et leur rentabilité. Avec l'augmentation de la taille des éoliennes et leur installation, ces défaillances deviendront encore plus coûteuses. Ce sujet a fait l'objet de recherches intensives et ses développements sont cruciaux pour concevoir des éoliennes encore meilleures, plus efficaces, fiable et disponible. Un diagnostic efficace de l'état d'une ligne d'arbre est nécessaire afin d'éviter les défaillances catastrophiques soudaines du système.

Dans ce chapitre, la première partie présente l'énergie éolienne ainsi que le multiplicateur. La deuxième partie présente les modes de défaillance des multiplicateurs d'éoliennes et décrit les principaux défauts rencontrés dans les roulements. Ensuite, la troisième partie illustre un aperçu sur les différents outils de surveillance et de diagnostic. La quatrième partie présente les instruments de mesure et d'acquisitions des données. Enfin, la dernière partie présente un état de l'art sur l'approche angulaire et les méthodes d'extraction de la propriété cyclo-stationnaire (CS).

1.2 Généralités sur la surveillance de ligne d'arbre

Ces dernières années, la demande d'énergie renouvelable a considérablement augmenté. Parmi les différents types d'énergies renouvelables l'énergie éolienne, ce qui contribue à en faire la source d'énergie renouvelable dont la croissance est la plus rapide au monde. [1]. Suivant cette tendance, la contribution de l'énergie éolienne devrait augmenter de 25 à 30 % d'ici 2050 selon le Conseil mondial de l'énergie éolienne (*Global Wind Energy Council*) [2]. Comme leur nom l'indique, les éoliennes exploitent la puissance du vent. Elles convertissent l'énergie cinétique du vent en énergie

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

mécanique, qui est à son tour convertie en électricité à l'aide d'un générateur. Le système électrique se compose d'un générateur, de systèmes électriques auxiliaires et d'un système de contrôle et de supervision (Figure 1.1). Du point de vue de la conception, les éoliennes sont classées en deux types différents : les éoliennes à axe vertical et celles à axe horizontal. Les éoliennes à axe vertical ont un ensemble de pales de rotor qui tournent autour d'un axe vertical, tandis que les autres composants principaux sont situés à la base de l'éolienne, ce qui facilite les services de maintenance. Cependant, par rapport aux éoliennes à axe horizontal, elles sont connues pour être moins efficaces et associées à des coûts d'exploitation et de maintenance plus élevés. En outre, l'éolienne à axe horizontal a progressivement dominé le marché commercial de l'énergie éolienne [3, 4].

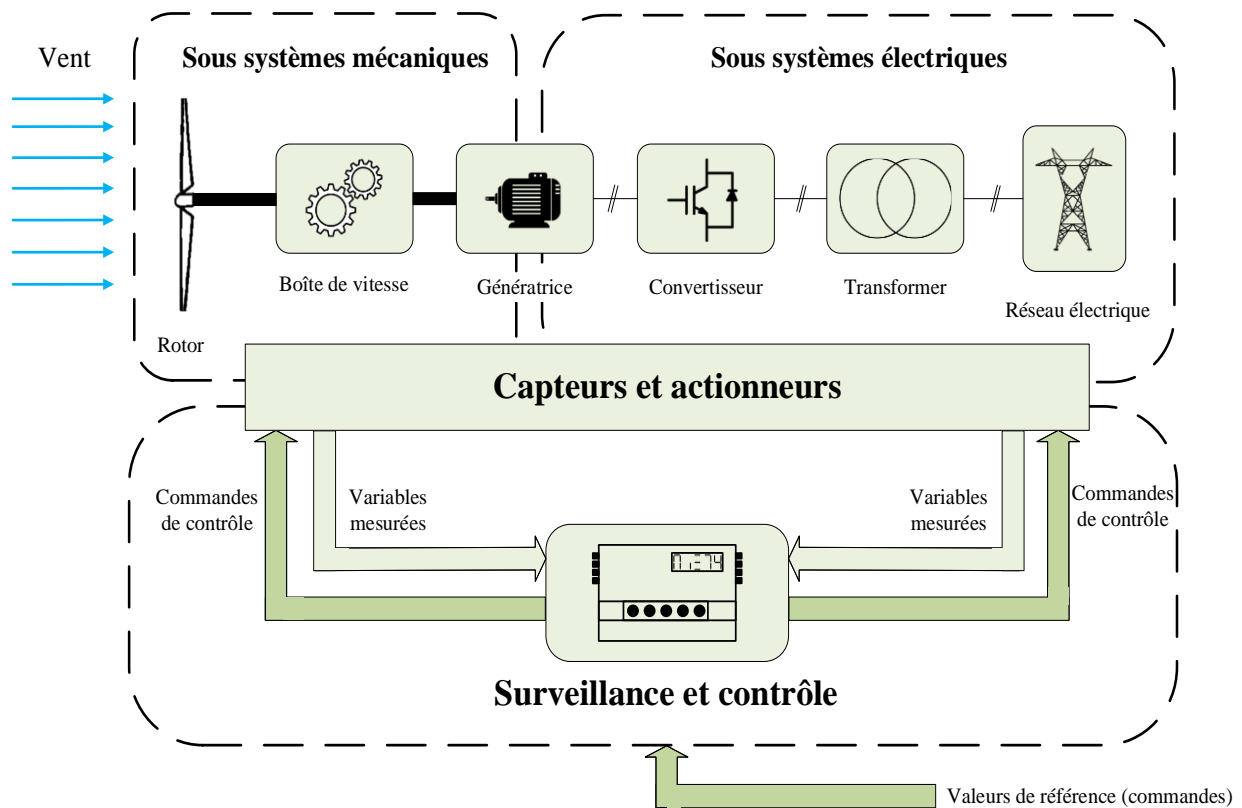


Figure 1.1 : Configuration de base de la conversion d'énergie dans une éolienne

Un multiplicateur de vitesse d'une éolienne est un système mécanique qui permet d'adapter la vitesse de rotation du rotor d'une éolienne à celle du générateur électrique. Il augmente la vitesse du rotor pour atteindre les conditions optimales de fonctionnement du générateur. Le multiplicateur se compose de plusieurs éléments clés, notamment des engrenages planétaires, des

pignons, des arbres, des roulements et des étanchéités. Tous les composants susmentionnés peuvent être soumis à des contraintes importantes, en particulier dans des conditions climatiques extrêmes. Cela peut entraîner des défaillances mécaniques, ce qui nécessite un entretien régulier dans certains cas [5, 6]. Les études montrent que les multiplicateurs représentent une part significative des pannes dans les éoliennes [7]. Cela souligne l'importance d'un suivi rigoureux et d'un entretien préventif. De nombreux fabricants de multiplicateurs intègrent des capteurs intelligents pour surveiller en temps réel l'état des composants. Ces capteurs peuvent détecter des anomalies dans le fonctionnement, ce qui permet de prévoir les pannes avant qu'elles ne se produisent [8, 9]. Cela améliore considérablement la fiabilité des éoliennes et réduit les coûts d'entretien.

1.2.1 Modes de défaillances

1.2.1.1 Défauts liés aux arbres

Les arbres tournants sont des éléments mécaniques utilisés dans de nombreuses applications. Ils sont utilisés dans les éoliennes et spécialement dans les multiplicateurs et d'autres équipements industriels. Cependant, les arbres tournants sont exposés à des défauts et des problèmes qui peuvent menacer leur fonctionnement. Ils peuvent être affectés par de multiples défauts comme le déséquilibre, le désalignement, les fissures, les courbures, etc... et peuvent également causer des défauts de roulement, d'engrenage ou de frottement [10]. En général, le déséquilibre et le désalignement sont les défauts les plus probables dans les machines tournantes [11], ces défauts peuvent provoquer des pannes de machines et réduisent leur durée de vie restante [10].

a) Désalignement

Le désalignement est la principale cause de vibration des machines tournantes et spécialement dans le multiplicateurs d'éolienne lorsque des accouplements rigides relient les arbres [12]. On constate que le désalignement est dû à un mauvais assemblage de la machine et parfois à une déformation thermique des supports du logement du roulement, ce qui entraîne une précharge rotative anormale. Il existe deux types principaux de désalignement : le désalignement parallèle et le désalignement angulaire (Figure 1.2). Le désalignement parallèle implique que les axes de chaque arbre sont parallèles, mais décalés d'une certaine manière. Le désalignement angulaire,

quant à lui, désigne une situation dans laquelle les lignes médianes des arbres ne sont pas parallèles et se heurtent à un angle [13, 14].

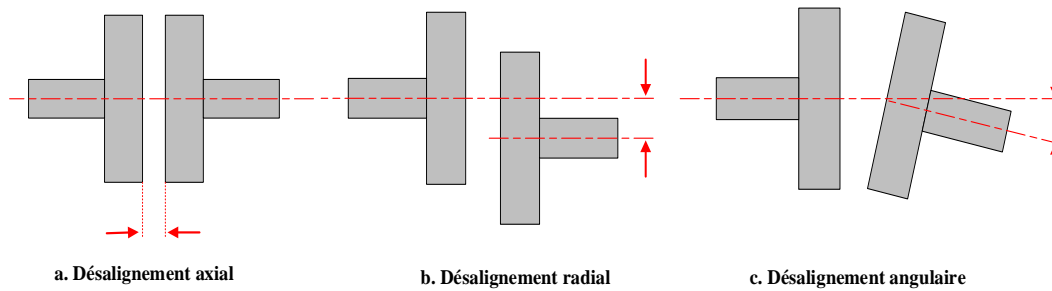


Figure 1.2 : Défauts de désalignement d'arbre

b) Défaut de balourd

Le déséquilibre (défaut de balourd) est causé par le déplacement du centre de masse par rapport à l'axe de rotation ; il s'agit d'une fonction de l'excentricité dans la distribution de la masse en rotation. Il est pris en compte dans les modes à un seul plan, balourd statique (Figure 1.3.a) et, dans les modes à deux plans, balourd dynamique, (Figure 1.3.b) [15]. Les principales causes de son apparition sont : des tolérances de montage et d'assemblage (ajustement), des tolérances d'usinage (finition de surface), des altérations mécaniques : encrassement, corrosion, déformation, expansion, perte d'ailette, érosion, ...etc. [16, 17, 18].

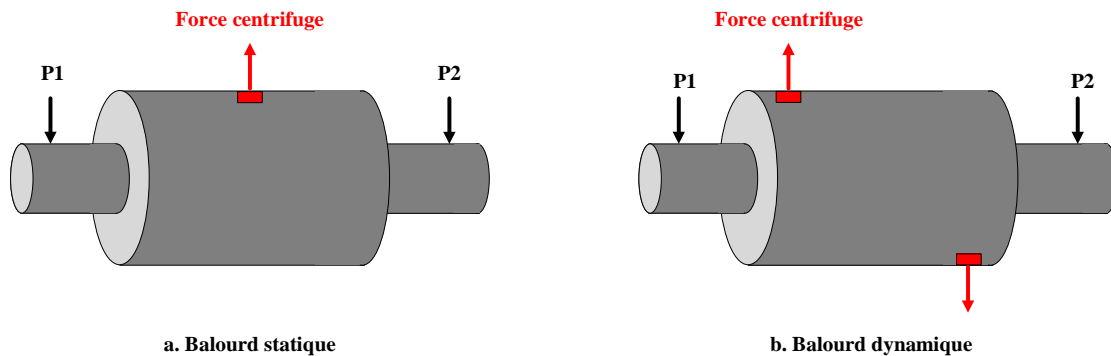


Figure 1.3 : Balourd statique, balourd dynamique [19]

1.2.1.2 Défauts d'engrenages

a) Engrenage parallèle

Un engrenage parallèle à un étage est utilisé pour transmettre un couple entre deux arbres et modifier leur vitesse de rotation. Il est composé de deux roues dentées, la roue (plus grande) et le

pignon (plus petit) (Figure 1.4). Dans une éolienne, un tel engrenage est utilisé comme multiplicateur. Le processus d'engrènement des dents est la principale source de vibrations. Sa fréquence caractéristique est appelée fréquence d'engrènement (f_{GMF}) et est égale à :

$$f_{GMF} = Z_1 \times f_{r_1} = Z_2 \times f_{r_2} \quad (1.1)$$

Où :

Z_i : Nombre de dents sur une roue i

f_{r_i} : Fréquence de rotation de cette roue i (Hz).

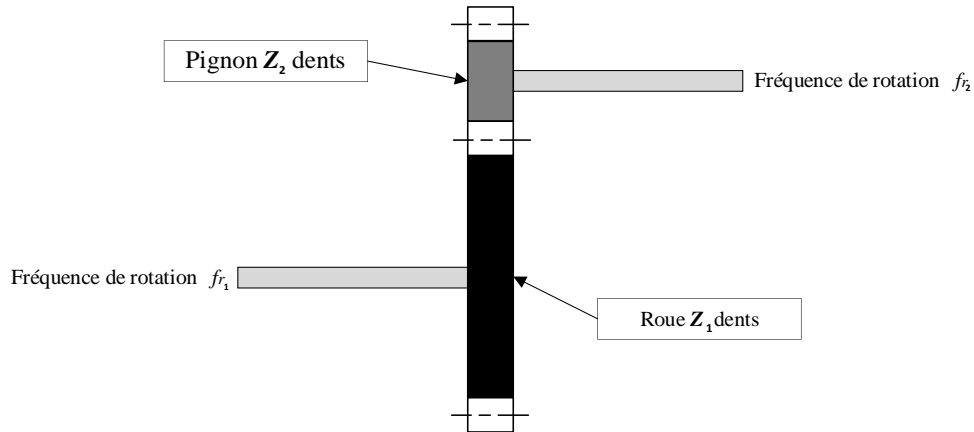


Figure 1.4 : Schéma d'un engrenage parallèle à un étage

b) Engrenage planétaire

Les engrenages planétaires ont une conception plus complexe avec trois composants distincts, à savoir une bague, un porte-satellites avec des satellites et un soleil. Les engrenages planétaires sont plus coûteux à fabriquer, mais ils permettent d'obtenir des rapports plus élevés et de transmettre des charges plus importantes. En théorie, le couple peut être transmis de l'un de ces composants à un autre [20]. Dans une telle configuration, le rapport de la boîte de vitesses n est donné par la formule:

$$n = \frac{Z_s + Z_r}{Z_s} = 1 + \frac{Z_r}{Z_s} \quad (1.2)$$

En d'autres termes, les vitesses de rotation du planétaire et de soleil sont liées l'une à l'autre de la manière suivante :

$$f_s = n \times f_c = \left(1 + \frac{Z_r}{Z_s}\right) \times f_c \quad (1.3)$$

Avec :

Z_s : Nombre de dents du planétaire
 Z_r : Nombre de dents de la couronne
 f_c : Fréquence de rotation du porte-satellites
 f_s : Fréquence de rotation du planétaire
 n : Rapport de multiplication.

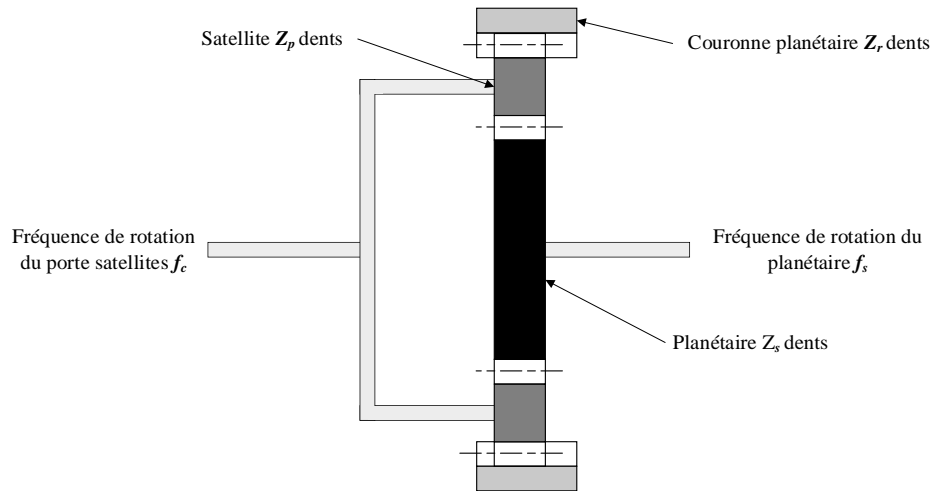


Figure 1.5 : Schéma d'un engrenage planétaire à un étage

Le tableau 1.1 présente les fréquences de défaut d'un engrenage planétaire :

Tableau 1.1 : Fréquences caractéristiques d'engrenage planétaire [20]

Description	Fréquences caractéristiques
Fréquence d'engrènement	$f_{GMF} = Z_r \times f_c$
Couronne	$f_{CO} = Z_r \times f_c$
Soleil	$f_{SO} = \frac{Z_r \times n_p}{Z_s} \times f_c$
Planétaire	$f_{PO} = \frac{Z_r}{Z_p} \times f_c$

Avec :

Z_p : Nombre de dents du satellite
 n_p : Nombre de planètes

On distingue principalement deux catégories de défauts d'engrenage quels que soient leurs types : Les défauts affectant toutes les dents (généralisés) et ceux localisés sur des dents particulières (localisés) :

c) *Défauts généralisés*

- **Usure**

Il s'agit d'un phénomène présent sur une grande partie des dents, caractérisé par un enlèvement de matière dû au glissement des deux surfaces en contact. L'usure peut être normale, inversement

proportionnelle à la dureté superficielle des dents et progresser lentement, ou anormale lorsque le lubrifiant est pollué par des particules abrasives ou corrosives [21, 22].



Figure 1.6 : Défauts d'usures d'engrenages [21]

- Piqûres (Pitting)

Il s'agit de trous peu profonds qui affectent toutes les dents et qui se produisent principalement sur les engrenages fabriqués en acier de construction relativement dur. Ces défauts peuvent être dus à de légers désalignements des axes ou à une déformation anormale des pièces en raison d'une surpression locale. L'apparition de piqûres est également associée à un rapport insuffisant entre l'épaisseur du film de lubrifiant et la rugosité du composite pour éviter le contact entre aspérités [23, 24].



Figure 1.7 : Piqûres évolutives [21]

d) Défauts localisés

- Écaillage (Spalling)

L'écaillage se manifestant par des trous moins nombreux que les piqûres, mais plus profonds et plus étendus. L'endommagement est produit par la fatigue de la sous-couche, au point de

cisaillement maximal. Ce phénomène le plus souvent rencontré dans les engrenages cimentés, évolue très rapidement vers la rupture sans passer par une phase d'usure [25].

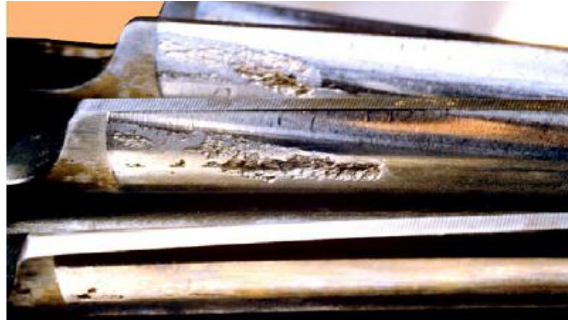


Figure 1.8 : Ecaillage [25]

- Fissuration (*Cracks*)

Généralement située au pied de dent, elle progresse à chaque mise en charge. Son apparition est due à un dépassement de la limite élastique en contrainte au pied de la dent, du côté de la dent en traction. Elle apparaît surtout sur les aciers fins durcis par traitement thermique, qui sont très sensibles aux concentrations de contraintes [25]



Figure 1.9 : Fissuration [26]

- Grippage

Conséquence directe d'une destruction brutale du film d'huile, ou d'un frottement sous charge provoquant des hausses de températures. Les causes de ce phénomène sont multiples par exemple : défaut d'alignement des dentures, déformation en charge, passage d'une particule étrangère dans la denture, etc... Dans tous les cas il existe une surcharge locale, rupture du film d'huile et formation d'une microsoudure immédiatement cisailée [27]

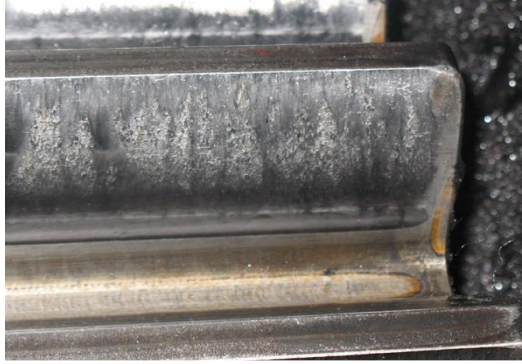


Figure 1.10 : Grippage [28]

1.2.1.3 Défauts de roulements

Les roulements sont des composants cruciaux qui déterminent le bon fonctionnement d'une éolienne et qui ont un impact significatif sur l'efficacité et la stabilité de la transmission pendant toute la durée de vie des éoliennes. Ils comportent quatre éléments : deux chemins de roulement circulaires qui sont la bague interne et la bague externe, les éléments roulants (rouleaux, rouleaux coniques ou billes sphériques) et la cage ou le séparateur qui maintient les éléments roulants dans une position relative donnée. En outre, une défaillance des roulements peut entraîner l'effondrement du système d'entraînement, voire l'immobilisation de l'équipement, ce qui augmente les frais de maintenance [29, 30]. Ils sont conçus pour réduire le frottement et supporter les charges. La détection des défauts des composants d'un roulement est très importante, car elle permet d'éviter toute détérioration ultérieure d'autres composants pouvant conduire à une défaillance catastrophique.

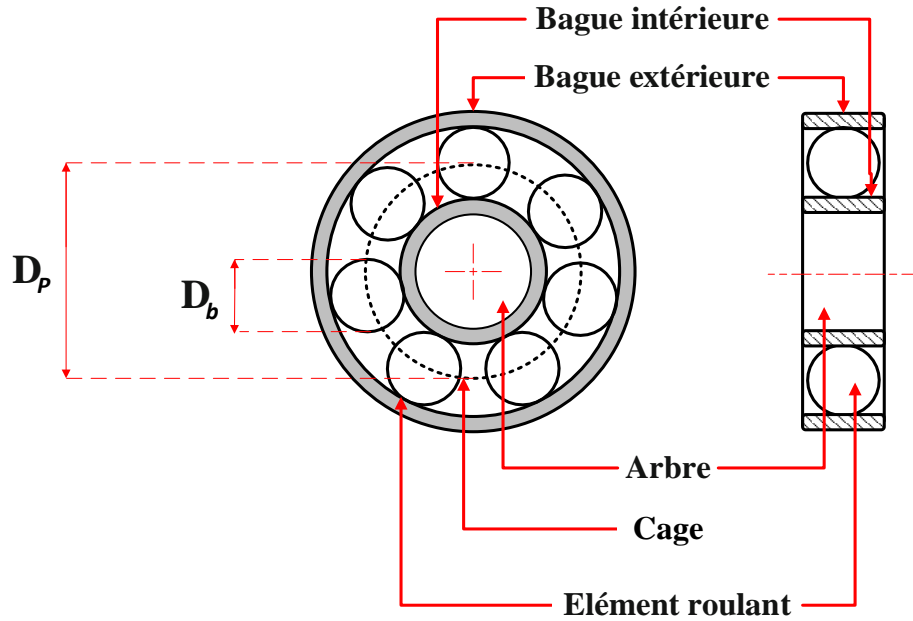


Figure 1.11 : Composants d'un roulement

La signature du défaut est représentée par une série d'impulsions dont le taux de répétition dépend du composant défectueux, des dimensions géométriques et de la vitesse de rotation. Cette anomalie peut être détectée sur un spectre à partir de l'identification des fréquences caractéristiques du roulement (Voir tableau 1.2). Ces fréquences caractéristiques dépendent du diamètre des éléments roulants (D_b), du diamètre primitif du roulement D_p , du nombre d'éléments roulants (N_r), de l'angle de contact (φ) et de la fréquence de rotation (f_r) de l'arbre en Hertz (Hz) [31].

Tableau 1.2 : Fréquences caractéristiques des défauts de roulements [32].

Description du défaut	Fréquence caractéristique	Localisation du défaut
Fréquence de passage des billes de la bague extérieure (BPFO)	$BPFO = f_r \frac{N_r}{2} \left(1 - \frac{D_b \cos \varphi}{D_p} \right)$	Bague extérieure
Fréquence de passage des billes de la bague intérieure (BPFI)	$BPFI = f_r \frac{N_r}{2} \left(1 + \frac{D_b \cos \varphi}{D_p} \right)$	Bague intérieure
Fréquence de rotation des billes (BSF)	$BSF = f_r \frac{D_p}{D_b} \left(1 - \frac{D_b^2 \cos^2 \varphi}{D_p^2} \right)$	Élément roulant
Fréquence fondamentale du train (FTF)	$FTF = f_r \frac{1}{2} \left(1 - \frac{D_b \cos \varphi}{D_p} \right)$	Cage

Les principales avaries affectant les roulements sont détaillées ci-dessous :

a) Déformation plastique

La déformation plastique est irréversible (Figure 1.12). La déformation de grandes zones peut se produire au niveau macroscopique à la suite d'une charge élevée ou d'un désalignement. Seules de très petites zones de la surface de contact subissent une déformation plastique à l'échelle microscopique, ce qui peut entraîner des déformations [33]. En général, on distingue deux types de déformations plastiques : la déformation plastique superficielle générale [34] et la déformation plastique locale de la surface [35].



Figure 1.12 : Déformation plastique de la surface d'un roulement [35]

b) Usure

L'usure est l'effet du frottement sur des matériaux en contact mutuel, entraînant un appauvrissement métallique ou des déformations résiduelles qui altèrent les propriétés de frottement du roulement. Elle est généralement liée à des roulements mal protégés ou mal lubrifiés. L'usure peut se présenter sous deux formes, à savoir l'usure abrasive et l'usure adhésive [36]. L'usure abrasive (Figure 1.13.a) se produit en présence de particules dures [36]. Usure par adhésion (Figure 1.13.b) se caractérise par le transfert de matière d'une surface à l'autre [37].

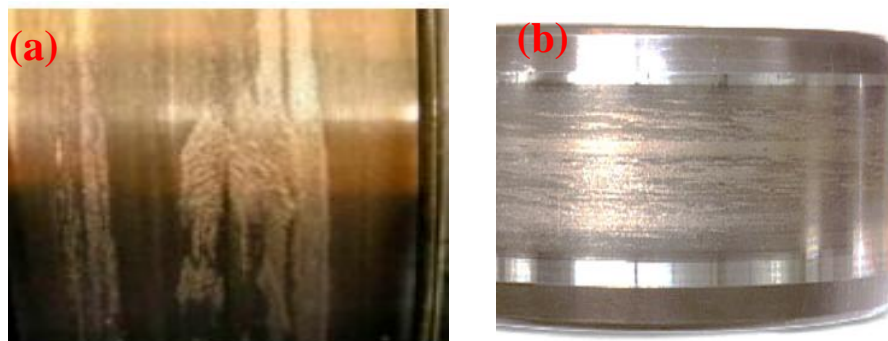


Figure 1.13 : (a) Usure abrasive (b) usure par adhésive [38]

c) Erosion électrique

L'érosion électrique est un phénomène d'étincelles où l'arc électrique traverse le roulement et provoque le déplacement de matériaux de la surface de contact et une fusion locale. Le roulement souffre de corrosion électrique, sa surface est partiellement chauffée et fondue, et la zone endommagée présente généralement des taches, des rainures, des piqûres minuscules et denses, ainsi que des phénomènes de fusion du métal [39]. L'érosion électrique sur les roulements d'éoliennes est liée à deux paramètres : la tension excessive et le courant excessif/fuite de courant [40].



Figure 1.14 : Défaut d'érosion électrique d'un roulement d'éolienne [40].

d) Lubrifiant

L'utilité d'un lubrifiant est d'empêcher le contact direct entre l'élément roulant, le chemin de roulement et la cage afin de maintenir le roulement dans des conditions de fonctionnement correctes et stables. Sa défaillance est principalement attribuée à une lubrification insuffisante, à une lubrification excessive, à une lubrification inefficace et à une Contamination du lubrifiant [41].

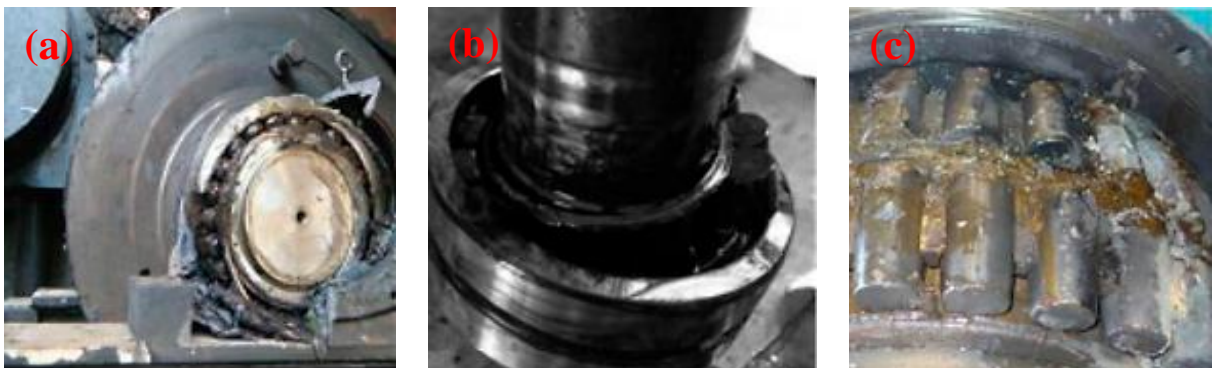


Figure 1.15 : (a) Défaut de roulement due à une lubrification excessive ; (b) défaut de roulement due à la détérioration du lubrifiant ; (c) défaut de roulement due à une lubrification insuffisante [42].

e) Fatigue

La fatigue des roulements se caractérise généralement par des modifications de la structure du matériau à l'échelle microscopique, ainsi que par une perte de matière à l'échelle macroscopique. Elle débute par l'apparition de petites piqûres de dimensions et de formes limitées. Avec le temps, la propagation de ces piqûres entraîne un phénomène d'écaillage de fatigue à la surface du matériau. Les défaillances par fatigue des roulements sont généralement classées en deux catégories : les défaillances d'origine superficielle et les défaillances d'origine subsurfacique [43].

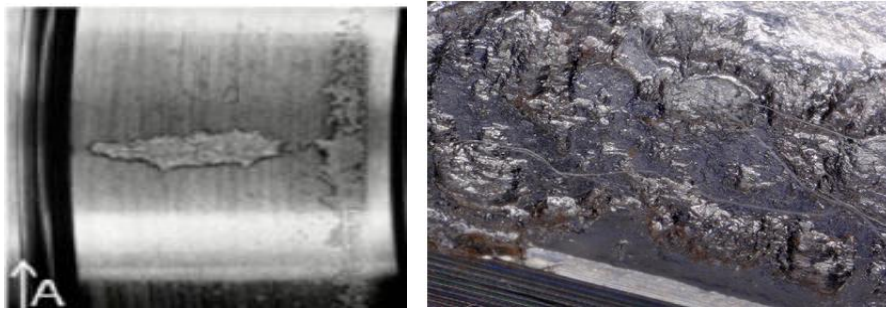


Figure 1.16 : La rupture par fatigue du roulement entraîne une fatigue du contact de la surface [44]

f) Corrosion

La corrosion apparaît après la présence de l'eau ou de l'humidité pour une longue période dans le roulement (Figure 1.17.a). En outre, la corrosion par frottement est principalement causée par le frottement du métal des surfaces de roulement l'une contre l'autre (figure 1.17.b) [45]. La corrosion en général peut entraîner la cassure d'une bague ou du corps roulant.

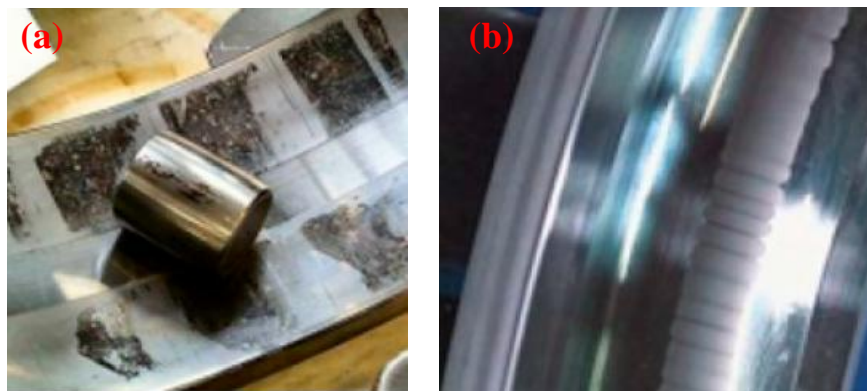


Figure 1.17 : (a) Corrosion par humidité (b) corrosion par frottement [44]

1.2.2 Méthodes de surveillance et de diagnostic

Des efforts considérables ont été déployés dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des éoliennes en raison des possibilités qu'ils offrent d'améliorer la disponibilité des éoliennes et de réduire les temps d'arrêt. Cette partie donne un aperçu sur les outils couramment utilisés pour le diagnostic et la surveillance de l'état des éoliennes. Elles seront présentées et discutées dans les sections suivantes, en accordant une attention particulière à l'analyse vibratoire et la mesure de vitesse angulaire instantanée.

1.2.2.1 Thermographie infrarouge

La thermographie infrarouge (TIR) est la science de l'acquisition et de l'analyse d'informations thermiques à l'aide de dispositifs d'imagerie thermique à distance. En effet, la TIR est largement appliquée à la fois de l'extérieur des éoliennes, pales, et pour la surveillance des machines tournantes à l'intérieur de nacelles d'éoliennes [46]. Des exemples dans divers applications comme, la surveillance des structures [47], les équipements électriques [48], la fatigue des matériaux [49], machines tournantes [50, 51, 52, 47], électronique [53], etc... Avec le développement de la technologie des caméras thermiques, la technologie d'imagerie thermique évolue vers une technologie plus économique, fiable et précise. Le grand principe de l'imagerie thermique repose sur le rayonnement infrarouge émis par les objets au-dessus de 0 K ou -273°C. Typiquement, ce rayonnement infrarouge est observé par une caméra infrarouge, dont la sortie peut ensuite être examinée sous forme d'imagerie thermique [54].

Cependant, bien que la thermographie infrarouge constitue une technique efficace et facile à mettre en œuvre dans le domaine du diagnostic des machines tournantes, elle présente certaines limitations. En effet, les éléments rotatifs étant généralement intégrés à l'intérieur des machines, la détection précoce des défaillances s'avère particulièrement difficile, voire parfois impossible. Par conséquent, il devient nécessaire d'identifier les composants mécaniques défaillants en recourant à d'autres méthodes de surveillance, susceptibles d'être utilisées de manière complémentaire afin d'améliorer la fiabilité du diagnostic.

1.2.2.2 Emission Acoustique (EA)

L'émission acoustique (EA) est une onde élastique transitoire qui est générée par une libération rapide d'énergie à partir de sources localisées à l'intérieur d'un matériau solide lorsqu'il subit des

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

conditions de contrainte/déformation par des charges mécaniques ou thermiques à un certain niveau [55, 56]. La technologie de l'émission acoustique est largement utilisée pour la surveillance et le diagnostic des défauts d'éoliennes et spécialement les pales [57, 58], le rotor [59], la boîte de vitesses [60, 61, 62] et les roulements [63, 64, 65]. Elle a des fréquences beaucoup plus élevées et par conséquent, elle est plus efficace pour le diagnostic des défauts naissants [66].

Cependant, cette technique nécessite généralement l'installation d'un grand nombre de capteurs. De plus, chaque capteur d'EA a besoin d'un système d'acquisition de données dédié pour la détection, le traitement et le transfert des signaux, qui sont plus compliqués que les autres technologies de détection. Ces exigences pourraient augmenter considérablement le coût en capital et la complexité du câblage du système d'éoliennes.

1.2.2.3 Mesure du couple et moment de flexion

Généralement, la mesure du couple est utilisée lorsqu'il y a un pivot tournant ; tandis que le moment de flexion est utilisé dans des situations sans rotation [67]. La mesure de couple dépend de l'identification d'une oscillation de torsion ou d'une perturbation du rapport couple-vitesse causée par la présence des défauts électriques et/ou mécaniques [68].

Les mesures de couple ont été utilisées également pour la surveillance et la détection des défauts d'éoliennes ; tels que l'arbre principal [69, 70, 71], les roulements, la boîte vitesses, le déséquilibre des masses, le rotor et les défauts de la génératrice [72, 73].

Cependant, les limites et les lacunes de ces deux techniques sont similaires par exemple, nécessitant des coûts d'investissement, d'exploitation et de maintenance supplémentaires, augmentation de la complexité du système d'éolienne, problèmes de fiabilité des capteurs par rapport aux capteurs de vibrations. De plus, les composantes dominantes du spectre du signal de couple dépendent de la charge, ce qui nécessite l'utilisation de techniques de traitement du signal plus compliquées par rapport à celles utilisées dans l'analyse vibratoire. Par conséquent, les mesures de couple ont trouvé une utilisation très limitée dans les applications commerciales pour la surveillance et le diagnostic d'une éolienne.

1.2.2.4 Analyse d'huiles

La surveillance de l'état de l'huile est couramment utilisée pour les sous-systèmes et les composants rotatifs des éoliennes, tels que les multiplicateurs [74, 75] et les roulements [76, 77].

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

Dans l'industrie éolienne, plusieurs paramètres de l'huile sont surveillés, notamment la viscosité, le niveau, le comptage et l'identification des particules, ainsi que la température et la pression [78]. L'analyse de ces paramètres permet de suivre les phénomènes de contamination et de dégradation de l'huile, afin d'évaluer l'état de santé des composants d'éoliennes lubrifiés par celle-ci. En effet, l'huile entre en contact avec la plupart des composants de la machine ; elle est soumise à diverses interactions physiques et chimiques et transporte des contaminants provenant des zones de contact des engrenages et des roulements [79]. L'approche la plus couramment adoptée pour l'entretien de l'huile consiste à la remplacer conformément aux recommandations du fabricant. Cette stratégie est largement connue sous le nom de maintenance préventive. Cependant, dans un nombre croissant d'éoliennes, les propriétaires mettent en œuvre une maintenance prédictive faisant également référence à la maintenance des huiles [80, 81]. Il existe deux types de surveillance de l'état des huiles :

a. Surveillance hors ligne : qui constitue actuellement l'approche dominante dans la maintenance des éoliennes, elle est basée sur l'analyse des échantillons d'huile hors ligne à l'aide des paramètres mesurés par des instruments tels que le viscosimètre et le spectromètre d'émission optique [82]. Les défauts apparaissant entre deux opérations d'échantillonnage ne peuvent pas être détectés.

b. Surveillance en ligne : elle a surmonté les inconvénients de la surveillance hors ligne en utilisant des capteurs d'huile, tels qu'un viscosimètre, un capteur de niveau, un compteur de particules et un thermomètre, pour surveiller l'état de l'huile en temps réel. Cependant, l'utilisation des capteurs supplémentaires augmente les coûts des éoliennes [82, 83].

1.2.2.5 Signaux électriques

L'analyse de la signature du courant moteur constitue une technique avancée et largement reconnue dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des machines électriques [84]. Cette méthode repose sur l'acquisition de signaux électriques, notamment le courant et la tension, avec une résolution temporelle élevée permettant de capter des phénomènes subtils liés au fonctionnement interne de la machine. Après transformation dans le domaine fréquentiel, généralement via des outils tels que la transformée de Fourier, ces signaux révèlent des composantes caractéristiques associées à différents types de défauts. Ainsi, cette approche ne se limite pas à la détection des anomalies électriques (telles que les courts-circuits statoriques ou les

défauts d'isolation), mais s'étend également à l'identification de défaillances mécaniques, comme les défauts de roulements ou les déséquilibres du rotor [85]. Par ailleurs, l'analyse électrique peut être mise en œuvre selon deux modalités complémentaires : les mesures hors tension et les mesures sous tension. Les mesures hors tension sont réalisées lorsque la machine est à l'arrêt et isolée du réseau électrique ; elles permettent d'évaluer l'état des enroulements, de l'isolation et des paramètres électriques intrinsèques sans influence des conditions de fonctionnement, offrant ainsi un diagnostic statique précis. En revanche, les mesures sous tension sont effectuées lorsque la machine est en fonctionnement normal, ce qui permet de surveiller son comportement en conditions réelles d'exploitation et de détecter des défauts dynamiques qui ne seraient pas observables à l'arrêt. Cette seconde approche est particulièrement pertinente pour la maintenance prédictive, car elle autorise une surveillance continue sans interruption du service [86].

Cependant, malgré ses nombreux avantages, cette méthode présente certaines limitations. Les signaux électriques mesurés sont souvent caractérisés par un faible rapport signal sur bruit (SNR), ce qui complique l'extraction des informations pertinentes. De plus, les signatures associées aux défauts sont généralement non stationnaires, c'est-à-dire qu'elles évoluent dans le temps en fonction des conditions de charge et de fonctionnement. Par conséquent, leur identification requiert l'utilisation de techniques avancées de traitement du signal, telles que les méthodes temps-fréquence ou les approches basées sur l'intelligence artificielle, afin d'assurer un diagnostic fiable et robuste.

1.2.2.6 Ultrason

Les ultrasons, également connus sous le nom de balayage/test par ultrasons : est une technique de contrôle non destructive qui repose sur la propagation et la réflexion des ondes ultrasonores dans un matériau. En raison de son efficacité et de sa fiabilité, le balayage ultrasonique est couramment utilisé dans l'industrie de l'énergie éolienne pour la surveillance structurelle des composants d'éoliennes [87, 88]. En effet, l'atténuation d'amplitude et le déphasage des ondes ultrasonores sont affectés différemment en fonction des différences de matériau ou des éventuelles discontinuités internes du matériau [89, 90]. Cependant, ses principaux défis et limites technologiques sont : le balayage ultrasonore de certaines géométries complexes peut s'avérer difficile. Par exemple, il est difficile de contrôler les pièces rugueuses, de forme irrégulière, très

petites, exceptionnellement fines ou non homogènes. De plus, les défauts linéaires orientés parallèlement au faisceau sonore ne peuvent pas être détectés.

1.2.2.7 Contrôle de surveillance et acquisition de données (SCADA)

Le contrôle de surveillance et l'acquisition de données (SCADA) est une structure de système de contrôle qui sert à fournir des informations de processus de haut niveau. En pratique, cela implique l'utilisation d'ordinateurs et de réseaux de communication de données. Les systèmes SCADA sont devenus l'une des formes les plus courantes de systèmes de contrôle industriel. Dans les éoliennes modernes de grande puissance, l'intégration d'un système SCADA constitue une composante essentielle de l'architecture de contrôle et de supervision. Ce système est généralement installé dès la phase de conception et de mise en service de l'éolienne, en raison de son rôle central dans la surveillance en temps réel et la gestion opérationnelle. Le SCADA repose sur un réseau de capteurs et d'unités d'acquisition distribués à différents sous-systèmes critiques, tels que le générateur, le multiplicateur de vitesse, les pales, et les systèmes électriques, permettant de collecter en continu des données relatives à des paramètres clés comme la vitesse du vent, la température, les vibrations, les courants et tensions électriques. Ces données sont transmises à une unité centrale de supervision, où elles sont traitées, stockées et analysées afin de fournir une vision globale et détaillée du comportement de l'éolienne en fonctionnement. L'installation du SCADA facilite ainsi non seulement le contrôle à distance et l'optimisation des performances, mais également la détection précoce des anomalies et la mise en œuvre de stratégies de maintenance prédictive, contribuant à améliorer la fiabilité, la disponibilité et la durée de vie des équipements. [91]. Dans la littérature, de nombreux chercheurs ont étudié le potentiel des données SCADA pour une utilisation dans la surveillance de l'état de différents composants d'éolienne, par exemple la performance de la production d'énergie éolienne [92, 93], pales [94], multiplicateurs de vitesses [95, 96], génératrice [97, 98], plusieurs composants et paramètres opérationnels [99, 100], roulements [101], puissance de sortie d'éolienne [102], données d'alarme [103] etc... Bien que les systèmes SCADA des éoliennes n'aient pas été développés à des fins dédiées à la surveillance de l'état, l'intérêt pour leur utilisation à de telles pratiques s'est accru à mesure que la maintenance est devenue une priorité. Des centaines de signaux analogiques sont collectés. Ils sont accompagnés de signaux binaires informant sur la position de dizaines de commutateurs et de séquences de codes d'erreur qui contiennent des informations sur l'état de nombreux sous-systèmes

d'une éolienne. Les données SCADA sont généralement des caractéristiques statistiques (par exemple, valeurs moyennes, maximales, minimales et écart type) des signaux (par exemple, température, courant, tension, puissance, vitesse du rotor, vitesse du vent, etc...) collectés à partir de divers capteurs dans les éoliennes pendant chaque intervalle [104, 105].

Cependant, les signaux SCADA sont enregistrés avec un intervalle long, ce qui n'était initialement pas prévu pour la surveillance et le diagnostic des défauts [104]. Donc, la plupart des caractéristiques dynamiques des défauts d'éoliennes utiles sont perdues. Actuellement, les signaux SCADA sont principalement utilisés par des méthodes basées sur des modèles et des méthodes de prédiction pour le diagnostic des défauts d'éoliennes et le pronostic [104, 106].

Pour une compréhension plus approfondie et exhaustive des différentes approches de diagnostic appliquées aux éoliennes, le lecteur est invité à se référer à l'Annexe 1, où sont présentées et analysées de manière détaillée plusieurs méthodes complémentaires. Cette annexe regroupe un ensemble de techniques de diagnostic couvrant à la fois les approches traditionnelles et les méthodes avancées. Chaque méthode y est décrite en termes de principe de fonctionnement, de domaines d'application, d'avantages et de limitations, offrant ainsi une vision comparative et structurée des outils disponibles pour la surveillance de l'état des éoliennes. Cette présentation détaillée permet non seulement d'élargir le cadre d'analyse du diagnostic, mais également de mieux situer les méthodes adoptées dans ce travail par rapport aux alternatives existantes, tout en mettant en évidence leur pertinence et leur complémentarité dans un contexte de maintenance prédictive et d'optimisation des performances.

1.2.2.8 Mesure de Vitesse angulaire instantanée (VAI)

La vitesse de rotation est un paramètre très important dans le domaine de surveillance et de diagnostic des machines tournantes, car les mouvements dynamiques des machines sont liés à leur vitesse de rotation [107, 108]. Par conséquent, tout un défaut présent dans une machine tournante modifie sa dynamique de rotation. L'analyse des signaux de VAI a vu une augmentation significative dans le domaine de diagnostic car, elle fournira des informations sur les défauts des composantes mécaniques avec précision telle que dans les roulements [109, 110] et les engrenages [111].

1.2.2.9 Analyse vibratoire

L'histoire de l'analyse vibratoire remonte à la fin des années 1970 [31]. En particulier, l'industrie aérospatiale et l'industrie pétrolière ont été les premières à adopter la maintenance conditionnelle basée sur l'analyse vibratoire [112]. L'analyse vibratoire, en termes simples, est l'étude des vibrations émises par une machine tournante, permettant de détecter des dysfonctionnements et de prévenir les pannes. Ses causes sont principalement liées à des problèmes de montage, de fabrication des composantes mécaniques ou de fonctionnement de la machine, tels que le déséquilibre, le désalignement, l'usure des roulements, ou des pièces endommagées. Elle est la technique la plus utilisée dans le domaine de la maintenance conditionnelle. Cette technique peut fournir un bon suivi de l'évolution d'un défaut. Une autre caractéristique importante est la capacité de localisation d'un défaut à un stade précoce, de sorte que chaque paire cinématique dans un mouvement de rotation entre périodiquement en contact et génère une signature de défaut [113, 114]. Ces aspects ne peuvent pas être dits pour certaines des approches décrites précédemment. De plus, l'amplitude du signal vibratoire peut indiquer la gravité du défaut [115, 116]. Compte tenu de l'importance de l'analyse vibratoire, la plupart des systèmes de surveillance et de diagnostic des défauts disponibles dans l'industrie éolienne s'appuient principalement sur ce type de surveillance, souvent installés sur les surfaces des pales du rotor [117, 118, 119], et sur les carters des composants internes, tels que les roulements du générateur [120, 121], la boîte de vitesses [122, 123, 124, 125], l'arbre principal et roulements [126, 127, 128]. En fonction de la plage de fréquences et des conditions de fonctionnement des composants surveillés, différents types de capteurs de vibrations sont disponibles, notamment :

- 1) Capteurs de déplacement dans la plage des basses fréquences ;
- 2) Capteurs de vitesse dans la plage des fréquences moyennes ;
- 3) Accéléromètres dans la gamme des hautes fréquences ;
- 4) Capteurs d'énergie spectrale émise à très hautes fréquences (vibrations acoustiques).

Cette technologie présente plusieurs avantages notamment, elle est capable de détecter, localiser et diagnostiquer/pronostiquer les pannes et les défauts. De plus, une sensibilité élevée est assurée grâce à l'utilisation de différents types de capteurs de vibrations. Ensuite, elle est standardisée au fil des années d'application, en particulier pour les équipements rotatifs. Enfin, elle donne la possibilité de mise en œuvre dans plusieurs équipements industriels existants.

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du développement de méthodes avancées de maintenance conditionnelle et se focalise sur l'analyse des signaux vibratoires en vue d'un diagnostic intelligent des défauts affectant les machines tournantes, avec une attention particulière portée aux roulements, considérés comme des composants critiques et fréquemment sujets à défaillance. L'originalité de ce travail réside dans la prise en compte de conditions de fonctionnement non stationnaires, notamment les variations de vitesse, qui rendent les approches classiques d'analyse fréquentielle moins efficaces en raison de la dispersion des signatures spectrales des défauts. Afin de surmonter ces limitations, une méthodologie basée sur le rééchantillonnage angulaire est adoptée, permettant de transformer les signaux acquis dans le domaine temporel en un domaine angulaire invariant par rapport aux variations de vitesse. Cette transformation facilite l'extraction de caractéristiques pertinentes et robustes associées aux défauts des roulements. Par ailleurs, l'intégration de techniques de traitement du signal avancées, combinées à des approches d'intelligence artificielle, vise à améliorer la précision et la fiabilité du diagnostic, tout en permettant une automatisation du processus de détection et de classification des défauts dans des environnements industriels complexes.

1.2.3 Systèmes d'acquisition de données (chaines de mesures)

Dans le cadre de la maintenance conditionnelle des machines, les paramètres mécaniques qui sont mesurés sous forme de signal par les capteurs doivent souvent être filtrés, amplifiés et affichés sur un compteur analogique ou numérique. Les systèmes d'acquisition de données sont utilisés pour collecter des données, les enregistrer et les analyser. Le processus d'acquisition des données a été considérablement simplifié de nos jours grâce aux progrès de l'électronique et est devenu plus précis, plus polyvalent et plus fiable. La figure 1.19 suivante montre un système typique d'acquisition et de traitement des données pour une application d'identification de système.

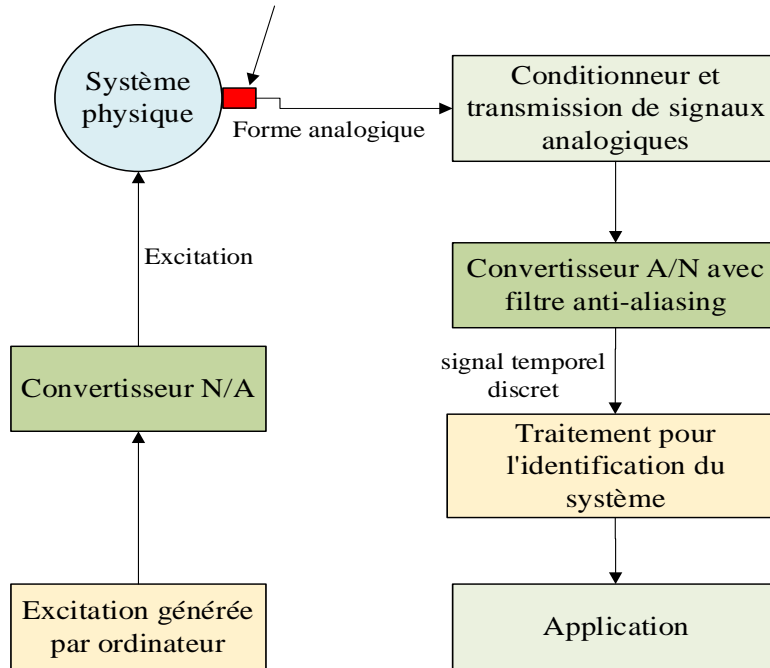


Figure 1.18 : L'acquisition et le traitement des données

1.2.3.1 Capteurs

Un capteur est un instrument de mesure essentiel dans de nombreux systèmes modernes, il est chargé de prélever une grandeur physique (vibration, vitesse de rotation, température etc...) à mesurer et de la transformer en une grandeur ou signal électrique exploitable. Il joue un rôle crucial dans la collecte de données, l'automatisation des processus, le contrôle des systèmes et la prise de décisions éclairées.

Les capteurs peuvent être classés en fonction de la grandeur physique qu'ils mesurent, cette section donne un bref aperçu du principe de fonctionnement des capteurs, leurs caractéristiques spéciales et leurs applications.

a) Vibrations

Les vibrations peuvent être mesurées en termes de déplacement, de vitesse ou d'accélération. Cette section décrit les capteurs les plus couramment utilisés pour mesurer les vibrations [129].

- Déplacement

Pour les arbres en rotation lente ou les arbres au repos, le déplacement est souvent mesuré. Dans des conditions statiques, le déplacement relatif de l'arbre par rapport à son logement est

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

mesuré à l'aide d'un simple dispositif de mesure de distance linéaire tel qu'un comparateur à cadran. À faible vitesse, le déplacement est mesuré par un capteur de déplacement à variation linéaire [130]. Cependant, cette technique présente une plage dynamique et une réponse en fréquence très limitées, ce qui la rend peu adaptée à la réalisation d'un diagnostic efficace des organes mécaniques à haute fréquence, notamment dans le cas des roulements. [129].

- Vitesse

La vitesse des vibrations linéaires est mesurée par un capteur de vitesse vibratoire à faible impédance auto-généré [130]. Cependant, ces capteurs sont fortement limités dans leur réponse en fréquence et leur gamme dynamique. En raison de la présence de la bobine mobile, ces capteurs ont une faible fréquence propre [129].

- Accélération

L'accélération est mesurée selon le principe du mouvement relatif d'une masse suspendue dans un boîtier. Le mouvement de la base du boîtier entraîne un mouvement de la masse suspendue. Un élément de détection est fixé à cette masse suspendue et la sortie est calibrée pour fournir une mesure de l'accélération de la base. Aujourd'hui, les cristaux piézoélectriques sont utilisés comme élément de détection, bien que dans le passé, des accéléromètres à jauge de contrainte aient été utilisés [130]. Les accéléromètres piézoélectriques sont accompagnés d'un préamplificateur qui convertit la sortie à haute impédance en un signal de tension à basse impédance pour une transmission directe à un équipement de mesure ou d'analyse. La caractéristique la plus importante des cristaux piézoélectriques est qu'ils sont sensibles aux mouvements dans une direction particulière [129]. Comme la vibration est mesurée dans une direction, le cristal piézoélectrique est aligné le long de l'axe le plus sensible à l'intérieur du boîtier de l'accéléromètre. Les techniques courantes de fixation des accéléromètres sont : Cire d'abeille, Colle, Aimant et Goujon [130]. Pour une surveillance permanente l'accéléromètre est, généralement, monté sur un goujon ou collé à la surface. La surface doit être nettoyée et polie afin d'assurer un contact uniforme. Ensuite, pour une fixation rapide des accéléromètres miniatures à température ambiante, il est préférable d'utiliser de la cire d'abeille [131]. La figure suivante présente divers accéléromètres utilisés pour la surveillance des machines tournantes [129].

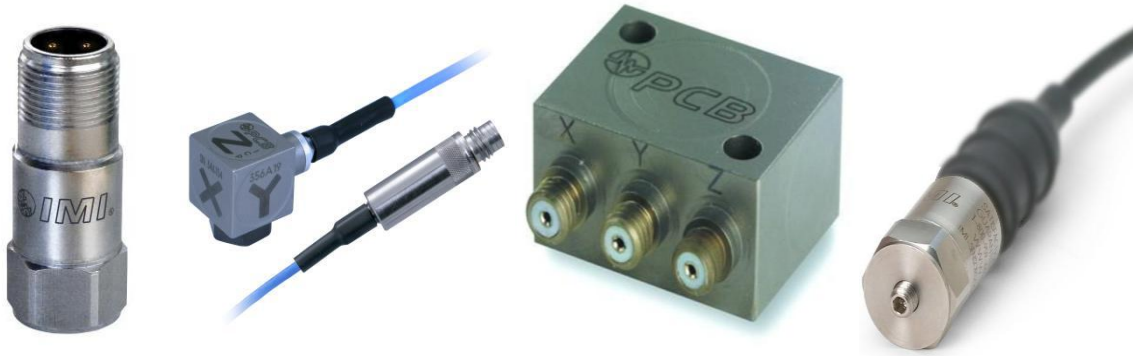


Figure 1.19 : Accéléromètres utilisés pour mesurer les vibrations [132]

b) Vitesse de rotation

De nombreux capteurs sont disponibles pour mesurer la vitesse de rotation. En général, ils sont tous du type sans contact, à l'exception du tachymètre mécanique et les codeurs incrémentaux. Lorsque la vitesse de l'arbre rotatif change ou fluctue au cours d'une même rotation de l'arbre, il est préférable d'utiliser un codeur optique ayant une résolution importante, par exemple 1024 impulsions/tour ou mieux.

c) Codeur optique

Les codeurs optiques sont utilisés pour mesurer la vitesse de rotation avec une très grande précision. En fait, les chercheurs ont récemment utilisé des codeurs optiques rotatifs pour mesurer les vitesses angulaires instantanées (VAI) d'un arbre, qui varient même dans le temps d'une rotation de l'arbre [133]. Ces codeurs sont essentiellement constitués d'un disque dont la périphérie est percée de fines fentes régulièrement espacées [134]. Une lumière est focalisée sur le disque fendu d'un côté et un photorécepteur situé de l'autre côté reçoit la lumière sous forme d'impulsions, comme le montre la figure 1.24. La résolution du codeur est le nombre de fentes ou d'impulsions par tour, et des résolutions de 512 à 4096 impulsions par tour sont assez courantes.

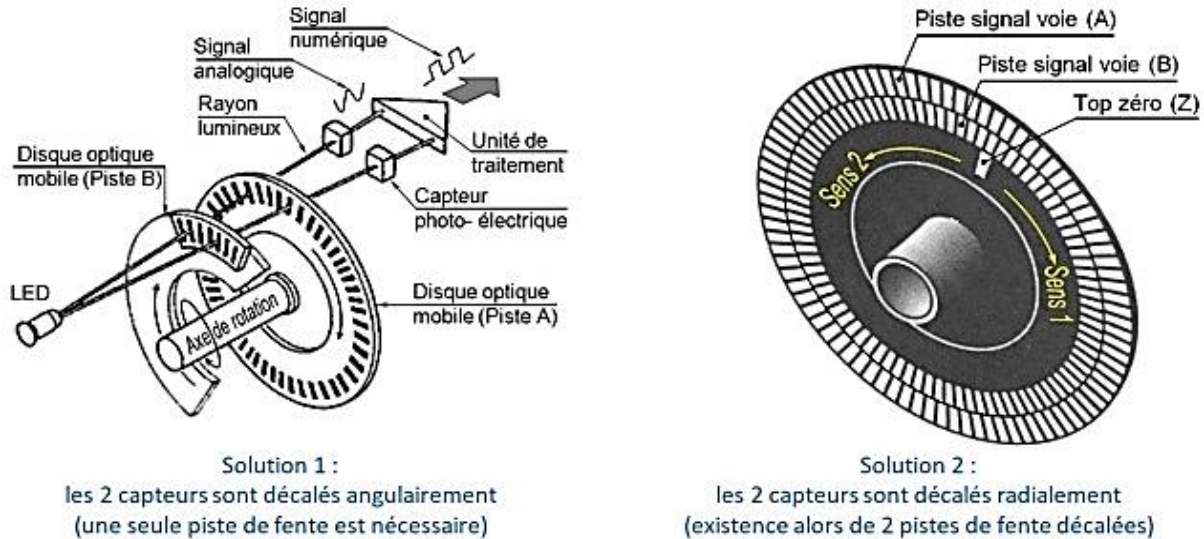


Figure 1.20 : Principe de fonctionnement d'un codeur optique [135]

1.2.3.2 Amplificateurs des signaux

Les signaux provenant des capteurs doivent parfois être amplifiés pour pouvoir être détectés par le convertisseur analogique numérique. Souvent, un signal doit être amplifié pour pouvoir piloter un actionneur. Un amplificateur opérationnel est utilisé pour fournir un gain élevé au signal d'entrée [136, 137, 138, 139].

1.2.3.3 Convertisseur analogique-numérique (Convertisseur A/N ou CAN)

Le convertisseur analogique-numérique est au cœur de la plupart des systèmes d'acquisition de données. Il s'agit d'un dispositif électronique qui convertit les tensions analogiques acquises par les capteurs en leur forme numérique équivalente (en code binaire ou hexadécimal) représentant les valeurs d'amplitude quantifiées les plus proches des valeurs réelles des entrées (quantification) [130]. Il existe plusieurs types de techniques de conversion A/N ; elles peuvent généralement être divisées en deux types : intégrantes et non intégrantes ; les premières mesurent la valeur moyenne de l'entrée sur un intervalle de temps défini, rejetant ainsi de nombreux types de bruit, tandis que les secondes échantillonnent la valeur instantanée de l'entrée (y compris le bruit) pendant un intervalle de temps très court et le convertit sous forme numérique [129]. L'une des formes les plus simples de CAN est l'échantillonnage uniforme, c'est-à-dire l'échantillonnage du signal analogique à intervalles de temps réguliers avec une fréquence d'horloge T_s ou avec une fréquence d'échantillonnage $f_s = \frac{1}{T_s}$.

La fréquence d'échantillonnage est déterminée par la fréquence la plus élevée du signal comme le montre l'équation suivante :

$$f_s \geq 2.56 \times f_{max} \quad (1.4)$$

Une fréquence d'échantillonnage trop basse entraîne ce que l'on appelle un repliement, tandis qu'une fréquence d'échantillonnage trop élevée implique des circuits compliqués. L'échantillonnage n'est généralement pas inversible. Les problèmes typiques de la conversion analogique-numérique sont le nombre d'échantillons et le temps de réponse [130]. Le choix du nombre de bits dans un système d'acquisition constitue un paramètre fondamental, dans la mesure où il détermine directement la résolution de la conversion analogique-numérique et, par conséquent, le niveau de l'erreur de quantification introduite lors de la numérisation du signal. Une résolution plus élevée permet de représenter le signal avec une précision accrue, réduisant ainsi les pertes d'information, ce qui est particulièrement crucial dans les applications de diagnostic où les signatures de défauts peuvent être de faible amplitude. Par ailleurs, la mise en œuvre de circuits d'échantillonnage et de maintien s'avère indispensable afin de garantir la stabilité du signal analogique durant le processus de conversion, évitant ainsi les distorsions liées aux variations rapides du signal d'entrée. En outre, la fréquence d'échantillonnage doit être soigneusement choisie conformément aux critères de Nyquist, afin d'assurer une représentation fidèle du contenu fréquentiel du signal et de prévenir les phénomènes d'aliasing. Enfin, la linéarité du système de conversion joue un rôle déterminant dans la fidélité des mesures, car toute non-linéarité peut introduire des erreurs systématiques et altérer l'interprétation des données. Ainsi, l'ensemble de ces paramètres doit être rigoureusement optimisé pour garantir des performances élevées du système d'acquisition et assurer la fiabilité des analyses ultérieures. [129].

1.2.3.4 Conversion numérique-analogique (CNA)

Certains systèmes d'acquisition de données contiennent un convertisseur numérique-analogique ou convertisseur N/A qui fait le travail inverse d'un CAN. Ce dispositif convertit des nombres binaires en tensions ou courants continus analogiques à la réception de signaux de commande provenant du matériel de contrôle. Les CNA sont généralement utilisés lorsqu'un contrôle précis des dispositifs externes est nécessaire par le biais d'une tension analogique. Dans sa forme la plus simple, le convertisseur numérique-analogique se compose d'un réseau de

résistances et de commutateurs qui fournissent des courants proportionnels au poids de chaque bit, multiplié par sa valeur binaire dans le mot numérique parallèle [130]. La source de données numériques est échantillonnée et conservée dans un registre d'entrée sous forme numérique parallèle pour servir d'entrée stable au CNA. Les 0 et les 1 sont convertis en forme numérique propre à l'aide de portes qui sont activées ou désactivées en fonction du signal entrant. Ce signal binaire peut ensuite être converti en un signal analogique à l'aide d'un amplificateur sommateur [129].

1.2.3.5 Filtres des signaux

Les filtres sont devisés en deux familles, filtrage analogiques et filtrage numériques :

Le filtrage analogique est effectué par un circuit résistance-condensateur (RC) approprié, et ces filtres peuvent être conçus pour être de type passe-haut ou passe-bas [140]. Le passage d'un signal à travers un filtre passe-haut d'abord, suivi d'un filtre passe-bas ensuite, permet d'obtenir un filtrage passe-bande sur le signal [137]. Les filtres analogiques passe-bas anti-repliement sont utilisés avant toute conversion analogique-numérique, pour empêcher le repliement d'un signal dont la fréquence maximale n'est pas connue [138].

Le filtre numérique est appliqué aux signaux numériques à l'aide d'un programme informatique ou d'un processeur de signaux numérique programmable [141]. L'avantage de ce dernier est que n'importe quel filtre peut être réalisé et qu'il peut être adapté en sélectionnant correctement les coefficients du filtre [140].

Nous avons présenté dans l'annexe 2 plusieurs types de capteurs ainsi que les paramètres essentiels pour réaliser des mesures correctes, comme nous avons abordé un protocole de mesure de différents types de capteurs et des cartes d'acquisition, avec une interface graphique qui nous permet de piloter le protocole de manière automatisé.

1.3 Approche angulaire

Le défi dans de nombreuses activités de production impliquant de grands dispositifs mécaniques tels que les transmissions de puissance consistent à réduire les temps d'arrêt des machines, à gérer les réparations et à améliorer le temps de fonctionnement. La plupart des systèmes en ligne sont basés sur des dispositifs conventionnels de mesure des vibrations pour les

transmissions par engrenages ou les roulements dans les composants mécaniques. Dans l'ensemble, les outils de surveillance des vibrations ne remplissent leur rôle que si l'hypothèse de l'état stationnaire est maintenue. Plusieurs industries, dont la production d'énergie éolienne, exigent toutefois d'observer le comportement des composants mécaniques ou électriques rotatifs à des vitesses variables [142]. Plusieurs types d'éléments dans la transmission d'une éolienne présentent un comportement périodique en fonction de leur position angulaire. Les défauts sur un tel élément peuvent être mis en évidence lorsqu'il interagit dynamiquement avec ses voisins à travers cette zone endommagée. Cet événement se produit régulièrement, ce qui n'est périodique que si la vitesse du mécanisme est constante. Traditionnellement, les composants mécaniques présentant un comportement cyclique sont surveillés par l'observation de la fréquence des vibrations transmises par le défaut à travers la structure entre le composant et le capteur. L'observation dans le domaine fréquentiel utilisé avec des indicateurs scalaires ou vectoriels classiques (valeur RMS, kurtosis, densité spectrale de puissance) suppose implicitement une vitesse constante et donc la surveillance du mécanisme à des périodes courtes et rares où le vent est suffisamment stable pour permettre à l'arbre de transmission de fonctionner à une vitesse constante [143]. L'approche angulaire s'est révélée être un outil dédié à l'analyse des vibrations générées dans de telles conditions, car les vibrations qui nous intéressent sont liées à la vitesse angulaire de la transmission ou du moteur. Pour ce faire, on utilise un signal de référence, provenant généralement d'un tachymètre, d'un codeur optique ou d'un capteur de position angulaire, qui fournit des informations précises sur la position angulaire de l'arbre en rotation. En transformant le signal dans le domaine angulaire. Les événements périodiques liés à la rotation de la machine (tels que ceux causés par les engrenages, les roulements ou les déséquilibres) deviennent synchrones avec la position angulaire, ce qui rend leurs caractéristiques plus évidentes et plus faciles à détecter quelles que soient les variations de la vitesse [144].

1.3.1 Vitesse angulaire instantanée

La méthodologie de l'approche angulaire nécessite la connaissance de la vitesse angulaire instantanée (VAI). Cette dernière joue un rôle important dans le rééchantillonnage angulaire des signaux vibratoires, notamment dans le contexte des signaux non stationnaires. Elle est utilisée pour définir la vitesse de variation de l'angle du système, ce qui permet de rééchantillonner le

signal à intervalles angulaires uniformes. Les méthodes d'estimation de la VAI sont divisées en deux grandes familles :

1.3.1.1 Méthodes directes : exploitation du signal issu d'un capteur angulaire

Sur la base du mécanisme d'acquisition des données, les techniques de mesure de la VAI directes peuvent être classées en deux grandes catégories [145]: les méthodes basées sur les temporisateurs/compteurs qui traitent le signal d'un capteur angulaire comme un train d'impulsions. Une horloge haute fréquence est utilisée pour mesurer le temps séparant deux événements du signal angulaire, binaire. L'autre groupe de techniques est celui des méthodes basées sur démodulation de fréquence qui analyse le signal angulaire comme un signal analogique ordinaire. Dont il est question d'extraire la phase instantanée. La vitesse angulaire est ensuite dérivée des données échantillonnées à l'aide d'une technique appropriée d'extraction de la vitesse angulaire instantanée. Le principe de l'évaluation de la vitesse consiste à mesurer un angle/phase $\Delta\theta$ pendant un temps Δt . Donc, la vitesse angulaire instantanée est donnée par l'équation suivante :

$$\omega = \frac{\Delta\theta}{\Delta t} \quad (1.5)$$

a) Méthodes basées sur les temporisateurs/compteurs

L'étude des méthodes basées sur les temporisateurs/compteurs a dominé le développement des techniques de mesure de la VAI dédiées à la surveillance des machines tournantes. Le concept de ces méthodes consiste soit à mesurer un temps écoulé entre des impulsions successives, soit à compter les périodes codeur pendant la durée prescrite [146]. Sur la base de ce principe fondamental, des améliorations ont été apportées aux méthodes afin d'obtenir une meilleure précision et un meilleur temps de réponse. Cette section passe en revue quelques méthodes représentatives de cette catégorie.

- Méthode Écart Temporel (ET).

La méthode d'écart temporel (ET) nécessite deux dispositifs supplémentaires : une horloge à haute fréquence et un compteur. L'horloge à haute fréquence est utilisée comme référence temporelle pour la mesure d'une période $\Delta t_i = n_i / f_h$ entre deux impulsions consécutives. Un codeur à R résolutions produit R impulsions par tour. L'horloge à haute fréquence génère

également un train d'impulsions de fréquence (f_h). Où n_i est le nombre d'impulsions d'horloge entre deux fronts montants successifs de signal du codeur [135, 144].

La vitesse instantanée mesurée peut s'écrire comme suit :

$$\omega_i = \frac{f_h}{n_i R} \text{ (Hz)} \quad (1.6)$$

Lorsque la vitesse d'une machine augmente, la période de temps d'une impulsion du codeur devient plus courte et le nombre correspondant d'impulsions d'horloge diminue.

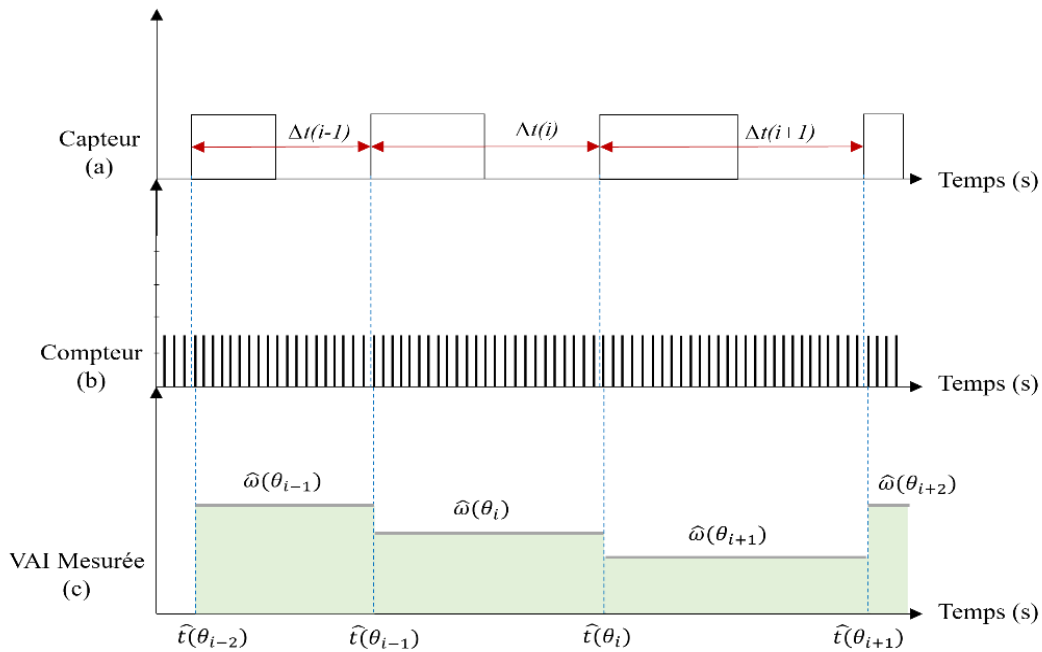


Figure 1.21 : Variation de Vitesse Instantanée obtenue par la méthode écart temporel (ET). (a) signal TTL du capteur angulaire. (b) Compteur/Horloge haute fréquence. (c) Estimation VAI [144].

- **Comptage d'impulsions pendant la durée prescrite (CP)**

Le processus de mesure de base est présenté dans la figure 1.22. La durée d'un cycle de mesure est fixe et définie a priori. Le compteur d'impulsions de vitesse et la minuterie sont tous deux démarrés à un front montant de l'impulsion de vitesse. Le compteur d'impulsions est arrêté lorsque la minuterie atteint la fin de la durée prescrite. La vitesse angulaire est alors dérivée du contenu du compteur d'impulsions et du temps prescrit [135]. Donc, la VAI est obtenue à l'aide de l'équation suivante :

$$\omega_i(\theta) = \frac{1}{R} \frac{C_i}{T_p} \text{ (Hz)} \quad (1.7)$$

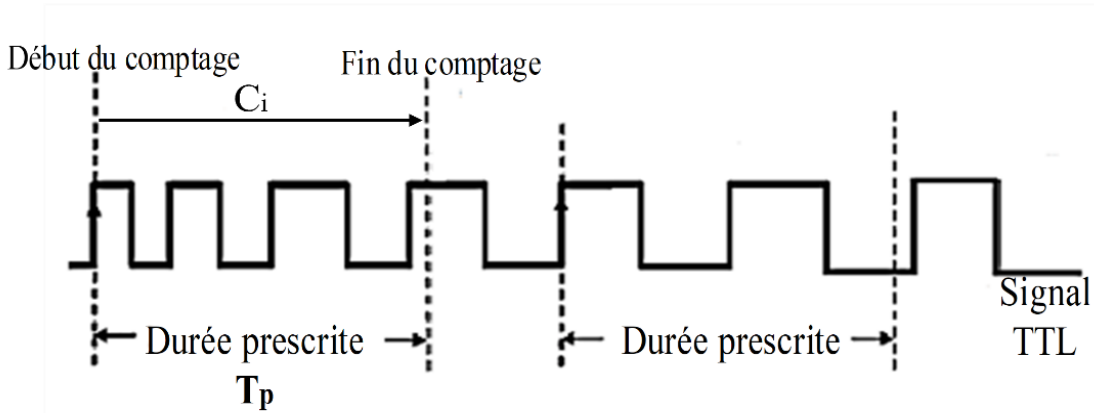


Figure 1.22 : Principe de mesure de la méthode du comptage des impulsions (CP) [135]

Cette méthode présente une faible précision de mesure à faible vitesse. À la connaissance de l'auteur, cette technique n'a jamais été appliquée au diagnostic. Il est sans doute dû au fait que la résolution des capteurs angulaires n'est pas suffisante pour fournir une information échantillonnée selon les standards de fréquence des autres méthodes.

- **Méthode Ecart temporel constant (CET)**

La méthode écart temporel constant (CET) est basée à la fois sur le comptage des impulsions et la mesure de l'écart temporel [147]. Comme la méthode CP, la méthode CET a une période prescrite (constant) T_p qui définit approximativement la durée du comptage des impulsions. La différence est que T_p ne sert que de temps d'alarme ; le temps de mesure réel pour un cycle de mesure varie en fonction de la vitesse angulaire. La méthode CET combine donc les points forts des méthodes ET et CP [148]. Par conséquent, elle peut fournir des mesures précises pour des vitesses angulaires faibles ou élevées. La figure 1.23 illustre le processus de comptage de base de la méthode CET. Le compteur d'impulsions et le compteur de temps sont tous deux démarrés sur un front montant de l'impulsion de vitesse. Les compteurs ne s'arrêtent pas à la fin de T_p ils sont arrêtés par le premier front montant de l'impulsion de vitesse survenant après l'intervalle T_p : le contenu du compteur d'impulsions est le nombre d'impulsions de vitesse mesurées. Le contenu du compteur de temps est le nombre d'horloges mesurées. A partir de ces deux nombres, la vitesse angulaire moyenne pendant ce cycle de mesure est donnée par l'équation suivante :

$$\omega_i(\theta) = \frac{1}{R} C_i \frac{1}{T_i} \text{ (Hz)} \quad (1.8)$$

La durée réelle d'un cycle de mesure T_i est supérieure ou égale à la durée prescrite T_p : Par rapport à la méthode CP, la méthode CET obtient toujours un nombre entier d'impulsions de vitesse et fournit donc une mesure plus précise que la méthode CP à faible vitesse angulaire. Cependant, cette méthode ne semble pas avoir été utilisée à des fins de diagnostic.

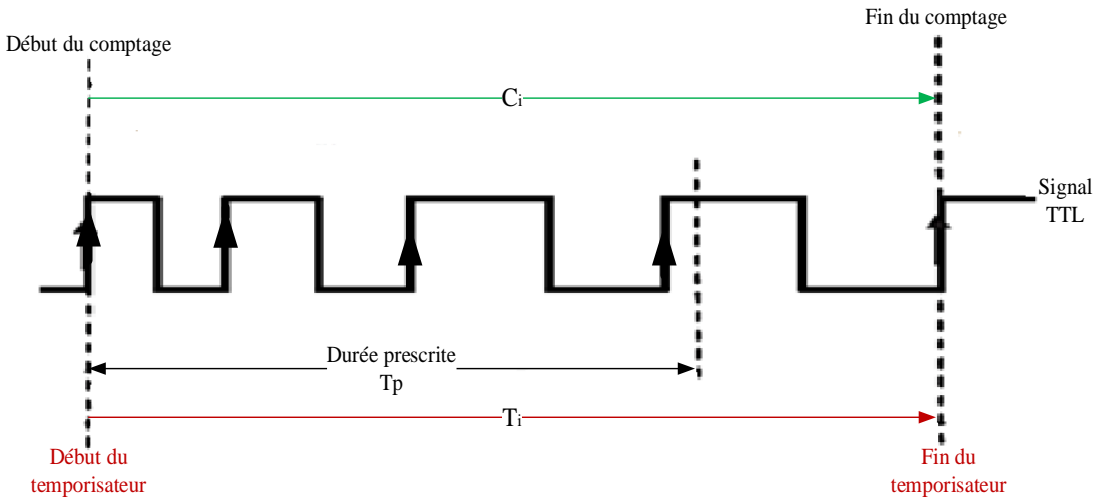


Figure 1.23 : Processus de comptage de base de la méthode CET [135]

b) Méthode de démodulation de fréquence

La VAI peut également être estimée en fixant le pas de temps et en calculant la phase instantanée du signal. Que la sortie du codeur soit un signal sinusoïdal ou TTL, elle est ensuite collectée par une carte d'acquisition à usage général. Le signal du codeur étant donc échantillonné dans le temps, les méthodes de démodulation de fréquence sont de bons candidats pour l'estimation de la VAI. Vakman et al. [149] ont montré que la démodulation de fréquence basée sur le signal analytique de Gabor offre une plus grande précision que les méthodes locales courantes pour extraire la fréquence instantanée d'un signal en raison de son comportement global [135]. Le signal analytique complexe $S_a(t)$ du signal réel $x(t)$ est défini comme suit :

$$S_a(t) = x(t) + iH[x(t)] \quad (1.9)$$

Où $H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau$ est la transformée de Hilbert (HT) de $x(t)$. Physiquement, l'opérateur HT est un processus de filtrage linéaire dans lequel les amplitudes des composantes spectrales

restent inchangées mais leurs phases sont décalées de $-\pi/2$ pour les fréquences positives et de $\pi/2$ pour les fréquences négatives. Ainsi, le spectre du signal analytique peut être déduit de la définition de l'Eq. (07) comme suit :

$$S_a(f) = \begin{cases} 2X(f) & f > 0 \\ X(f) & f = 0 \\ 0 & f < 0 \end{cases} \quad (1.10)$$

Cette propriété spectrale du signal analytique facilite sa mise en œuvre numérique grâce à la transformée de fourrier rapide (FFT). La procédure générale de mise en œuvre est donnée dans de nombreux travaux [150, 151] et présente l'avantage d'une grande efficacité et d'un faible coût de calcul [135]. Une fois le signal analytique calculé, il peut être exprimé sous forme polaire comme suit :

$$S_a(t) = E(t)e^{i\theta(t)} \quad (1.11)$$

Où $E(t) = \sqrt{x(t)^2 + H[x(t)]^2}$ est l'amplitude instantanée (ou enveloppe) et $\theta(t) = \arctan\left(\frac{H[x(t)]}{x(t)}\right)$ représente la phase instantanée non enveloppée du signal. La fréquence instantanée (F_{inst}) est définie comme la dérivée temporelle de la dépliée de phase instantanée :

$$F_{inst} = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (1.12)$$

Il convient de noter que la fréquence instantanée n'a de sens physique que si le signal réel x est un signal mono-composant [151]. Dans le cas le plus courant d'un signal d'entrée TTL, le spectre multi-harmonique d'un signal FM carré est composé d'harmoniques impaires de la fréquence porteuse. La transformée de Hilbert est donc classiquement appliquée au signal filtré en bande passante (autour de la fréquence fondamentale) afin d'extraire et de dérouler la phase instantanée de la composante porteuse [135]. L'organigramme général de la méthode d'estimation de la VAI à l'aide de la transformé de Hilbert est présenté dans la figure 1.24.

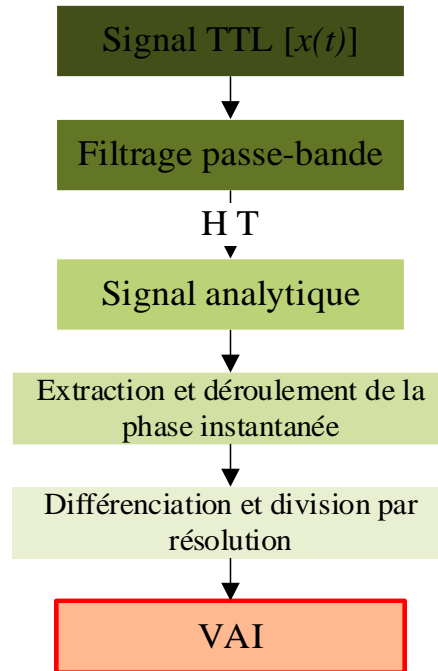


Figure 1.24 : Organigramme de l'estimation de la VAI basée sur un signal analytique

Le principal inconvénient de cette technique est qu'elle ne permet pas d'utiliser des résolutions de codeur plus élevées en raison de la limitation de la fréquence d'échantillonnage des cartes d'acquisition. En outre, son utilisation est limitée à des conditions de vitesse stationnaires afin d'effectuer un filtrage passe-bande [135]. Dans le cas de conditions de vitesse largement non stationnaires, le filtrage passe-bande ne peut pas isoler une composante et par conséquent, la démodulation de fréquence ne permet pas d'estimer correctement le signal de VAI.

1.3.1.2 Méthodes indirectes : exploitation du signal vibratoire

Les méthodes indirectes utilisant les signaux vibratoires désignent un ensemble de techniques et d'approches analytiques utilisées pour estimer la vitesse de rotation ou de translation des composants mécaniques, tels que les moteurs, les arbres ou les engrenages, en analysant les données vibratoires qu'ils produisent pendant leur fonctionnement. Ces méthodes ne reposent pas sur des outils de mesure directe tels que les tachymètres, les codeurs ou les capteurs de vitesse. Elles exploitent plutôt la relation inhérente entre le mouvement mécanique d'une machine et les vibrations qu'elle génère. Lorsqu'une machine tourne ou se déplace, elle induit des vibrations périodiques ou quasi-périodiques dues à des déséquilibres mécaniques, des impacts, des engrènements, des interactions de roulements ou des résonances structurelles. Ces vibrations sont

mesurables à l'aide de capteurs tels que des accéléromètres ou des capteurs de vitesse. Les signaux qui en résultent contiennent souvent des composantes ou des modèles de fréquence distincts qui sont étroitement liés à la vitesse et aux conditions de fonctionnement de la machine. En extrayant et en interprétant ces caractéristiques, il est possible de déduire indirectement la vitesse et parfois même de détecter des anomalies ou des défauts.

L'avantage de ces méthodes indirectes réside dans leur caractère non intrusif et rentable. Elles sont particulièrement utiles dans les environnements où l'accès direct aux pièces rotatives est difficile ou dangereux, ou lorsque l'ajout de capteurs physiques risque d'interférer avec la dynamique du système. Une grande variété de techniques de traitement des signaux est employée dans ce contexte, notamment l'analyse spectrale (par exemple, la transformée de Fourier), les représentations temps-fréquence (par exemple, la transformée de Fourier à court terme, les ondelettes), l'analyse d'enveloppe, l'autocorrélation, l'analyse cepstrale et de plus en plus, les modèles d'apprentissage automatique. Chaque méthode fournit une manière différente d'interpréter le signal de vibration pour extraire des informations relatives à la vitesse de la machine, même dans des conditions de vitesse variable ou en présence d'un bruit important.

a) Démodulation de phase basée sur un signal analytique

L'approche la plus utilisée pour l'estimation de la vitesse angulaire instantanée basée sur les vibrations repose sur la démodulation de phase d'une harmonique liée à la vitesse de rotation de l'arbre qui présente un rapport signal/bruit élevé. Cette méthode est assez simple et repose principalement sur l'utilisation d'un filtre passe-bande (idéal) autour d'une harmonique de la vitesse de rotation bien séparée. Après avoir défini les fréquences de coupure inférieures et supérieures optimales pour le filtre passe-bande, l'harmonique est isolée du spectre complexe. Ensuite, le signal analytique peut être obtenu par transformation de Fourier inverse du spectre complexe passe-bande filtré dans le domaine temporel sans ses fréquences négatives. La vitesse angulaire instantanée peut alors être obtenue en multipliant la fréquence instantanée avec le rapport cinématique correct [152]. Bien que cette approche puisse fournir des estimations de la VAI très précises dans les cas où il existe une seule harmonique, constamment présente et dominante, il existe de nombreux cas où cette approche a ses limites en termes d'applicabilité [153]. Dans les systèmes rotatifs complexes, les composants déterministes ne sont pas nécessairement tous liés de manière

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

harmonique, ce qui entraîne des croisements d'ordres et fausse la phase instantanée extraite. En outre, ces systèmes fonctionnent souvent dans des conditions très variables qui peuvent faire disparaître les harmoniques dans le bruit. Une autre limitation de cette technique concerne les limites de la fluctuation possible de la vitesse. Le choix d'une harmonique à une fréquence plus élevée s'accompagne souvent d'une réduction de la largeur de bande relative possible pour le filtre passe-bande en raison du chevauchement des harmoniques d'ordre inférieur et supérieur.

b) Approche Probabiliste à Ordres Multiples (MOPA)

L'approche probabiliste multi-ordre est une méthode de traitement de signal pour estimer la VAI d'un arbre rotatif à l'aide des vibrations [154]. L'idée de base est d'utiliser en plus d'un signal de réponse toutes les informations disponibles sur la cinématique de la machine. La connaissance de la cinématique conduit à une liste d'ordres potentiels censés contribuer fortement à la réponse vibratoire, typiquement les fréquences d'engrènement et leurs harmoniques. Chacun de ces ordres est utilisé pour transformer un spectre instantané à court terme en une fonction de densité de probabilité de la fréquence de rotation fondamentale. Ces fonctions de densité de probabilité sont ensuite combinées pour obtenir une fonction de densité de probabilité globale, ce qui permet d'extraire la VAI la plus probable. Cependant, il existe aujourd'hui de nouveaux estimateurs spectraux non paramétriques à haute résolution qui se sont positionnés comme des alternatives potentielles à la STFT. Peeters et al. [155] ont utilisé l'approche adaptative itérative à court terme (ST-IAA) en tant qu'entrée de représentation temps-fréquence améliorée pour l'approche probabiliste multi-ordre (MOPA) par rapport à la transformée de Fourier à court terme (STFT) pour améliorer de manière significative la précision de l'estimation de la vitesse de rotation instantanée sans avoir à modifier les paramètres d'entrée ou à effectuer un réglage fin supplémentaire de l'hyperparamètre. Hawwari et al. [156] ont proposé l'approche bayésienne multi harmonique (MHBA) pour régler le problème d'interférence via l'utilisation d'un modèle multi harmonique dans un cadre bayésien et formaliser la continuité de la fréquence instantanée d'une observation à la suivante via la prise en compte d'informations a priori.

c) Opérateur Energétique Teager-Kaiser (TKEO)

Randall et al [157] ont trouvé une nouvelle façon intéressante d'envisager l'opérateur énergétique de Teager Kaiser (TKEO). Au lieu d'utiliser le TKEO pour suivre l'énergie dans les

signaux vocaux, ils montrent qu'il est possible d'estimer la vitesse directement à partir de la formulation du TKEO. La mise en œuvre de cette technique est assez simple. Un filtre FFT idéal à déphasage nul peut être utilisé pour filtrer le signal en bande passante. L'enveloppe quadratique obtenue par une simple transformation de Fourier inverse de la bande filtrée vers le domaine temporel sans les fréquences négatives et en élevant l'amplitude au carré. L'enveloppe quadratique de la dérivée obtenue exactement de la même manière, mais une multiplication supplémentaire est effectuée dans le domaine spectral en même temps que le passage de bande. La multiplication est équivalente à l'application d'un filtre de différenciation idéal sur le signal. Cela permet d'éviter partiellement le problème de différenciation typique lié à l'amplification du bruit des fréquences plus élevées grâce à la largeur de bande limitée du filtre passe-bande. L'utilisation du filtre de Fourier idéal crée quelques effets finaux liés au phénomène de Gibbs, mais ceux-ci peuvent être atténués si l'on peut transformer une partie de signal légèrement plus grande. Le début et la fin du signal peuvent alors être simplement écartés dans la suite de l'analyse.

d) Démodulation de phase itérative

Le paragraphe précédent aborde le fait qu'il n'est pas toujours possible de définir un filtre passe-bande sur le signal complet lorsque les fluctuations de la vitesse sont trop importantes. Par conséquent, une solution possible [158] consiste à utiliser d'abord une harmonique d'ordre inférieur. On obtient ainsi une première estimation de la vitesse qui peut ensuite être utilisée pour le rééchantillonnage angulaire du signal. Après le rééchantillonnage angulaire, la fluctuation de la vitesse encore présente dans le signal est due à l'erreur d'estimation de la vitesse initiale, mais elle devrait avoir fortement diminué. Ainsi, une autre étape de démodulation de phase peut être effectuée en utilisant une harmonique d'ordre supérieur, maintenant avec un filtre passe-bande qui a une largeur de bande plus petite grâce à la diminution de la fluctuation de vitesse. La figure 1.25 montre un schéma simplifié de cette approche de démodulation itérative.

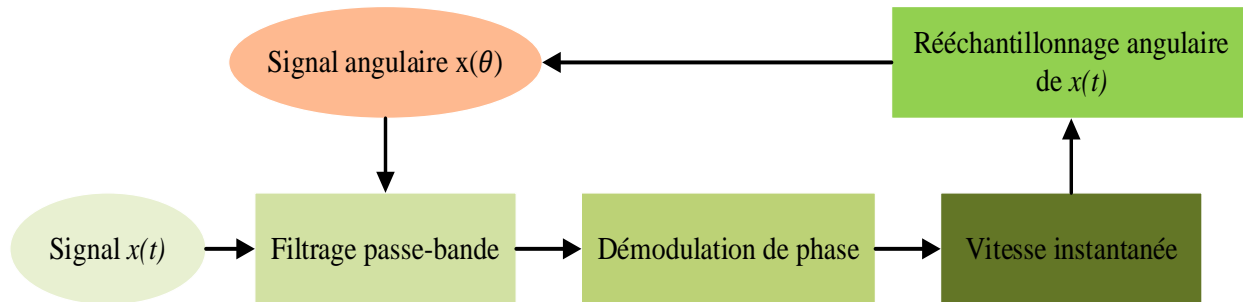


Figure 1.25 : Aperçu de l'approche de démodulation itérative

1.3.1.3 Limites de l'approche indirecte

Dans le domaine de la maintenance prédictive des machines tournantes, les méthodes présentées auparavant ont permis de mettre en œuvre les techniques cyclo-stationnaires en effectuant un rééchantillonnage angulaire des signaux vibratoires. Au-delà plusieurs limites qui peuvent entraver leur fiabilité et leur efficacité. L'interprétation des données vibratoires est souvent compliquée par le bruit, les facteurs environnementaux et la présence de multiples sources de vibrations, ce qui peut conduire à des évaluations inexacts de l'état du système. En outre, ces méthodes s'appuient généralement sur des modèles mathématiques simplifiés qui peuvent ne pas saisir toute la complexité du comportement non linéaire du système, ce qui entraîne une caractérisation incomplète des défauts. De plus, l'incapacité à distinguer de manière fiable les différents types de défauts est un autre inconvénient important, car des modèles de vibrations similaires peuvent provenir de problèmes mécaniques distincts, ce qui complique l'identification des défauts. Ensuite, les défauts à un stade précoce peuvent ne pas produire de changements perceptibles dans les signaux de vibration, ce qui complique la détection des défaillances naissantes en temps utile. Le volume important de données générées par la surveillance des vibrations peut submerger les analystes, nécessitant des techniques avancées de traitement des signaux et l'interprétation d'experts, ce qui accroît la complexité opérationnelle. En outre, l'efficacité de ces méthodes dépend fortement de l'emplacement et de l'entretien appropriés des capteurs, les configurations sous-optimales pouvant conduire à des résultats inexacts. Enfin, les méthodes indirectes souffrent également d'un retour d'information en temps réel limité, car l'analyse des données est souvent effectuée hors ligne.

1.3.2 Echantillonnage angulaire

1.3.2.1 Direct

L'échantillonnage angulaire direct consiste à enregistrer directement les données à des pas d'angle constants. Un diviseur de fréquence peut être utilisé pour ajuster le nombre d'impulsions par tour. Ensuite, des cartes d'acquisition spécialement équipées d'horloges externes peuvent utiliser les fronts montants du codeur optique pour synchroniser l'acquisition du signal mesuré [144]. Par conséquent, les fréquences d'échantillonnage et de Nyquist varient en fonction du temps et doivent être contrôlées par la vitesse de rotation de l'arbre [109]. Ce type d'équipement donne les meilleurs résultats car il échantillonne directement les données en fonction de l'angle. Toutefois, en raison de la complexité de l'équipement requis, des coûts d'essai élevés et de l'espace d'installation limité, cet algorithme ne peut pas être appliqué à grande échelle dans l'industrie. Comme l'équipement est spécifique, le choix est restreint [152]. Le principe d'acquisition est présenté dans la figure 1.26.

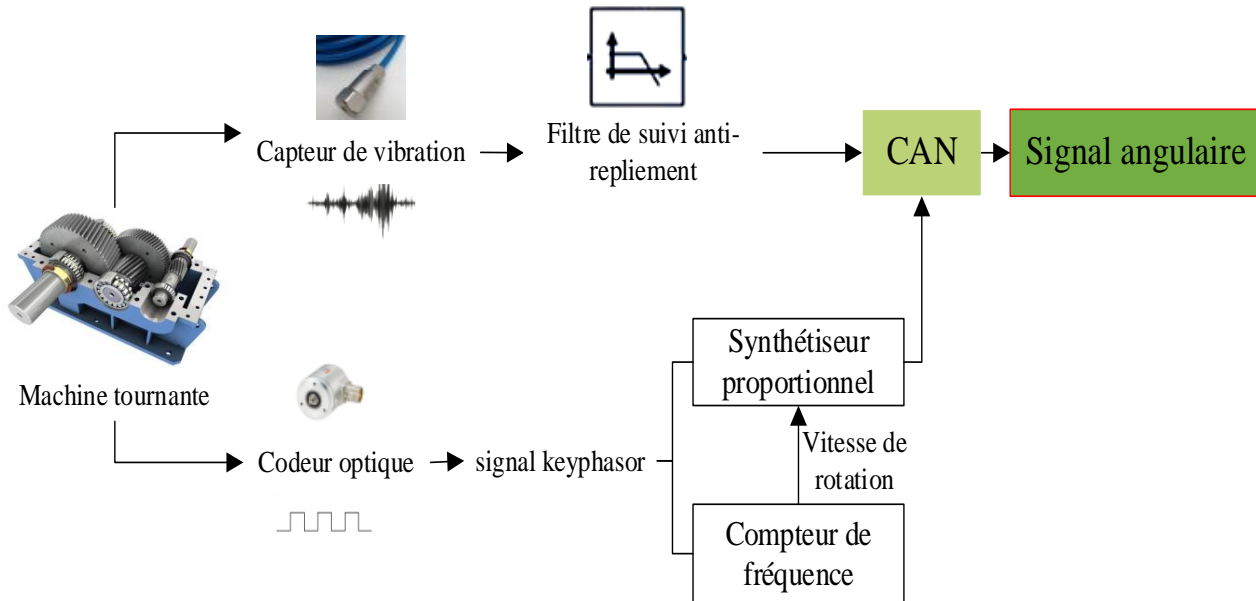


Figure 1.26 : Principe d'échantillonnage angulaire

1.3.2.2 A posteriori

Le rééchantillonnage angulaire est une opération mathématique qui transforme le signal du domaine temporel au domaine angulaire. Cette technique permet de convertir le signal original enregistré avec un nombre d'échantillons constant par unité de temps (fréquence d'échantillonnage)

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

en un signal avec un nombre de points constant par rotation [109, 159]. Le signal de la vitesse angulaire instantanée obtenu à partir de l'une des méthodologies ci-dessus peut être d'avantage intégré pour produire la fonction angle/temps présentée dans la figure 1.27 [152]. Une cubique interpolation peut être utilisée pour améliorer ce processus de rééchantillonnage [160]. Nous avons détaillé cette technique dans le quatrième chapitre (section 4.2)

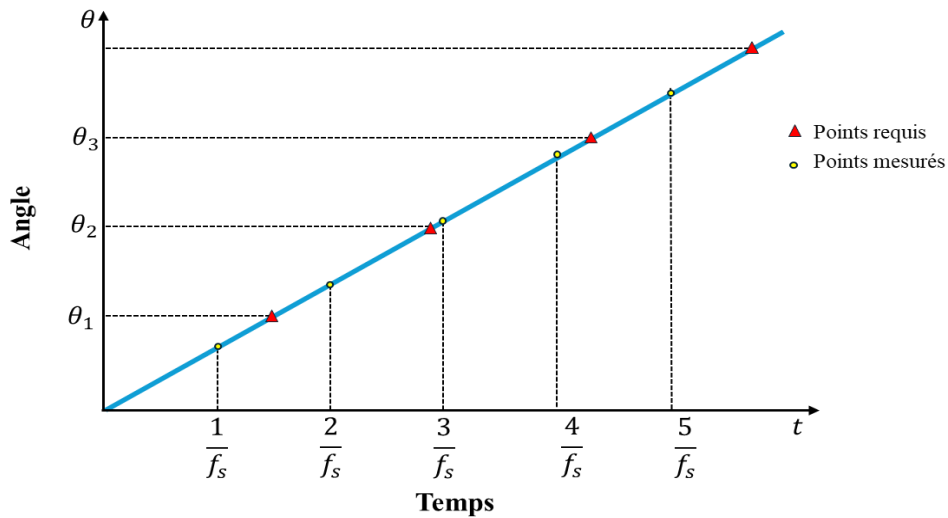


Figure 1.27 : Fonction angle/temps

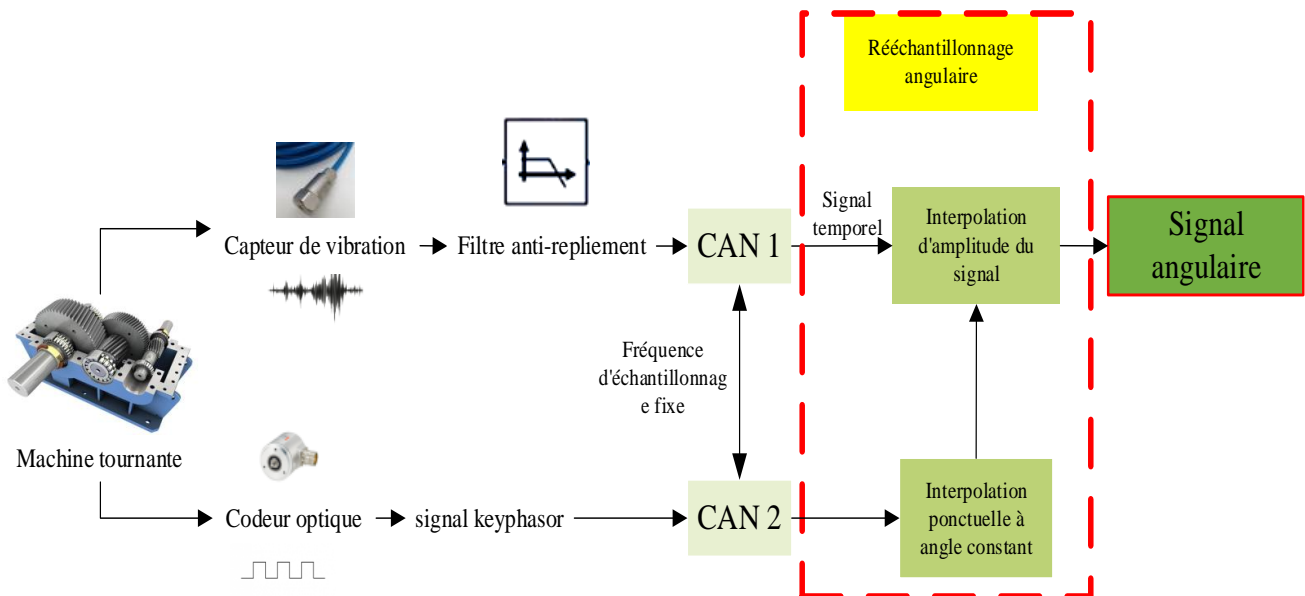


Figure 1.28 : Principe de rééchantillonnage angulaire

1.3.3 Extraction de propriété Cyclo-Stationnaire (CS)

Les éoliennes sont intrinsèquement soumises à des charges dynamiques en raison de la nature stochastique du vent, ce qui se traduit par des vitesses de fonctionnement et des contraintes mécaniques variables dans le temps. Ces variations induisent des caractéristiques non stationnaires dans les signaux de vibration, en particulier dans la ligne d'arbre et les roulements, où les caractéristiques liées aux défauts, telles que les fréquences de défaut des roulements ou ces harmoniques, sont souvent étalées ou déplacées en raison des fluctuations de vitesse de rotation. Les charges changeantes modifient la dynamique de contact des roulements, introduisant des non-linéarités qui génèrent des modulations supplémentaires dans le signal vibratoire, qui peuvent imiter les signatures de défaut et masquer l'état réel du système. En outre, des résonances transitoires se produisent dans la ligne d'arbre en raison des fluctuations du couple, ce qui complique l'identification précise des phénomènes cycliques liés aux défauts.

Ces défis compromettent l'efficacité des techniques traditionnelles de traitement de signal, telles que l'analyse temporelle et l'analyse fréquentielle. L'approche angulaire permet une restauration de la cyclo-stationnarité. Les phénomènes dont la périodicité est mise à mal par les (micro/macro) variation de vitesse redeviennent périodique une fois échantillonné dans le domaine angulaire. Contrairement aux analyses conventionnelles dans le domaine temporel ou fréquentiel, l'approche angulaire aligne les données vibratoires sur la position angulaire des éléments rotatif, ce qui élimine efficacement les effets des fluctuations de vitesse et permet d'extraire les caractéristiques périodiques des défauts qui sont généralement masquées dans des conditions non stationnaires. Elle synchronise le signal avec la position angulaire des composants rotatifs, tels que le rotor ou l'arbre, ce qui permet d'observer les phénomènes cycliques comme des processus stationnaires. Ensuite, elle permet une détection plus précise des harmoniques, des bandes latérales et des modulations liées aux défauts, qui sont essentielles pour diagnostiquer les problèmes dans la ligne d'arbre et les roulements. En outre, elle permet aussi d'isoler les composants synchrones de la vitesse et de filtrer les bruits non stationnaires générés par les variations de charge. En effet, les propriétés cyclo-stationnaires des signaux des machines tournantes facilitent la caractérisation des phénomènes d'intérêt lorsqu'ils sont observés dans le domaine angulaire (en ordre), même si la vitesse de rotation est constante [161, 162].

Bien que les défauts du roulement ne deviennent pas déterministes pour autant, la signature des phénomènes parasites perturbateurs n'est alors contenue que dans quelques canaux de fréquence. Les méthodes de nettoyage du signal visant à extraire le contenu lié aux mailles, balourds et autres ordres entiers sont utilisées ici pour ne laisser dans le signal vibratoire que la signature des phénomènes cyclo-stationnaires du second ordre (CS2), dont font partie les roulements. Parmi les méthodes de nettoyage les plus couramment utilisées, on trouve celles basées sur le filtrage par prédiction linéaire [163], le préblanchiment Cepstrale [164] ou encore la moyenne synchrone temporelle [165]. En d'autres termes, le domaine angulaire est un cadre d'observation essentiel pour éliminer les composantes CS1 du signal et faciliter ainsi l'observation d'un éventuel défaut de roulement sur un signal vibratoire, acoustique ou électrique.

1.3.3.1 Spectre du produit des harmoniques (Harmonic Product Spectrum(HPS))

Le HPS a été proposé pour la première fois en 1968 par M. R. Shroeder [166], puis démocratisé rapidement par Noll comme une version simplifiée de l'analyse cepstrale [167], elle sert notamment à détecter la fréquence fondamentale d'un signal, en particulier de la voix. Le HPS est un outil destiné à révéler la fréquence fondamentale d'un ensemble harmonique mélangé à du bruit. Le raisonnement intuitif de la méthode est que les composantes tonales dans le spectre logarithmique s'additionnent de manière cohérente alors que les autres parties du spectre logarithmique ne sont pas corrélées et s'additionnent de manière non cohérente. La compression de fréquence permet d'obtenir un pic final plus net. La version antilogique de cette schématisation est le spectre du produit harmonique, qui est simplement défini comme suit :

$$\pi(\omega) = \prod_{k=1}^K X(k\omega) \quad (1.13)$$

Avec K le nombre d'harmoniques pris en compte et $X(\omega)$ le spectre d'amplitude du signal temporel.

La principale différence entre l'analyse de la parole et la surveillance des machines tournantes est que l'utilisateur ne cherche pas seulement à localiser la fréquence harmonique définie, mais aussi à appréhender son amplitude afin d'estimer la gravité d'un défaut. En ce qui concerne cette particularité, le fait que l'unité HPS soit la puissance K de l'unité de spectre d'origine peut poser un problème. André et al. ont normalisé le HPS par sa masse sur l'intervalle $[\omega_1, \omega_2]$ pour contourner ce problème. Ils ont ensuite formalisé cette méthode pour qu'elle puisse être utilisée pour la

surveillance de la vitesse instantanée, et l'ont exprimée sous forme de probabilité, reprenant ainsi l'approche MOPA [168], la fonction de l'HPS normalisé est présenté comme suit :

$$\pi(\omega) = \prod_{k=1}^K \frac{X(k\omega)}{\int_0^{f_{max}/K} X(k\omega) d\omega} \quad (1.14)$$

Les signaux des machines tournantes ne sont jamais peuplés d'un seul ensemble harmonique. Plus il y a d'ensembles harmoniques dans le signal, plus la probabilité est faible. Il semble donc nécessaire de limiter la plage de fréquences d'intérêt à une bande de fréquences $[f_1 ; f_2]$ où aucun autre ensemble d'harmoniques n'est attendu :

$$\pi(\omega) = \prod_{k=1}^K \frac{X(k\omega)}{\int_{f_1}^{f_2} X(k\omega) d\omega} \quad (1.15)$$

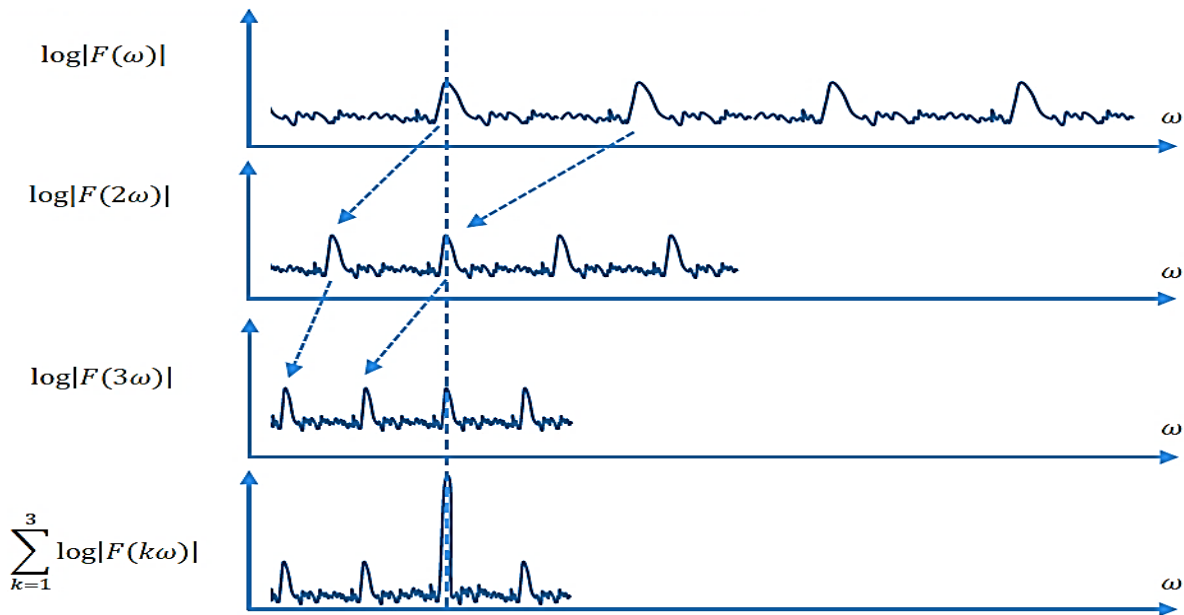


Figure 1.29 : Représentation de l'HPS en tant qu'antilogarithme de la somme des spectres logarithmiques comprimés de manière harmonique [169].

Plusieurs modes de défaut ne sont pas seulement une succession d'harmoniques, ils sont également modulés par une fréquence cinématique qui correspond souvent à la fréquence de l'arbre porteur du défaut. André et al. [169] ont résolu ce problème par une légère modification de la formulation proposée par Noll pour profiter des bandes latérales induites par des modulations telles que la modulation de l'arbre ou les défauts géométriques du codeur. Ils ont ajouté une étape préliminaire où le spectre original est multiplié par le spectre décalé de manière similaire au raisonnement HPS, les pics modulés s'ajouteront de manière cohérente à la fréquence porteuse.

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

Les auteurs proposent d'appeler sa version antilog le spectre harmonique modulé (MHPS) et de le définir comme suit :

$$\pi(\omega) = \prod_{k=1}^K \prod_{i=-M}^M |X(k\omega + i\omega_c)| \quad (1.16)$$

Où M est le nombre de bandes latérales considérées et ω_c est la fréquence de modulation. Cette dernière correspond à la fréquence de l'arbre porteur dans le cas d'un défaut de la bague intérieure.

D'après les résultats obtenus par André et al., l'adaptation du HPS et du MHPS au signal VAI pour la surveillance des machines tournantes permettrait d'entrer dans le panthéon des systèmes de surveillance conditionnelle. Il est en effet possible de détecter précisément un défaut de roulement précoce et ce loin de l'emplacement du codeur. Ces outils permettent de concaténer des informations provenant de plusieurs éléments d'un ensemble d'harmoniques, éventuellement modulées par une fréquence cyclique, et donnent donc une estimation plus précise de la fréquence caractéristique. De plus, les signaux de vibration ainsi que les signaux VAI peuvent contenir une multitude de phénomènes cycliques, d'autant plus que l'ensemble de la ligne d'arbre peut être observé à partir d'un codeur judicieusement placé. Une fois que l'expert a déterminé une largeur de bande entourant une fréquence caractéristique d'intérêt, le HPS ou le MHPS peuvent respectivement être utilisés pour nettoyer cet intervalle du contenu non harmonique ou du contenu non modulé.

1.3.3.2 BEAFEM

La méthode BEAFEM est une approche globale de la maintenance prédictive des roulements. Elle prend en compte la cohérence entre les différentes fréquences caractéristiques d'un même roulement et analyse simultanément l'amplitude et la fréquence d'un défaut. Elle repose sur l'hypothèse que, à un instant donné, les fréquences caractéristiques correspondent à la même combinaison de paramètres géométriques (n , d , D et α). Cette méthode permet non seulement d'identifier le type de défaut, mais aussi, en cas de défauts multiples ou combinés, de vérifier que le lien cinématique entre ces fréquences est respecté. Elle permet également de suivre l'évolution simultanée du niveau de vibration (en vitesse ou en accélération, en fonction du signal traité) et de la fréquence caractéristique au cours du vieillissement du roulement. Les fréquences propres aux défauts des roulements sont classiquement obtenues à l'aide de formules analytiques bien connues, qui s'appuient sur des caractéristiques géométriques telles que le nombre de billes n , le diamètre

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

des billes d , le diamètre du chemin de roulement D et l'angle de contact α . Ce dernier dépend de plusieurs paramètres : le rapport entre la charge axiale et la charge radiale (pour les roulements à rouleaux à gorge profonde), les conditions de montage et la dilatation thermique..., etc. En effet, une marge d'incertitude de l'ordre de quelques pour cent est à prendre en compte concernant ces fréquences. Ce problème trouve généralement sa résolution dans le fait que les accéléromètres sont placés à proximité du roulement surveillé. En outre, l'apparition d'un pic dans une gamme de fréquences proche du pic théorique est systématiquement attribuée au défaut. Dans le cadre d'une surveillance fondée sur la VAI, le contenu déterministe revêt une importance considérable, ce qui accroît le risque d'attribuer, de manière erronée, un pic au roulement surveillé [170]. Par conséquent, la santé du roulement peut être évaluée de manière pratique à l'aide de l'équation suivante :

$$\forall \alpha \in A, I(\alpha) = \sum_{h=1..H} \sum_{m=-M..M} \xi_i \cdot |X(hf_i(\alpha) + mf_1)| + \xi_o \cdot |X(hf_o(\alpha) + mf_1)| + \xi_c \cdot |X(hf_c(\alpha) + mf_1)| \quad (1.17)$$

Avec :

X : un estimateur de la DSP du signal VAI (ou une estimation du spectre de l'enveloppe carrée dans le cas d'une mesure de vibration).

$f_i(\alpha)$, $f_o(\alpha)$ et $f_c(\alpha)$: la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure, du défaut de la bague extérieure et du défaut de la cage respectivement, en fonction de l'angle α .

f_1 : la fréquence de rotation de l'arbre du roulement défectueux.

ξ_i , ξ_o et ξ_c : interrupteurs binaires utilisés pour considérer ou négliger respectivement les fréquences caractéristiques des défauts de bague intérieure, de bague extérieure et de cage.

m : le nombre de bandes latérales prises en compte.

h : le nombre d'harmoniques pris en compte.

L'équation (17) peut être utilisée pour modéliser trois types de défauts possibles (BPFI, BPFO ou FTF) ou un seul défaut spécifique. Cette méthode ne permet toutefois pas de rechercher uniquement le défaut de la bille [170, 171]. L'approche peut être appliquée à tout indicateur dont la définition dépend d'un paramètre de la fréquence caractéristique. Soit $I(\alpha)$ un scalaire dont la valeur dépend du paramètre α , l'indicateur BEAFEM est le couple (I_{opt}, α_{opt}) définie de la manière suivante :

$$I_{opt} = \max_{\alpha} I(\alpha) \quad (1.18)$$

$$\alpha_{opt} = \operatorname{argmax}_{\alpha} I(\alpha) \quad (1.19)$$

I_{opt} est l'amplitude maximisée additionnée des fréquences caractéristiques du roulement, tandis que α_{opt} est l'angle de contact correspondant à cette valeur maximisée. L'utilisation conjointe de ces deux valeurs est nécessaire pour déterminer la présence du défaut d'une part et pour évaluer sa gravité d'autre part. En d'autres termes, I_{opt} est une image de la gravité du défaut tandis que α_{opt} permet de tester la fiabilité de l'estimation [170].

1.4 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les différents outils de diagnostic et de surveillance appliqués aux machines tournantes, et plus particulièrement au domaine de l'énergie éolienne. Dans un premier temps, nous avons introduit le contexte de l'énergie éolienne, ainsi que les principales défaillances affectant les composants des multiplicateurs d'éoliennes, notamment les arbres, les engrenages et les roulements. Dans un second temps, nous avons proposé une synthèse des outils de surveillance utilisés pour le diagnostic des défauts des machines tournantes, tels que l'analyse du couple et du moment de flexion, l'analyse des signaux électriques et l'analyse ultrasonore. Cette étude nous a permis d'identifier les limites ainsi que les domaines d'application de chaque méthode.

Par ailleurs, l'analyse vibratoire occupe une place prépondérante dans le diagnostic des éoliennes, car elle permet de détecter les défauts de manière précoce. Elle est également largement utilisée en complément d'autres techniques. En effet, cette approche contribue à améliorer la fiabilité et la performance des équipements industriels. De plus, elle se distingue par sa relative facilité de mise en œuvre et son coût modéré, tout en offrant des possibilités d'interprétation dans différents domaines, tels que l'analyse fréquentielle et l'analyse angulaire.

Dans un troisième temps, nous avons présenté la démarche globale d'acquisition des données ainsi que les différents instruments de mesure. Une attention particulière a été accordée aux capteurs de vibrations et aux capteurs de vitesse, en raison de leur rôle essentiel dans la qualité des signaux exploités. En outre, nous avons abordé l'approche angulaire, en détaillant les méthodes de rééchantillonnage angulaire ainsi que l'extraction des propriétés cyclo-stationnaires (CS).

Enfin, le diagnostic des machines tournantes en conditions non stationnaires, basé sur l'analyse vibratoire couplée aux signaux de vitesse, permet d'obtenir des signaux rééchantillonnés dans le

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la surveillance des machines tournantes en régime non stationnaire

domaine angulaire. Cette approche offre l'avantage de s'affranchir des variations de la vitesse de rotation et repose sur des techniques de traitement du signal relativement simples, tout en fournissant des indicateurs pertinents capables de suivre efficacement différents types de défauts.

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Sommaire

2.1 Introduction	51
2.2 Estimation des indicateurs	52
2.2.1 <i>Temporels</i>	52
2.2.1.1 Indicateurs statistiques.....	52
2.2.1.2 Mesures impulsives	53
2.2.1.3 Moyennage Cyclique Synchron (MCS).....	55
2.2.1.4 Méthodes basées sur des filtres	56
2.2.2 <i>Spectraux</i>	57
2.2.2.1 Analyse cepstrale.....	59
2.2.2.2 Analyse d'enveloppe	60
2.2.2.3 Kurtosis spectral	61
2.2.2.4 Analyse temps-fréquence	62
2.3 Traitement des indicateurs	67
2.3.1 <i>Normalisation</i>	68
2.3.2 <i>Diagnostic par Classification</i>	71
2.3.2.1 Algorithmes, modèles et types d'apprentissage automatique	71
2.3.2.2 Algorithmes d'apprentissage non supervisé.....	72
2.3.2.3 Algorithmes d'apprentissage supervisé.....	74
2.3.3 <i>Pronostic</i>	83
2.4 Conclusion	86

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

2.1 Introduction

La surveillance et le diagnostic des machines tournantes sont devenus essentiels pour prévenir les arrêts inattendus et garantir la fiabilité ainsi que la performance des équipements industriels. En effet, les pannes non anticipées peuvent entraîner des pertes économiques importantes, des risques pour la sécurité et une réduction de la durée de vie des machines. Pour assurer une maintenance efficace, plusieurs techniques de surveillance ont été développées, parmi lesquelles l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle et l'analyse angulaire. Chacune de ces méthodes repose sur des principes spécifiques et présente des avantages particuliers selon le type de défaut recherché et les conditions de fonctionnement de la machine. Elles s'appuient généralement sur la comparaison entre les données mesurées et des références de fonctionnement normales, permettant ainsi de détecter précocement les anomalies et d'identifier les défauts potentiels avant qu'ils n'affectent gravement le système. Cette approche proactive contribue à optimiser la maintenance prédictive et à améliorer la disponibilité et la sécurité des machines tournantes.

L'automatisation de la surveillance et le diagnostic est une progression logique des technologies de surveillance basées sur les paramètres. L'automatisation de la détection des défauts et du processus de diagnostic nécessite un système intelligent tel que les k plus proches voisins, l'algorithme génétique, le réseau neuronal artificiel et les SVM. De nos jours, il est devenu nécessaire de surveiller les paramètres des machines et de détecter les défaillances prédictives dès leur apparition faute de quoi elles, peuvent entraîner des arrêts machine imprévus qui causent d'importantes pertes financières.

Dans ce chapitre, comprenant deux parties, la première partie montre brièvement les méthodes d'estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic qui peuvent être mise en place pour répondre aux exigences industrielles et plus particulièrement l'industrie éolienne. Une description des différents algorithmes et méthodes de diagnostic existants a été employée. La deuxième partie décrit le traitement des indicateurs, les algorithmes d'apprentissages automatique, l'application des méthodes de classification en vue du diagnostic des défauts des machines tournantes puis de pronostic. Enfin, ce chapitre se conclut par une synthèse récapitulative.

2.2 Estimation des indicateurs

Un indicateur d'état basé sur le signal constitue une mesure dérivée de l'analyse des données acquises à partir des signaux de la machine. Il met en évidence une caractéristique spécifique du signal qui évolue de manière fiable en corrélation avec la dégradation progressive des performances du système. Dans le cadre du développement d'algorithmes de maintenance prédictive, cet indicateur permet de différencier de manière robuste le fonctionnement normal d'un état présentant des anomalies ou des défauts émergents. Par ailleurs, l'étude des tendances temporelles de l'indicateur d'état offre un outil puissant pour suivre l'évolution de la dégradation, révélant l'usure des composants ou le développement de défaillances potentielles. Ainsi, l'utilisation d'indicateurs d'état constitue un élément clé pour la planification proactive de la maintenance, l'optimisation de la fiabilité et la maximisation de la disponibilité opérationnelle des équipements.

2.2.1 Temporels

2.2.1.1 Indicateurs statistiques

Les caractéristiques du signal fournissent des mesures statistiques générales basées sur le signal qui peuvent être appliquées à n'importe quel type de signal. Les modifications de ces caractéristiques peuvent indiquer des changements dans l'état de santé du système. Le concepteur de fonctions de diagnostic fournit un ensemble d'options de fonctions. Les caractéristiques statistiques comprennent la moyenne de base, l'écart-type et la valeur efficace ou RMS acronyme de root mean square. En outre, l'ensemble des caractéristiques comprend le facteur de forme et les statistiques d'ordre supérieur d'aplatissement et d'asymétrie. On peut s'attendre à ce que toutes ces statistiques changent au fur et à mesure que la signature d'un défaut qui se détériore s'immisce dans le signal nominal.

Il existe une panoplie d'indicateurs statistiques utilisés dans la surveillance des machines tournantes. Voici une liste non exhaustive des indicateurs les plus utilisés [172, 173] :

Facteur de forme : Le facteur de forme dépend de la forme du signal tout en étant indépendant des dimensions du signal :

$$x_{SF} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i} \quad (2.1)$$

Kurtosis : Degré d'aberration du signal. Le développement de défauts peut augmenter le nombre de valeurs aberrantes et, par conséquent, la valeur de l'aplatissement. L'aplatissement a une valeur de 3 pour une distribution normale :

$$x_{kurt} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(N-1) \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (2.2)$$

Coefficient d'asymétrie (Skewness) : Asymétrie de la distribution d'un signal. Les défauts peuvent avoir un impact sur la symétrie de la distribution et donc augmenter le niveau d'asymétrie.

$$x_{skew} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(N-1) \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^{3/2}} \quad (2.3)$$

Moyenne : la valeur moyenne représente la valeur la plus probable du signal

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.4)$$

Valeur efficace : Elle donne une valeur d'amplitude directement liée au contenu énergétique.

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2.5)$$

Variance : La variance est interprétée comme la puissance des fluctuations énergétique autour de la moyenne.

$$V_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.6)$$

Ecart type (STD) : c'est la dispersion des valeurs d'un échantillon statistique.

$$STD = \sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.7)$$

2.2.1.2 Mesures impulsives

Les mesures impulsives sont des propriétés liées aux pics du signal.

Facteur d'impulsion : Comparer la hauteur d'un pic au niveau moyen du signal :

$$IF = \frac{\max |x_i - \bar{x}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (2.8)$$

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Facteur de crête : Les défauts se manifestent souvent d'abord par des changements dans la valeur de crête d'un signal avant de se manifester dans l'énergie représentée par la moyenne quadratique du signal. Il peut fournir un avertissement précoce pour les défauts lorsqu'ils se développent pour la première fois :

$$CF = \frac{\max|x_i - \bar{x}|}{x_{rms}} \quad (2.9)$$

Les indicateurs évoqués précédemment sont largement utilisés pour la surveillance des machines tournantes, notamment dans le cas de fonctionnement à vitesse constante, où les signaux sont échantillonnés temporellement. Cependant, dans le cas de systèmes non stationnaires, caractérisés par des variations de vitesse et des phénomènes dynamiques complexes, la simple analyse temporelle ou fréquentielle devient insuffisante. Dans ce contexte, la séparation des phénomènes non déterministes et périodiques ne peut être efficacement réalisée que par la méthode d'échantillonnage angulaire. En effet, au-delà du problème lié à la variation d'amplitude des phénomènes vibratoires, la variation de vitesse n'affecte pas l'échantillonnage angulaire, qui, lorsqu'il est associé à un fenêtrage approprié, permet de discrétiser les phénomènes cycliques et de limiter les effets de fuite spectrale. Cette approche garantit que, sous réserve d'une résolution fréquentielle suffisante, la discrimination des différents phénomènes vibratoires présents le long de la ligne d'arbre reste possible, dès lors que ces phénomènes sont mutuellement asynchrones tout en respectant les relations cinématiques régissant le système.

Ainsi, la qualité angulaire de l'échantillonnage constitue la pierre angulaire de l'analyse des signaux vibratoires, que les conditions de fonctionnement soient stationnaires ou non stationnaires. Quelle que soit la nature des phénomènes mécaniques surveillés, la fiabilité du diagnostic repose non seulement sur la pertinence des indicateurs et des outils de traitement employés, mais aussi sur la qualité des mesures acquises. En particulier, le respect de la stationnarité cyclique des signaux échantillonnés est indispensable pour que les méthodes de traitement du signal fournissent des résultats fiables. Par conséquent, au-delà du choix de l'indicateur et des techniques analytiques, les moyens mis en œuvre pour obtenir un signal échantillonné en angle doivent faire l'objet d'une étude approfondie, garantissant la précision et la pertinence des analyses vibratoires pour la maintenance prédictive et le suivi conditionnel des machines tournantes

2.2.1.3 Moyennage Cyclique Synchronique (MCS)

Le Moyennage Cyclique Synchronique (MCS), ou *Cyclic Synchronous Averaging (CSA)* en anglais, est une technique de traitement des signaux permettant d'extraire des formes d'ondes périodiques à partir de données angulaires bruitées (voir figure 2.1). Cette méthode est particulièrement adaptée à l'analyse des multiplicateurs, car elle permet de séparer les phénomènes cycliques des sources de bruit non synchrones avec la rotation des arbres. De plus, les variations de vitesse de la ligne d'arbre peuvent être compensées grâce à l'échantillonnage angulaire et corrigées par le MCS, de sorte que l'énergie spectrale se concentre dans une zone restreinte, améliorant ainsi la pertinence des indicateurs de surveillance et de diagnostic.

Pour appliquer cette méthode, il est nécessaire de disposer d'un signal verrouillé en phase avec la position angulaire de la ligne d'arbre dans le système. Cette information de phase peut être fournie par un signal tachymétrique générant un front par tour. Le MCS constitue un exemple de rééchantillonnage angulaire [174, 175] où le nombre de points de données dans un tour d'arbre (r_n) est interpolé en un nombre m de points de données, de telle sorte que :

- Pour chaque tour d'arbre n , $m > r_n$,
- Et $m = 2^k$ avec $k \in \mathbb{N}$ et $m \leq (\log_2(r_n))$,

k Dans ce contexte, la valeur k permet de déterminer le nombre de points rééchantillonnés m en puissance de 2, garantissant ainsi une résolution suffisante pour l'analyse vibratoire tout en assurant la compatibilité avec les algorithmes de transformée de Fourier rapide (FFT), qui nécessitent des longueurs de données égales à une puissance de 2 pour un traitement optimal.,

Le calcul de la MCS est l'une des techniques de traitement des signaux les plus établies pour la surveillance des engrenages et des roulements. Cette méthode est particulièrement efficace pour l'analyse des vibrations des engrenages, car elle permet d'améliorer et de séparer les vibrations périodiques liées aux engrenages des vibrations cyclo-stationnaires provenant des roulements [176]. Par ailleurs, d'autres méthodes de traitement peuvent être appliquées au signal moyen synchrone, telles que l'extraction du signal résiduel de l'engrenage et l'analyse des fonctions de modulation en amplitude et en phase, offrant ainsi une approche complète pour le diagnostic des systèmes tournants [177].

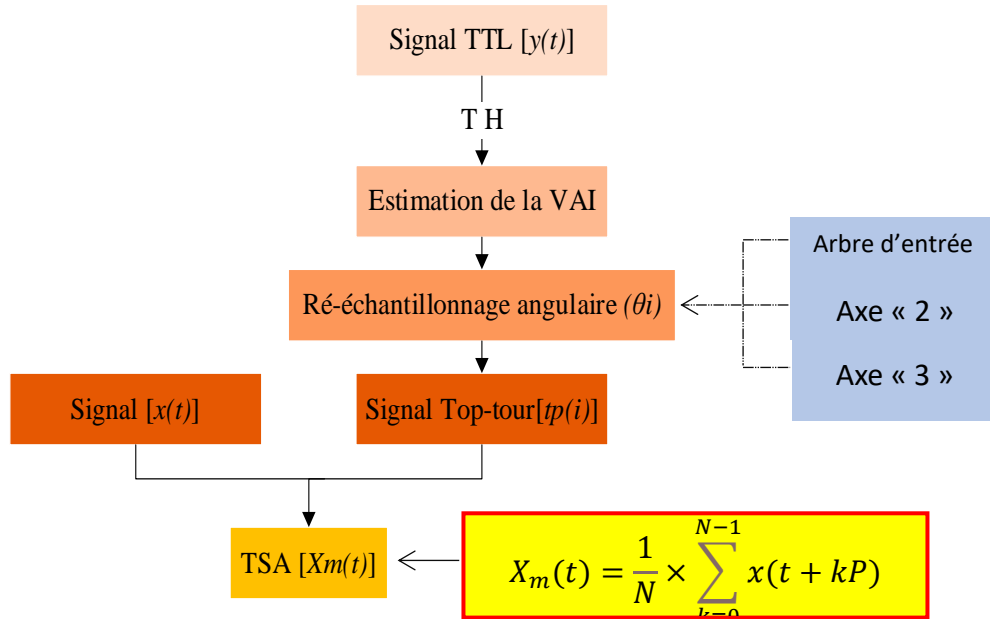


Figure 2.1 : Organigramme de technique MCS à l'aide du signal codeur.

2.2.1.4 Méthodes basées sur des filtres

Parmi les techniques d'analyse des signaux, on distingue notamment la démodulation, la méthode de Prony et la suppression adaptative du bruit (SAB). Ces méthodes reposent largement sur l'utilisation de filtres, qui constituent des outils essentiels pour l'extraction des indicateurs de diagnostic. En effet, les filtres permettent de réduire l'influence du bruit parasite tout en isolant les composantes pertinentes des signaux bruts, facilitant ainsi l'identification et l'analyse des phénomènes mécaniques. De telles approches sont couramment désignées sous le terme de méthodes basées sur des filtres, en raison de leur capacité à améliorer le rapport signal sur bruit et à renforcer la fiabilité des indicateurs utilisés pour la surveillance conditionnelle et le diagnostic des machines tournantes.

La démodulation, qui comprend les démodulations de phase et d'amplitude, est une technique de traitement du signal largement utilisée. La démodulation d'amplitude est également appelée démodulation d'enveloppe, de résonance ou de haute fréquence. La démodulation d'amplitude est un processus qui sépare le signal basse fréquence de faible niveau du bruit de fond [178]. Cela permet de mesurer facilement le signal. Elle a été appliquée avec succès au diagnostic des défauts d'engrenages [179] et de roulements [180]. La démodulation de phase a mis en évidence la bande associée à la résonance structurelle excitée par les impacts induits par les défauts [178].

La démodulation utilise des filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) conventionnels tels que Butterworth, Chebyshev, Bessel et Elliptic, en bande passante ou en bande d'arrêt [181].

2.2.2 Spectraux

Pour le diagnostic des machines tournantes en conditions de fonctionnement non stationnaires (par exemple, vitesse ou charge variables), le spectre d'ordre constitue un outil analytique puissant, en projetant le signal de vibration ou de vitesse dans le domaine angulaire (rotationnel). L'analyse de Fourier traditionnelle dans le domaine temporel souffre d'une perte de résolution spectrale lorsque la vitesse de rotation varie, ce qui rend difficile l'identification des harmoniques associées aux défauts. Les techniques de suivi d'ordre, telles que le suivi d'ordre calculé (COT) ou le filtrage de Vold-Kalman (VKF), atténuent cette limitation en rééchantillonnant le signal par rapport à l'angle de rotation plutôt qu'au temps, stabilisant ainsi les composantes périodiques liées à la rotation de l'arbre.

Des avancées récentes ont permis d'affiner ces approches. Par exemple, Karkafi et al. [182] proposent un VKF adaptatif intégrant les profils d'accélération angulaire pour optimiser automatiquement la bande passante du filtre en présence de fluctuations rapides de la vitesse, conduisant à un suivi plus précis des composantes d'ordre déterministes dans des conditions fortement non stationnaires. Par ailleurs, Li et al. [183] présentent une méthode sans encodeur basée sur l'intégration d'un accéléromètre MEMS sur l'arbre rotatif, permettant de mesurer l'accélération gravitationnelle variable dans le temps. Cette accélération est ensuite décomposée à l'aide de CEEMDAN pour estimer la vitesse instantanée et reconstruire le domaine angulaire nécessaire au suivi d'ordre. Ces développements illustrent l'évolution continue du spectre d'ordre pour répondre aux défis pratiques posés par la non-stationnarité, permettant une extraction plus précise et robuste des harmoniques de rotation, même en l'absence de tachymètres traditionnels.

Une fois le spectre d'ordre établi, l'extraction d'indicateurs de diagnostic devient cruciale pour la détection et la classification des défauts. Les approches classiques se basent sur l'amplitude spectrale des ordres caractéristiques (par exemple, rotation de l'arbre, engrènement, défauts de roulement) et utilisent ces mesures comme vecteurs de caractéristiques pour l'apprentissage automatique ou les systèmes basés sur des règles. Par exemple, Su et al. [184] ont utilisé des spectres de puissance calculés sur des lignes d'ordre sélectionnées et exploité le vecteur résultant

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

comme entrée d'une machine d'apprentissage extrême (ELM) pour le diagnostic de défauts de boîtes de vitesses en conditions de vitesse variable.

Cependant, les spectres d'ordre conventionnels présentent certaines limitations, notamment des fuites spectrales et des erreurs de rééchantillonnage. Li et al. [185] proposent de reconstruire le spectre d'ordre en calculant l'enveloppe d'amplitude moyenne de chaque composante mono-variable dans le temps, après séparation adaptative, plutôt que de se baser uniquement sur les amplitudes de Fourier. Cette approche permet d'obtenir un spectre d'ordre optimisé avec une concentration d'énergie accrue aux ordres harmoniques réels, améliorant significativement la résolution et la fidélité diagnostique. Les indicateurs extraits de ce spectre amélioré offrent une discrimination plus précise des états de défaut, tels que les anomalies de la bague extérieure des roulements, même en régimes non stationnaires.

Au-delà de l'extraction de caractéristiques, les indicateurs dérivés du spectre d'ordre optimisé servent de données d'entrée hautement discriminantes pour les modèles d'apprentissage automatique et de pronostic. Yu et al. [185] montrent que l'entropie de Rényi réduite du spectre d'ordre haute résolution, qui reflète la concentration d'énergie sur les ordres pertinents, peut être utilisée directement comme indicateur numérique pour la classification des états de santé des machines tournantes. Parallèlement, les approches d'apprentissage profond exploitent également les caractéristiques de suivi d'ordre. Par exemple, une méthode récente combine le suivi d'ordre calculé basé sur Gabor sous des régimes de vitesse fortement non stationnaires avec l'extraction des magnitudes d'ordre, utilisées comme entrées d'un réseau LSTM pour la classification des défauts [186].

Ces schémas hybrides combinent des indicateurs physiques issus du domaine d'ordre avec des modèles basés sur les données, améliorant la robustesse dans des conditions de fonctionnement variées. De plus, les algorithmes intelligents de diagnostic intègrent souvent les caractéristiques du domaine d'ordre (amplitudes d'ordre, entropie) avec d'autres indices temps-fréquence ou statistiques. Il a été démontré, par exemple, que les caractéristiques d'entropie floue multi-échelle fonctionnent efficacement avec les machines à vecteurs de support pour distinguer différents modes de défaut sous des vitesses variables [187]. Collectivement, ces approches relient les connaissances physiques (harmoniques rotationnelles) aux diagnostics basés sur les données,

permettant la conception de solutions PHM fiables, interprétables et évolutives en fonctionnement non stationnaire.

2.2.2.1 Analyse cepstrale

Le cepstre réel fournit une méthode de traitement qui convient parfaitement à l'analyse d'une famille d'harmoniques, d'une manière beaucoup plus consolidée que la représentation dans le domaine spectral. Le cepstre est la représentation de la transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre ; soit deux fois la transformée de Fourier du signal temporel de base. L'image obtenue est une courbe en fonction du temps (fréquence) mesurée en secondes ou plus généralement en millisecondes. Mathématiquement, le cepstre d'un signal $x(t)$ est la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de sa transformée de Fourier directe [188].

$$C(\tau) = TF^{-1}(\log_{10} TF[x(t)]) \quad (2.10)$$

Pour les systèmes mécaniques et les engrenages en particulier, le cepstre constitue un moyen pratique d'analyser une série de bandes latérales espacées à une vitesse d'arbre donnée ; la comparaison du cepstre d'un état de base et d'un état actuel peut être utilisée pour déduire l'état de santé de chaque engrenage. La famille d'harmoniques pourrait être liée à des problèmes d'arbre tels qu'un déséquilibre ou un désalignement et ne pas être due à un défaut lié à l'engrenage ; il faut une base de référence pour comparer le cepstre et déterminer s'il y a un changement significatif [132].

En régime de vitesse variable, le cepstre peut être représenté soit dans le domaine temporel (en secondes), soit dans le domaine angulaire (en radians). Le cepstre temporel est obtenu à partir du spectre classique du signal, tandis que le cepstre angulaire est dérivé d'un spectre d'ordre, lui-même obtenu par une procédure de suivi d'ordre du signal par rapport à un arbre de référence [189]. Cette dernière représentation est particulièrement adaptée à l'analyse des systèmes tournants soumis à des variations de vitesse.

Par ailleurs, plusieurs travaux ont été consacrés au diagnostic des défauts d'engrenages en conditions de vitesse variable, en s'appuyant notamment sur le cepstre pour atténuer, voire supprimer, les effets des modes dynamiques du système, susceptibles de masquer les signatures caractéristiques des défauts [164].

2.2.2.2 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe était à l'origine appelée technique de résonance à haute fréquence [190]. Elle repose sur les hypothèses suivantes. Lorsqu'un défaut apparaît dans un roulement, des impacts répétitifs se produisent pendant la rotation. Ces types d'impacts constituent une excitation à large bande. Cette excitation à large bande stimule la réponse résonante du système de support du roulement. La clé de la détection des défauts de roulements est de capturer la réponse de faible amplitude causée par l'excitation du défaut de roulement, sans inclure les signaux de vibration rotative de forte amplitude et les réponses de fréquence de résonance fondamentale du système. Pour ce faire, un filtre passe-bande est utilisé pour isoler la réponse résonante excitée par l'endommagement du roulement. Ensuite, l'algorithme de détection de l'enveloppe est utilisé pour détecter l'enveloppe des données filtrées [191]. Ce processus peut être réalisé par la transformée de Hilbert [192]. Si une détection précise de l'enveloppe est nécessaire, une technique d'interpolation maximale locale peut fournir de meilleurs résultats [193]. La détection de l'endommagement du roulement s'effectue ensuite par analyse spectrale des données enveloppées [194]. La figure 2.2 résume les démarches de calcul du spectre d'enveloppe.

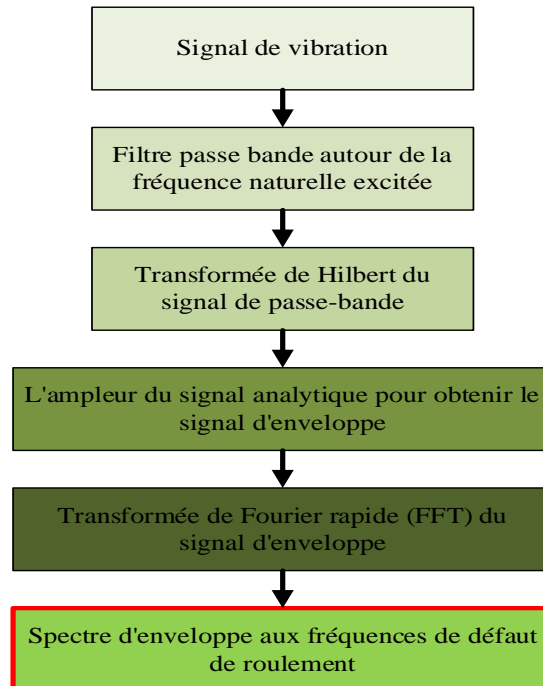


Figure 2.2 : Les démarches de calcul du spectre d'enveloppe

Dans le domaine du diagnostic des roulements, l'analyse d'enveloppe, et en particulier le spectre d'enveloppe au carré, a acquis ces dernières années une place prépondérante parmi les techniques de traitement du signal. Initialement limitée aux conditions de vitesse de fonctionnement constante, cette approche a pu être étendue grâce à sa combinaison avec le suivi d'ordre calculé, permettant le rééchantillonnage des signaux selon des incréments angulaires constants [195]. Ainsi, le champ d'application du spectre d'enveloppe au carré s'est progressivement élargi aux situations caractérisées par de faibles fluctuations de vitesse, tout en conservant les performances et l'efficacité qui font sa pertinence. Comme l'a montré Antoni [196], cette méthode peut être interprétée dans le cadre des outils cyclo-stationnaires, en ce sens qu'elle permet la démodulation du signal afin d'obtenir une représentation du train d'impulsions associé aux défauts. Toutefois, dans le cas de signaux issus de machines fonctionnant à vitesse variable, la pratique courante consiste à appliquer une procédure de suivi d'ordre calculé afin de transformer le signal du domaine temporel vers le domaine angulaire. Cette approche, initialement développée pour des signaux plus déterministes, tels que ceux générés par les engrenages et les accouplements [159], a ensuite été adaptée au diagnostic des roulements afin de prendre en compte les fluctuations de vitesse, notamment de faible amplitude [194].

Néanmoins, le rééchantillonnage à incrément angulaire constant introduit certaines limitations. En effet, la quantité de données associée à chaque segment dépend de la vitesse instantanée de rotation, ce qui engendre des variations dans l'espacement des pics d'impulsions successifs et affecte, par conséquent, les résultats de l'analyse d'ordre. Cet effet devient particulièrement significatif en présence de variations rapides de vitesse. Par ailleurs, le passage de l'enveloppe du domaine temporel vers le domaine angulaire entraîne une déformation de celle-ci, susceptible d'introduire des distorsions dans les analyses spectrales ultérieures.

2.2.2.3 Kurtosis spectral

Pour la surveillance des systèmes mécaniques, les signaux de vibration des engrenages et des roulements endommagés présentent généralement une signature impulsive. La détection de cette signature impulsive n'est pas une tâche triviale car la signature peut être masquée par d'autres sources de vibrations. Le kurtosis spectral (SK) est une méthode efficace de traitement des signaux, qui gagne du terrain dans l'analyse des vibrations. Pour déterminer le SK, le signal est d'abord décomposé dans le domaine temps-fréquence, puis les valeurs de Kurtosis sont déterminées pour

chaque bande de fréquence [197]. Le concept de l'analyse SK a été développé pour la première fois par Dwyer [198] en tant qu'outil capable de tracer des caractéristiques non gaussiennes dans différentes bandes de fréquences en utilisant le moment de quatrième ordre de la partie réelle de la transformée de Fourier à court terme (STFT). Dwyer n'a étudié que l'application de la SK à des processus stationnaires, mais n'a pas pris en compte les signatures vibratoires non stationnaires typiques des machines tournantes. À ce jour, les calculs les plus complets du SK ont été développés par Antoni [199] en tant que cumulants de quatrième ordre du moment spectral (K).

En d'autres termes, le signal analysé doit être localement stationnaire. Sur la base de la définition proposée par Antoni [199], Antoni et Randall [200] ont développé le concept de kurtogramme pour détecter la non-gaussianité d'un signal. Un kurtogramme représente simplement les valeurs SK basées sur la STFT en fonction de la fréquence et de la taille de la fenêtre. Antoni [199] et Antoni et Randall [200] ont suggéré d'utiliser le kurtogramme pour concevoir un filtre passe-bande qui peut être appliqué pour augmenter le rapport signal/bruit, préservant ainsi la nature impulsionnelle du signal.

2.2.2.4 Analyse temps-fréquence

Les signaux vibratoires réels se caractérisent par la présence de multiples composantes de nature diverse. Outre les composantes sinusoïdales périodiques, ils peuvent contenir des impulsions, périodiques ou non, présentant un contenu fréquentiel étendu. À cela s'ajoutent des composantes à fréquence variable, généralement liées à la vitesse de rotation, ainsi que des composantes à fréquence constante, souvent générées par des équipements électriques. Face à une telle complexité, il s'avère pertinent de recourir à des méthodes d'analyse combinant les représentations temporelle et fréquentielle, communément désignées sous le terme d'analyses temps-fréquence. Parmi les approches les plus utilisées figurent la transformée de Fourier à court terme, la transformée en ondelettes et la décomposition en modes empiriques.

La majorité des signaux issus de machines tournantes ne présentent une cyclo-stationnarité temporelle qu'en régime de vitesse constante. En conditions de vitesse variable, les composantes liées à la rotation voient leurs fréquences caractéristiques évoluer au cours du temps. Par conséquent, les périodes associées à ces composantes ne sont plus constantes, ce qui rend inapplicable le moyennage temporel classique. Dans ce contexte, les techniques de

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

rééchantillonnage angulaire sont couramment employées en analyse vibratoire afin d'assurer un nombre constant d'échantillons par unité angulaire. À ce titre, Urbanek et al. [201] ont proposé une approche temps-fréquence dédiée à l'extraction de composantes vibratoires cyclostationnaires d'ordre deux, sélectionnées en fonction des différentes conditions de fonctionnement.

Cette section propose ainsi un aperçu des principales méthodes d'analyse temps-fréquence adaptées au diagnostic des machines tournantes en régime non stationnaire. Elle met en évidence leurs fondements théoriques ainsi que leur capacité à caractériser des signaux non stationnaires et à extraire des informations pertinentes pour la détection de défauts. Une attention particulière est accordée aux multiplicateurs d'éoliennes, pour lesquels les conditions de fonctionnement variables rendent l'analyse vibratoire plus complexe et nécessitent le recours à des outils d'analyse avancés.

a) Transformée de Fourier à court terme (STFT)

La transformée de Fourier à court terme STFT (Short Time Fourier Transform) est la plus fondamentale. Le domaine de l'analyse conjointe du temps et de la fréquence est beaucoup plus vaste [202]. Elle est définie comme suit :

$$STFT(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau}d\tau \quad (2.11)$$

Où :

$x(\tau)$: signal temporel

$w(\tau - t)$: fonction de fenêtrage

La fonction de fenêtrage est une fonction temporelle fixe de longueur τ . La STFT peut être décrite comme une méthode qui suppose la stationnarité d'un signal $x(t)$ sur une période de τ . Ensuite, le signal est divisé en une série de signaux courts (fenêtrés) et la transformée de Fourier est effectuée pour chacun des signaux fenêtrés. Le résultat de la *STFT* est une matrice complexe qui contient à la fois la partie réelle et la partie imaginaire de la transformée de Fourier. La matrice a deux dimensions, à savoir le temps et la fréquence [203]. Pour la présentation, on utilise le spectrogramme, qui est la magnitude quadratique de la STFT et qui est donné par la formule suivante :

$$SP(t, f) = |STFT(t, f)|^2 \quad (2.12)$$

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

La fenêtre choisie $w(\tau)$ a une influence décisive sur la STFT. En fonction de la longueur de la fenêtre, l'utilisateur peut choisir la résolution dans les domaines temporel et fréquentiel. L'analyse sur une fenêtre temporelle courte aura une haute résolution dans le domaine temporel, mais une faible résolution dans le domaine fréquentiel [204]. La sélection d'une fenêtre longue aura l'effet inverse. Dans la *STFT*, les deux domaines sont liés, conformément au principe d'incertitude. La durée d'un signal et sa largeur de bande suivent la condition suivante :

$$B \cdot T \geq \frac{1}{2} \quad (2.13)$$

Où :

B : largeur de bande du signal.

T : durée du signal.

b) Décomposition en Mode Empirique (EMD)

L'EMD décompose d'une façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes par l'utilisation d'un processus de tamisage [205, 206]. Chaque composante est une forme d'onde de moyenne nulle, modulée en amplitude et en fréquence nommée IMF (*Intrinsic Mode Function*) traduite par la fonction modale intrinsèque.

La décomposition EMD est locale, itérative et entièrement pilotée par les caractéristiques intrinsèques du signal. L'extraction des fonctions de mode intrinsèque (IMF) est un processus non linéaire, tandis que leur recombinaison, permettant une reconstruction exacte du signal, demeure linéaire. L'EMD constitue ainsi une méthode adaptative et efficace pour l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires [207, 208], Néanmoins, elle présente un inconvénient majeur, à savoir le phénomène de mélange de modes (« mode mixing »), qui correspond à une répartition inadéquate des composantes fréquentielles au sein des différentes bandes. Afin de remédier au problème de mélange de modes inhérent à l'EMD, Zhaohua et Huang ont proposé la méthode d'ensemble de décomposition en modes empiriques (EEMD) [209, 210] Cette approche repose sur l'ajout de bruit blanc et sur un processus de moyennage, permettant d'améliorer la séparation des modes. L'EEMD s'est révélée particulièrement adaptée à la détection des défauts d'engrenages, comme en témoignent plusieurs travaux récents [211, 212]. Par la suite, Maria E. Torres et al. ont introduit une version améliorée, dénommée CEEMDAN (*Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise*) [213], Cet algorithme se distingue par une réduction

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

significative du temps de calcul par rapport à l'EEMD, tout en assurant une meilleure séparation spectrale des modes.

Les figures suivantes (Figure 2.3 et Figure 2.4) présentent respectivement l'organigramme de l'algorithme correspondant ainsi que une illustration du principe de l'EMD

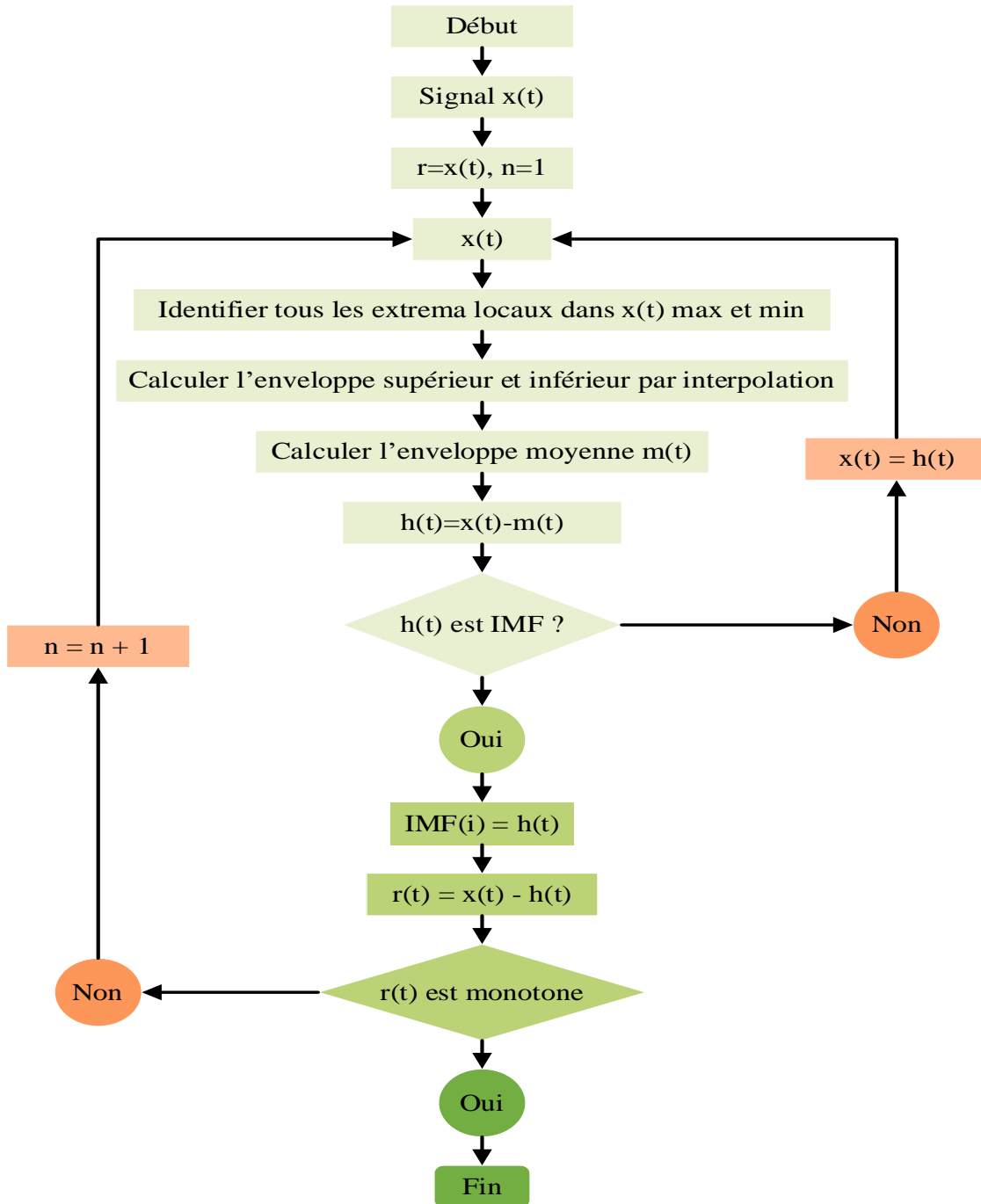


Figure 2.3 : Organigramme de l'algorithme d'EMD

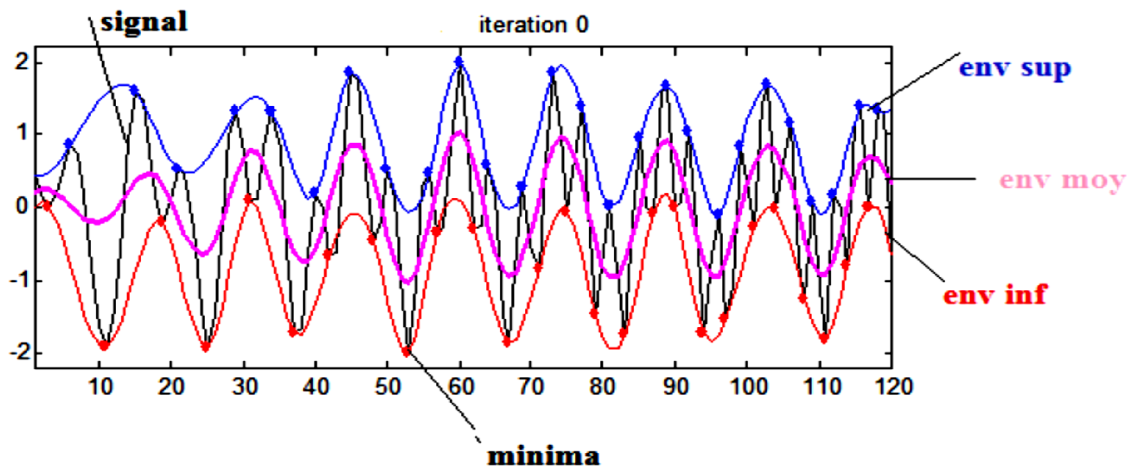


Figure 2.4 : Les différentes enveloppes associées à la décomposition EMD

c) Transformée en ondelettes (WT)

Le principe de base de la transformée en ondelettes est la décomposition hiérarchique d'un signal en un ensemble de canaux de fréquence ayant la même largeur de bande sur une échelle logarithmique [214]. Ainsi, la transformée en ondelettes est capable de saisir les informations temporelles et fréquentielles d'un signal [215, 216] et de résoudre efficacement les problèmes de débruitage du signal. Par conséquent, la transformée en ondelettes est une technique utile pour analyser un signal non stationnaire afin d'en extraire les caractéristiques qui varient dans le temps [217]. La transformée en ondelettes a été largement utilisée dans la surveillance et le diagnostic des machines tournantes. Elle a été appliquée aux signaux de vibration pour détecter les défauts mécaniques dans les boîtes de vitesses [218, 8] et aux signaux électriques pour diagnostiquer les défauts électriques et mécaniques des générateurs [219, 215].

Il existe principalement deux formes de transformée en ondelettes utilisées pour la surveillance et le diagnostic des machines tournantes : la transformée en ondelettes continue (CWT) et la transformée en ondelettes discrète (DWT). Dans le contexte des machines fonctionnant à vitesse variable, notamment les éoliennes, les signaux vibratoires sont généralement riches en harmoniques en raison des variations de vitesse et des charges aérodynamiques stochastiques. Dans ce cadre, la CWT s'est révélée être une technique particulièrement prometteuse et efficace pour le diagnostic des défauts de roulements au sein de la chaîne cinématique [220]. En revanche, la DWT repose sur des facteurs d'échelle et des décalages temporels discrets, ce qui permet de réduire considérablement le coût de calcul par rapport à la CWT, tout en conservant de bonnes

capacités d'analyse [221]. Par ailleurs, d'autres travaux se sont intéressés à la transformée en ondelettes empirique (EWT). Cette méthode consiste à construire un ensemble de filtres passe-bande adaptés, dont les supports fréquentiels sont déterminés en fonction de la distribution spectrale du signal analysé. L'EWT se distingue ainsi par son caractère adaptatif [222]. À ce titre, Kedadouche et al. ont réalisé une étude comparative entre l'EMD et l'EWT pour la détection des défauts de roulements. Leurs résultats montrent que l'EWT présente de meilleures performances que l'EEMD, notamment en termes de temps de calcul réduit et de qualité de décomposition du signal [223]. De plus, Yun Kong et al. ont démontré l'efficacité de l'EWT pour la détection des défauts dans les engrenages planétaires, confirmant ainsi le potentiel de cette approche dans le diagnostic des systèmes mécaniques complexes [224]

L'utilisation de la transformée en ondelettes constitue une approche particulièrement efficace pour l'analyse des signaux non stationnaires issus des machines tournantes. En effet, cette technique permet non seulement de réduire le bruit présent dans les signaux, mais aussi de mettre en évidence des structures temporelles et fréquentielles pertinentes, facilitant ainsi leur exploitation pour la surveillance conditionnelle et le diagnostic des défauts mécaniques. Grâce à sa capacité à fournir une représentation multi-échelle du signal, la transformée en ondelettes peut isoler des événements transitoires ou impulsionnels qui seraient difficiles à détecter à l'aide des méthodes classiques, telles que la transformée de Fourier.

Cependant, malgré ces avantages, la transformée en ondelettes présente certaines limitations similaires à celles observées avec la transformée de Fourier à court terme (STFT). En particulier, elle reste contrainte par un compromis entre résolution temporelle et résolution fréquentielle, ce qui peut limiter sa capacité à identifier simultanément des détails fins dans le temps et dans la fréquence. Ces limitations soulignent la nécessité de recourir à des variantes adaptatives ou à des méthodes complémentaires, telles que la transformée en ondelettes empirique (EWT) ou les techniques de décomposition en modes empiriques (EMD/EEMD), afin d'améliorer la précision et la fiabilité des diagnostics.

2.3 Traitement des indicateurs

Le traitement des indicateurs pour le diagnostic des machines tournantes fonctionnant en régime non stationnaire constitue un enjeu majeur dans le domaine de la surveillance

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

conditionnelle moderne. Dans de tels environnements, la vitesse de rotation, la charge appliquée et le comportement dynamique de la machine varient continuellement dans le temps, rendant les techniques traditionnelles de traitement du signal stationnaire largement inadaptées. Pour pallier ces limitations, des méthodes avancées telles que l'analyse temps-fréquence, le filtrage adaptatif, la décomposition en modes empiriques et le suivi d'ordre sont employées afin d'extraire des indicateurs de diagnostic fiables malgré les fluctuations opérationnelles. Ces indicateurs peuvent inclure des composantes fréquentielles instantanées, des amplitudes normalisées par ordre, des spectres d'enveloppe, des métriques cyclo-stationnaires et des descripteurs statistiques temporellement variant. L'objectif principal de ces traitements est d'isoler les signatures caractéristiques des défauts, tout en minimisant l'influence de la variabilité opérationnelle, permettant ainsi une détection précise des anomalies affectant les roulements, les engrenages et les arbres rotatifs, même en présence de variations rapides du régime de fonctionnement.

Les développements récents intègrent également des approches probabilistes et des modèles d'apprentissage automatique, afin d'améliorer la robustesse des indicateurs et d'augmenter la pertinence du diagnostic dans des conditions fortement dynamiques et non stationnaires. En définitive, un traitement efficace des indicateurs dans ces environnements est essentiel non seulement pour assurer une détection précoce des défauts, mais également pour améliorer la précision globale du diagnostic et soutenir la mise en œuvre de stratégies de maintenance prédictive adaptées aux systèmes complexes de machines tournantes

2.3.1 Normalisation

La surveillance des machines tournantes se heurte à une difficulté majeure : les capteurs ne sont pas uniquement sensibles aux composants que l'on souhaite contrôler. Dans la plupart des cas, les mesures sont affectées par du bruit, qui peut masquer les indicateurs révélateurs de l'état des composants surveillés. Alors que ce bruit reste relativement constant en conditions de fonctionnement stables, il devient beaucoup plus complexe à gérer lorsque la vitesse de rotation de la machine varie. Les variations de charge macroscopiques influencent la réponse modale de la machine, tandis que les variations de vitesse modifient la position des fréquences caractéristiques par rapport aux modes de vibration.

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Par ailleurs, il peut être impossible d'observer un défaut dans certaines conditions de fonctionnement spécifiques, encore mal connues. À titre d'exemple, les fréquences caractéristiques d'un roulement dépendent de l'angle de contact entre les billes et les bagues intérieure et extérieure, lequel est lui-même fonction du rapport entre les charges axiale et radiale appliquées au roulement. Dans le cas d'un défaut localisé naissant sur l'une des bagues, celui-ci ne sera détectable que si l'angle de contact permet aux billes de passer sur l'imperfection. Autrement dit, l'apparition observable du défaut est conditionnée par des paramètres opérationnels précis, qui ne coïncident pas nécessairement avec ceux qui alignent les fréquences caractéristiques du défaut sur les modes vibratoires de la machine.

Ces éléments expliquent pourquoi une simple analyse d'ordre ne suffit pas à résoudre le problème. Bien que la description angulaire du signal permette de concentrer les phénomènes cycliques dans des intervalles de fréquence étroits, elle ne permet pas de distinguer les variations d'amplitude de l'indicateur liées à l'apparition d'un défaut de celles induites par une correspondance avec un mode vibratoire ou, de manière plus générale, par un bruit dont les caractéristiques statistiques dépendent des conditions de fonctionnement.

Dans le domaine de la surveillance de l'intégrité structurale, des méthodes utilisant des paramètres normalisés ont été développées afin de réduire l'influence de la température sur le comportement modal des structures [225]. Dans le contexte plus spécifique du diagnostic des machines tournantes, les travaux pionniers de Stander et al. ont introduit une approche simple de normalisation par rapport à la charge [226]. Cette méthode, cependant, n'est applicable que lorsque la relation entre l'indicateur surveillé et la charge est strictement linéaire, ce qui limite fortement sa généralisation et ne résout que partiellement le problème des variations opérationnelles. Pour surmonter ces limitations, McBain et Timusk ont prolongé les travaux de Worden et al. [227] en proposant une approche consistant à subdiviser les signaux non stationnaires en sous-signaux approximativement stationnaires, puis à les classer selon les différentes conditions de fonctionnement [228]. Pour chaque sous-signal, des paramètres statistiques tels que les moyennes et variances sont calculés afin de définir un modèle statistique représentatif de chaque classe. Ces paramètres peuvent ensuite être interpolés pour estimer les valeurs correspondantes sous des conditions de fonctionnement non mesurées, évitant ainsi la nécessité de collecter des données d'apprentissage pour chaque scénario. Cette approche souligne un point crucial : le nombre de

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

points requis pour construire un modèle statistique influence directement le coût de calcul et le temps nécessaire pour collecter suffisamment de données, ce qui constitue une contrainte majeure dans le domaine de la surveillance des éoliennes, où certaines conditions de fonctionnement sont rarement observées.

Par ailleurs, une solution alternative a été proposée il y a une vingtaine d'années par Saunders et al [229] ne nécessitant pas la définition préalable de classes. Cette approche s'appuie sur les travaux fondamentaux de Vapnik et al. [230], en introduisant des fonctions noyau dans les algorithmes de régression. L'astuce du noyau permet ainsi de contourner la limitation des classes prédéfinies, en projetant les données dans un espace de dimension plus élevée où les relations non linéaires peuvent être traitées efficacement. Cette méthode s'inspire des techniques initialement développées pour la classification à l'aide de machines à vecteurs de support (SVM), et constitue une étape clé vers des modèles adaptatifs et robustes pour le diagnostic des systèmes mécaniques complexes.

André et al. [231] ont développé une méthode de normalisation et de standardisation des indicateurs basée sur des outils d'apprentissage automatique, dont l'utilisation connaît un essor croissant. Le principal défi consiste à concevoir une approche robuste et auto-adaptative capable d'estimer le comportement statistique d'un indicateur en fonction des conditions de fonctionnement. En effet, les indicateurs peuvent suivre des lois multivariées complexes et imprévisibles, rendant l'application des méthodes de régression linéaire traditionnelle difficile et souvent inappropriée. Les machines à noyau, utilisées comme méthode robuste et efficace de normalisation des indicateurs, ont démontré leur capacité à améliorer de manière significative les performances diagnostiques des systèmes de surveillance. Cette efficacité est illustrée par un exemple concret : la détection d'un défaut de roulement par l'analyse de la vitesse angulaire instantanée de l'arbre d'une éolienne. Ce défaut n'est observable que dans des conditions de fonctionnement spécifiques, ce qui rend la détection classique particulièrement délicate.

La méthode proposée poursuit deux objectifs principaux. Premièrement, estimer les paramètres statistiques des indicateurs en fonction des conditions de fonctionnement, ce qui constitue une opération assimilable à une régression : le comportement statistique global est inféré à partir de données de référence. Deuxièmement, utiliser ces paramètres pour normaliser les indicateurs, processus équivalent à une standardisation, de manière à ce que les indicateurs suivent une

distribution normale centrée sur zéro avec un écart-type unitaire. Les résultats obtenus illustrent une application pratique où la détection automatique d'un défaut de roulement serait impossible sans le recours à cette méthode, soulignant ainsi l'importance des approches adaptatives dans le diagnostic des machines tournantes.

2.3.2 *Diagnostic par Classification*

Le domaine de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique (Machine Learning, ML) a connu une croissance exponentielle au cours de la dernière décennie. Cette expansion rapide s'explique par un ensemble de facteurs, certains solidement fondés sur des avancées technologiques et scientifiques, d'autres plus liés à des phénomènes de mode et à une popularisation médiatique. En conséquence, ces termes sont fréquemment employés de manière imprécise, voire abusive, ce qui contribue à une certaine confusion quant à leur véritable portée et à leurs applications concrètes. Parallèlement à cette croissance, l'IA et le ML sont devenus parmi les domaines les plus complexes et parfois déroutants à appréhender pour les chercheurs et les praticiens, en raison de l'hétérogénéité des approches, des méthodes et des définitions. Les frontières conceptuelles entre IA, ML et d'autres paradigmes connexes se sont ainsi progressivement estompées, rendant les définitions souvent vagues ou diluées.

Dans ce contexte, il est essentiel de clarifier les concepts fondamentaux et de replacer l'IA et le ML dans leur cadre historique et scientifique. Comprendre leurs origines, leur développement et leur portée permettra de mieux saisir la manière dont ces technologies peuvent être appliquées au domaine de la maintenance conditionnelle. En particulier, une définition précise et contextualisée de l'IA et du ML est nécessaire pour évaluer leur rôle dans l'analyse de données vibratoires, la détection de défauts et la prédiction de l'état des machines tournantes, en distinguant clairement les méthodes supervisées et non supervisées.

2.3.2.1 Algorithmes, modèles et types d'apprentissage automatique

Les algorithmes d'apprentissage automatique sont essentiellement des constructions mathématiques abstraites conçues pour établir une relation entre des entrées et des sorties. On attend de ces algorithmes qu'ils produisent une sortie prédictive à partir d'une donnée d'entrée, bien que le mode de calcul de cette valeur diffère selon le type d'algorithme. Un algorithme peut inclure des dizaines, des centaines, voire des milliers de paramètres impliqués dans une série

d'opérations complexes, dont l'apprentissage détermine la configuration optimale. Le processus d'apprentissage automatique se déroule généralement en deux étapes : l'apprentissage et l'inférence (ou notation). Lors de l'étape d'apprentissage, les algorithmes ajustent leurs paramètres afin de capturer les relations présentes dans les données. L'étape d'inférence consiste ensuite à générer des résultats ou scores à partir de nouvelles données d'entrée. Un algorithme ayant achevé l'étape d'apprentissage est appelé un modèle. Pour simplifier, un modèle d'apprentissage automatique peut être considéré comme une boîte noire produisant des résultats lorsqu'on lui fournit des données d'entrée.

Dans le cadre de la construction d'un système de diagnostic basé sur la reconnaissance de formes, la première étape consiste à sélectionner les indicateurs constituant le vecteur de forme, définissant ainsi l'espace de représentation des données. La seconde étape consiste à apprendre une fonction de décision à partir d'une base de données d'apprentissage, afin de déterminer les frontières séparant les différentes classes ou conditions. Chaque étape dépend directement des résultats de l'étape précédente et conditionne l'efficacité globale du système de diagnostic. En fonction de la manière dont les paramètres sont appris et des données disponibles, les algorithmes d'apprentissage automatique sont généralement classés en deux grandes catégories :

1. Algorithmes d'apprentissage non supervisé, où le modèle identifie des structures ou des regroupements dans des données non étiquetées.
2. Algorithmes d'apprentissage supervisé : où le modèle est entraîné à partir de données étiquetées.

2.3.2.2 Algorithmes d'apprentissage non supervisé

Ces dernières années, les méthodes d'apprentissage non supervisé ont gagné en popularité pour le diagnostic des défauts des machines tournantes évoluant en régime non stationnaire. En effet, les modèles supervisés classiques sont souvent limités par la variabilité et la rareté des données de défaut étiquetées, rendant difficile l'apprentissage de représentations robustes. Une piste particulièrement prometteuse réside dans la détection d'anomalies basée sur les auto-encodeurs. Parmi ceux-ci, l'auto-encodeur convolutionnel temporel à mémoire augmentée (MATCAE) apprend des représentations latentes compactes à partir de signaux de vibration en régime normal et déclenche des alertes lorsque l'erreur de reconstruction augmente significativement dans de nouveaux régimes, potentiellement défectueux [232]. De manière similaire, Lu et al. [233] proposent un auto-encodeur de débruitage doté d'un mécanisme d'auto-attention, conçu pour

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

améliorer la sensibilité aux anomalies subtiles dans les données de roulements non stationnaires. Ce modèle démontre une capacité notable à détecter les défauts sous différents profils de vitesse, ce qui est essentiel dans des environnements industriels réalistes où les conditions opérationnelles varient continuellement.

Parallèlement, des approches d'apprentissage auto-supervisé ont également été développées. Par exemple, De Fabritiis et Gryllias utilisent une fonction de perte par cohérence cyclique pour entraîner un réseau sur des séquences de vibrations non étiquetées. Les versions augmentées d'un même segment sont ainsi maintenues proches dans l'espace latent, facilitant la détection d'anomalies sans recours à des seuils prédéfinis [234]. Dans des environnements fortement non stationnaires, Yan et al. [235] introduisent un cadre d'apprentissage profond entièrement non supervisé, capable de détecter de manière adaptative les anomalies de roulements en exploitant des représentations profondes généralisables, sans nécessiter de signatures de défaut étiquetées. Pour relever le défi des changements de domaine, une étude récente (2024) propose un algorithme non supervisé combiné à une adaptation de domaine, où les données de vibration sont d'abord regroupées en groupes latents, puis les distributions de caractéristiques sont alignées sur différents domaines opérationnels afin de maintenir la performance de diagnostic dans de nouvelles conditions non étiquetées [236]. Enfin, Zhao et al. [237] développent un modèle probabiliste de détection d'anomalies sans seuil, intégrant la détection directement dans un cadre probabiliste, éliminant ainsi le besoin de définir manuellement des seuils souvent peu fiables dans des contextes non stationnaires.

Ces méthodologies illustrent collectivement la tendance actuelle : l'apprentissage de représentations profondes, l'adaptation de domaine et les architectures auto-supervisées ou non supervisées apparaissent comme des solutions robustes pour la surveillance des systèmes rotatifs dans des environnements industriels réalistes et non stationnaires, améliorant la détection précoce des défauts tout en réduisant la dépendance aux données de défaut étiquetées.

Cependant, ces méthodes présentent des limitations notables sur le plan computationnel, notamment lorsqu'elles sont comparées aux approches supervisées. Les modèles non supervisés, tels que les auto-encodeurs variationnels, les transformateurs auto-supervisés ou les réseaux de neurones graphiques, nécessitent souvent des temps d'entraînement considérablement plus longs, car ils doivent optimiser des architectures complexes sans guidance explicite des étiquettes [238].

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

De plus, l'inférence dans ces architectures implique généralement des étapes supplémentaires, telles que le calcul des erreurs de reconstruction, l'estimation de la vraisemblance ou la projection dans des espaces latents, opérations plus coûteuses en ressources que la simple propagation avant d'un classificateur supervisé [239]. À l'inverse, les modèles d'apprentissage profond supervisé, une fois entraînés, offrent généralement une inférence plus efficace, reposant sur des fonctions discriminantes fixes qui prédisent directement les classes de défauts et se traduisent par une latence plus faible. De surcroît, la phase d'entraînement supervisé converge souvent plus rapidement, car l'optimisation est guidée par des fonctions de perte bien définies basées sur les étiquettes, réduisant l'espace de recherche par rapport à l'apprentissage non supervisé [240]. Enfin, les modèles non supervisés déployés dans des environnements non stationnaires peuvent nécessiter des réentraînements ou des adaptations fréquentes, augmentant encore la charge computationnelle. Ces exigences rendent le déploiement de systèmes non supervisés particulièrement coûteux en ressources, en particulier dans des applications industrielles en temps réel ou quasi réel, où l'inférence rapide et la faible latence sont essentielles pour la surveillance efficace des machines tournantes.

2.3.2.3 Algorithmes d'apprentissage supervisé

Nous disposons d'un ensemble de données d'apprentissage comprenant des entrées et les sorties attendues correspondantes, également appelées étiquettes. L'objectif de l'apprentissage supervisé est d'entraîner un modèle capable de prédire les étiquettes pour de nouvelles entrées en se basant sur les relations observées dans les données d'apprentissage.

Le processus consiste à ajuster les paramètres du modèle pour minimiser l'écart entre les prédictions et les valeurs réelles, permettant ainsi au modèle de généraliser sur des données inédites. Dans le cadre du diagnostic des machines tournantes, les entrées peuvent être des indicateurs de vibration, tandis que les étiquettes représentent l'état des composants (roulements sains ou défectueux). L'apprentissage supervisé constitue ainsi une approche fondamentale pour la détection automatique d'anomalies et la maintenance prédictive.

a) Les k plus proches voisins (k -ppv)

Le principe de base de l'algorithme de régression KNN est décrit comme suit : lorsque la variable cible de l'échantillon de test est inconnue, on obtient les voisins les plus proches de

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

l'échantillon de test et on prend la valeur moyenne des plus proches voisins de la variable cible comme valeur estimée de la variable cible de l'échantillon de test [241]. La différence est que, dans le cadre de la surveillance des conditions, les variables cibles des échantillons de test peuvent être réellement mesurées, de sorte que la formule de mesure de la distance de l'algorithme de régression KNN peut être améliorée :

Pour un échantillon de test $x = (x_1, x_2, \dots, x_m, y)^T$ (y est la variable cible)

- Calculer la distance euclidienne entre x et l'échantillon d'apprentissage $x_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}, y_j)^T$:

$$d_j(x, x_j) = (\sum_{l=1}^m |x_l - x_{lj}|^2 + |y - y_j|^2)^{1/2} \quad (2.14)$$

- Trier la distance euclidienne par ordre décroissant, identifier les K échantillons d'entraînement les plus proches de x et les enregistrer comme suit :

$x_p^{(K)} = (x_{1p}^{(K)}, x_{2p}^{(K)}, \dots, x_{mp}^{(K)}, x_p^{(K)})^T$, $p \in [1, K]$. La valeur estimée de la variable cible des échantillons de test est exprimée comme suit :

$$\hat{y} = \sum_{p=1}^K y_p^{(K)} / K \quad (2.15)$$

Pour améliorer encore la précision de l'algorithme, la méthode pondérée peut être utilisée à la place de la méthode moyenne. les échantillons les plus proches de l'échantillon testé se verront attribuer un poids important, et les échantillons les plus éloignés de l'échantillon testé se verront attribuer un poids plus faible. La formule du KNN pondéré (wKNN) s'exprime de la manière suivante :

$$\hat{y} = \sum_{p=1}^K y_p^{(K)} \cdot w_p \quad (2.16)$$

$$w_p = D_{1+K-p}^{(K)} / D^{(K)} (\sum_{p=1}^K w_p = 1) \quad (2.17)$$

Où w_p est le poids du p -ième voisin le plus proche, $D_{1+K-p}^{(K)}$ est la distance euclidienne entre x et son $1 + K - p$ -ième voisin, et $D^{(K)}$ est la somme des distances euclidiennes entre x et ses voisins. Selon les étapes spécifiques de l'algorithme KNN, la consommation de temps de l'algorithme KNN est uniquement liée à la taille de l'ensemble d'apprentissage ; le temps de calcul est linéaire par

rapport à la taille de l'ensemble d'apprentissage ; sa complexité temporelle est $O(n)$; et n est le nombre d'échantillons d'apprentissage [242, 243].

b) Réseaux de neurones artificiels RNA

Les modèles de réseaux neuronaux artificiels ou réseaux neuronaux (RN), inspirés biologiquement par le mécanisme du cerveau humain, sont des modèles paramétriques conçus pour capturer les interrelations entre les paramètres d'entrée et les sorties à l'aide de paramètres de poids et de biais pour les neurones individuels [244]. Les modèles NN peuvent être utilisés à la fois pour la classification des données, où les variables de sortie prennent les valeurs des étiquettes de classe, et pour la régression des données, où les sorties prennent des valeurs continues. Dans les deux cas, les paramètres des neurones sont établis par le biais d'un processus d'apprentissage, souvent à l'aide de l'algorithme de rétropropagation [245].

Le réseau neuronal multicouche à progression directe est composé d'une couche d'entrée, d'une couche cachée et d'une couche de sortie, chacune d'entre elles comprenant un groupe de neurones [246]. Parfois, la couche cachée peut être constituée de plusieurs couches [245].

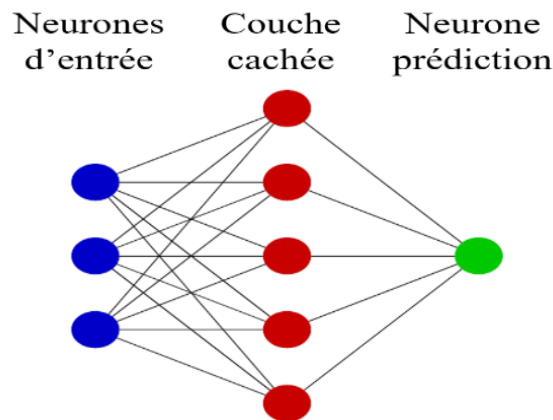


Figure 2.5 : Structure générale de réseau de neurone [245]

Le premier modèle de neurones a été formulé par McCulloch et Pitts en 1943 [247]. Il s'agissait d'un modèle de calcul d'unité de seuil binaire qui calcule une somme pondérée des signaux d'entrée (x_1, x_2, \dots, x_n) , et produit une sortie qui vaut 1 si la somme pondérée est supérieure à un seuil donné, sinon, il produit une sortie qui vaut 0. Ce modèle peut être représenté mathématiquement par l'équation suivante [248]:

$$y = f(\sum_{i=1}^n (w_i x_i - \tau)) \quad (2.18)$$

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Où y est la sortie du neurone formel, $x_i (i = 1 \dots n)$ les signaux reçus par le neurone par le neurone i et w_{ij} les poids des interconnexions. La fonction $f(.)$ est appelée fonction d'activation et τ représente un seuil.

Le perceptron, qui se compose d'un seul neurone, est considéré comme le réseau neuronal le plus simple pour classer les observations en deux groupes distincts. Ce modèle de calcul utilise une structure de deux fonctions pour transformer un ensemble de signaux d'entrée $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ en une seule sortie.

La première fonction du perceptron est une fonction de somme pondérée qui combine les entrées avec leurs poids respectifs pour calculer une valeur nette (v). Cette valeur nette résume les informations d'entrée de manière pondérée, de sorte que chaque entrée a un impact différent sur la sortie finale comme le montre l'équation suivante :

$$v = \sum_{i=1}^k (w_i x_i + b) \quad (2.19)$$

La seconde fonction utilisée par le perceptron est la fonction d'activation. Cette fonction prend la valeur nette (v) calculée à partir de la fonction de somme pondérée et la transforme en une sortie binaire. Si le potentiel du neurone dépasse le seuil introduit par la fonction d'activation $f(v)$, la sortie $y(x)$ est égale à 1, sinon elle est égale à -1. En général, le seuil utilisé est égal à 0 dans la pratique :

$$y(x) = f(v) = \begin{cases} +1, & \text{si } v \geq 0 \\ -1, & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (2.20)$$

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont constitués d'un ensemble de neurones interconnectés, En fonction du type de connectivité entre ces neurones, différents types d'architectures peuvent être définis :

Les réseaux en couches : sont composés d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie, où chaque couche contient des neurones qui remplissent des fonctions spécifiques [249, 250].

Les réseaux de neurones rétroaction (Feedback network) : Les réseaux de rétroaction, également connus sous le nom de réseaux récurrents ou interactifs, comportent souvent des boucles de rétroaction dans le réseau [251]. L'initialisation d'un réseau de neurones est un processus itératif

d'ajustement des poids et des biais pour minimiser un critère d'erreur. Cette phase est appelée phase d'apprentissage.

Les réseaux de neurones présentent plusieurs limitations, notamment des temps d'apprentissage longs et complexes, une forte consommation de ressources de calcul, ainsi que la nécessité de disposer de jeux de données couvrant l'ensemble des conditions de fonctionnement. De plus, un réseau de neurones peut présenter des performances dégradées lorsqu'il est utilisé en dehors de sa plage d'apprentissage, et il manque de flexibilité : toute prise en compte de nouvelles données nécessite un réentraînement complet [252]. Les modèles de réseaux neuronaux peuvent également être limités dans leurs performances, en particulier lorsque les entrées comprennent des termes autorégressifs. L'introduction de décalages autorégressifs dans une série temporelle a pour objectif principal de fournir des informations issues des valeurs passées afin d'améliorer l'estimation des valeurs présentes ou futures [253].

c) Réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens (BN) peuvent être utilisés pour construire des modèles graphiques probabilistes qui représentent les relations causales entre un ensemble de variables aléatoires. Un diagramme acyclique dirigé est utilisé, où chaque variable est représentée par un nœud [254]. Dans les modèles de diagnostic, les nœuds peuvent être classés en causes profondes ou défauts, preuves ou tests [255], et des flèches dirigées sont utilisées pour indiquer la relation de cause à effet entre ces nœuds, allant de la cause profonde (nœud parent) à son effet (nœud enfant) [256]. À des fins de diagnostic, une table de probabilité conditionnelle (ou une fonction de probabilité conditionnelle dans le cas de variables continues), obtenue par apprentissage à partir des données existantes ou à partir de connaissances d'experts, est nécessaire pour chaque nœud, où toutes les possibilités pour tous ses nœuds parents (s'ils existent) doivent être incluses. Sur la base de ces statistiques, la probabilité d'une cause première, notée C , conditionnée par les résultats des tests/preuves observés, E , est de, ce qui est également connu sous le nom de postérieur. Elle peut être déduite de l'a priori et du rapport de vraisemblance à l'aide de la règle de Bayes, exprimée dans l'équation (2.21) :

$$P(C|E) = \frac{P(C) \times P(E|C)}{P(E)} \quad (2.21)$$

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Contrairement au réseau bayésien classique, qui représente les relations de causalité entre les variables aléatoires à un instant donné, un réseau bayésien dynamique (DBN) prend également en compte l'influence des états passés d'une variable sur son état actuel, de manière analogue à une chaîne de Markov à mémoire. En introduisant des nœuds dynamiques dans un espace d'état étendu, le DBN permet d'intégrer les mécanismes de dégradation spécifiques à un système au sein de son modèle probabiliste, offrant ainsi la possibilité de réaliser un pronostic fiable des anomalies et défaillances du système [257]. Les dépendances sur les états historiques dans un DBN peuvent être obtenues soit par apprentissage à partir des données existantes, soit par des connaissances d'expert comme dans un réseau bayésien.

Cependant, La construction de la table (ou fonction) de probabilité conditionnelle pour le nœud enfant est basée sur la combinaison de chaque état unique de tous ses nœuds parents, ce qui entraîne une augmentation exponentielle de la complexité du modèle avec le nombre associé de variables parents. Un autre problème est que les observations requises pour le raisonnement sur les défauts sont parfois indirectes ou coûteuses [258]. Le modèle d'échelle exponentielle et les difficultés de mise en œuvre des tests de diagnostic limitent l'application du BN et du DBN en tant qu'outils de diagnostic et de pronostic à des problèmes complexes, c'est pourquoi les variables du BN et du DBN sur la base desquelles les tests de diagnostic sont effectués doivent être sélectionnées de manière efficace et effective.

d) Modèles de Markov cachés (HMMs)

Les modèles de Markov cachés (HMM) représentent un outil de modélisation générative populaire dans l'analyse des séries temporelles. Les HMM ont évolué à partir des processus de Markov dans le traitement statistique des signaux. Considérons un processus statistique générant une série d'observations représentées par y_1, y_2, \dots, y_k . Le processus est appelé processus de Markov si l'observation actuelle ne dépend que de l'observation précédente et est indépendante de toutes les observations antérieures [259]. Mathématiquement, on peut l'exprimer comme suit :

$$y_{k+1} = F(y_k) \tag{2.22}$$

Où F est la fonction de Markov probabiliste.

Dans les HMM, il existe une notion supplémentaire d'état. Les états sont représentés par s_{k-1} , s_k et s_{k+1} , et les résultats ou observations correspondants sont représentés par y_{k-1} , y_k et y_{k+1} .

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Les états suivent la propriété de Markov, de sorte que chaque état dépend de l'état précédent. Les résultats sont des fonctions probabilistes des seuls états correspondants. Les HMM supposent en outre que les états, bien qu'ils existent, sont invisibles pour l'observateur. L'observateur ne peut que voir la série de résultats, mais ne peut pas connaître ou voir les états réels qui génèrent ces résultats [259]. Mathématiquement, on peut l'énoncer à l'aide de deux équations :

$$S_{k+1} = F_S(S_k) \quad (2.23)$$

Où F_S est la fonction probabiliste des transitions d'état :

$$y_{k+1} = F_o(S_{k+1}) \quad (2.24)$$

où F_o est la fonction probabiliste des observations.

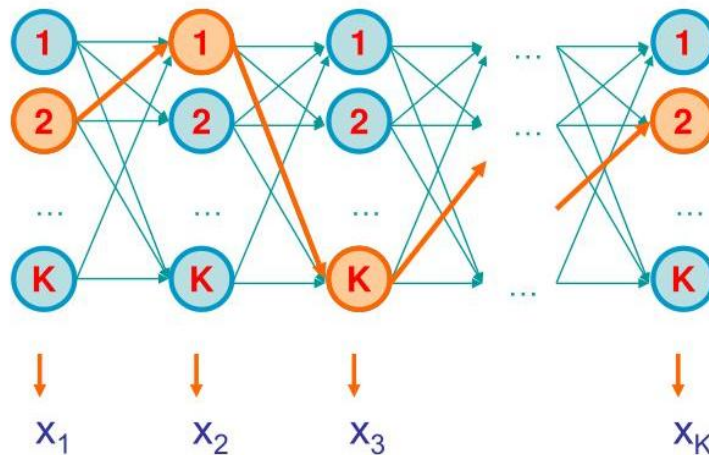


Figure 2.6 : Modèle de Markov caché [260]

e) Machines à Vecteurs Supports (SVM)

La machine à vecteurs de support (SVM) est une technique d'apprentissage automatique relativement récente proposée par Vapnik en 1995. Elle est capable de reconnaître des formes de données, comme la classification, et de régresser pour des données non linéaires et de grande dimension. Cependant, contrairement au modèle de réseaux de neurones dont l'architecture et les divers paramètres associés doivent être trouvés, le SVM nécessite peu de paramètres et n'est pas sujet à l'identification de faux minima (locaux) en raison de l'optimisation à l'aide d'une fonction convexe au cours de l'apprentissage [261]. L'idée de base du SVM est de cartographier les vecteurs

d'entrée qui ne sont pas entièrement séparables linéairement dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure où une séparation optimale des données cartographiées peut être obtenue à l'aide d'hyperplans [242].

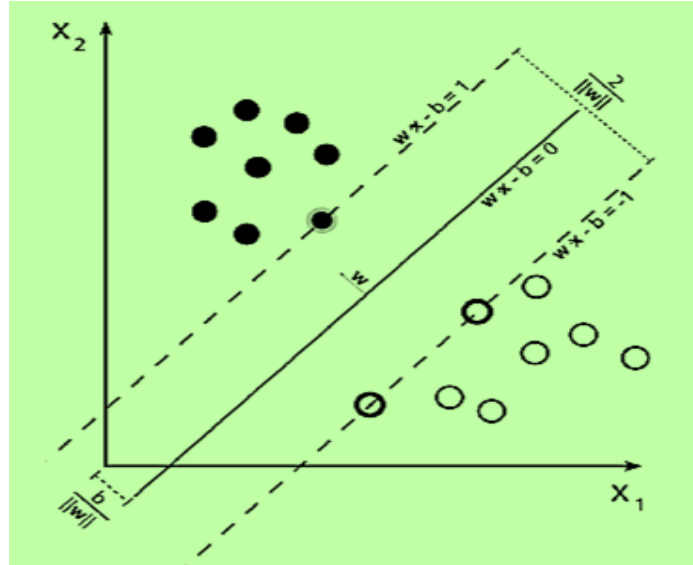


Figure 2.7 : Exemple de la séparation bidimensionnelle des données par une ligne [242].

Un exemple de données bidimensionnelles linéairement séparables est illustré dans la figure 2.7, où les cercles vides et remplis représentent deux classes de données différentes. L'hyperplan de séparation généralisé et les régions associées pour différentes classes dans des dimensions supérieures sont exprimés par les équations (2.37), (2.38) et (2.39).

$$W \cdot x_i + b = 0 \quad (2.25)$$

$$W \cdot x_i + b \geq 1 \quad (2.26)$$

$$W \cdot x_i + b \leq -1 \quad (2.27)$$

Où W et b sont les paramètres qui définissent l'hyperplan, et le vecteur w est la normale au plan. Pour chaque entrée x_i , il existe une sortie correspondante y_i qui appartient à l'une des deux classes, c'est-à-dire $y_i = 1$ pour les équations (2.26) ou -1 pour les équations (2.27). Les équations (2.26) et (2.27) peuvent donc être combinées dans l'équation (2.28) ci-dessous :

$$y_i(W \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2.28)$$

La marge est définie comme étant la distance entre les limites supérieure et inférieure, ce qui est conforme à la géométrie vectorielle [262].

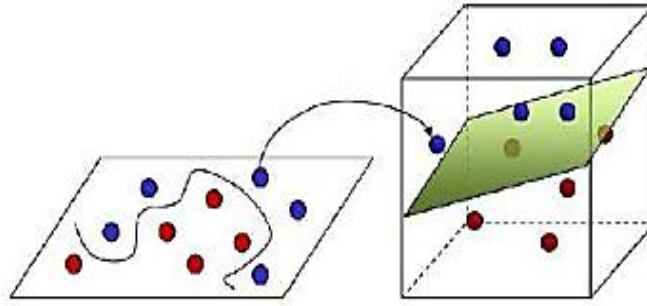


Figure 2.8 : Transformation de l'espace de représentation et l'hyperplan séparateur dans le cas non linéaire [262]

En réalité, la plupart des données d'apprentissage ne sont généralement pas complètement séparables linéairement, comme dans le cas illustré à la figure 2.8 où les points creux rouges et les points pleins bleus représentent deux classes différentes. Dans ce cas, aucune ligne droite ne peut être utilisée dans l'espace bidimensionnel pour séparer parfaitement ces deux groupes. Cependant, les données deviennent linéairement séparables en étant transférées dans un espace de dimensionnalité supérieure, connu sous le nom d'espace des caractéristiques, à l'aide d'une fonction de noyau non linéaire appropriée, et un hyperplan de séparation peut être trouvé pour réaliser la tâche de séparation. Parmi les choix courants de fonctions de noyau, citons le noyau gaussien à base radiale, le noyau polynomial et le noyau sigmoïde [263].

Dans les cas où il existe des erreurs de classification pour une très petite population distribuée aléatoirement dans les données d'apprentissage, l'approche du noyau pour la séparation exacte des données conduirait probablement à un sur ajustement et donc à un manque d'applicabilité générale, et une marge souple est employée dans de telles situations en introduisant une variable de relâchement positive (équation 2.29) [263].

$$W \cdot x_i + b \geq 1 - \xi \quad \text{For } y_i = 1 \quad (2.29)$$

$$W \cdot x_i + b \leq -1 + \xi \quad \text{For } y_i = -1 \quad (2.30)$$

Plusieurs études ont été réalisées pour comparer le SVM avec les autres méthodes tels que l'ANN pour le diagnostic des défauts de roulements [264, 265], k-NN aussi pour le diagnostic intelligent des défauts de roulements [266]. Les comparaisons sont mises en œuvre dans différentes conditions de charge et configurations de modèle, et les résultats pour la plupart des cas démontrent

une meilleure précision de classification avec SVM. Il est également affirmé que, pour tous les cas considérés, le temps d'apprentissage des SVM est nettement inférieur à celui des modèles ANN, k-NN etc...

2.3.3 Pronostic

La fiabilité, la disponibilité, la sécurité et la rentabilité de la maintenance constituent des enjeux majeurs dans de nombreux secteurs industriels. La performance et la compétitivité des entreprises reposent en grande partie sur la conception et la production de systèmes hautement fiables ainsi que de produits de qualité. Toutefois, la conception de tels systèmes complexes soulève de nombreuses difficultés, notamment en ce qui concerne les coûts de maintenance des composants et l'évaluation de leur impact sur les performances globales. Dans ce contexte, un défi majeur pour l'industrie consiste à réduire les coûts de maintenance et à maîtriser les risques opérationnels tout en améliorant la fiabilité, la disponibilité et la sécurité des actifs. Il devient ainsi nécessaire de concevoir et de développer des technologies avancées de surveillance et d'évaluation de l'état de santé, telles que la gestion de la santé et du pronostic (*Prognostics and Health Management*, PHM), qui doivent être facilement exploitables par les ingénieurs et les techniciens de maintenance.

La discipline du PHM offre une vision globale de l'état de santé des machines et des systèmes complexes, et constitue un outil d'aide à la décision pour la planification des actions de maintenance. Ses principales fonctions incluent la détection précoce des défaillances, le diagnostic des pannes, le pronostic de leur évolution ainsi que la gestion de l'état de santé des systèmes. La conception d'un système PHM robuste repose sur trois éléments essentiels : l'estimation de l'état de santé actuel, la prédiction de l'état futur ainsi que du temps restant avant défaillance (*Remaining Useful Life*, RUL), et l'évaluation de l'impact des défaillances sur les performances du système.

Cependant, pour les praticiens, le choix et la mise en œuvre des technologies PHM dépendent fortement de leur niveau d'expertise et de leur maîtrise des différentes approches et outils disponibles. En outre, la complexité des modèles, fondés sur des formulations mathématiques, des hypothèses et des approximations, constitue souvent un obstacle à leur compréhension et à leur application. Par conséquent, une connaissance approfondie des méthodes de mise en œuvre du PHM dans des systèmes complexes est essentielle pour le développement de systèmes fiables et performants.

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

Le pronostic consiste à prédire la durée de vie restante d'un composant (*Remaining Useful Life*, RUL) ou à estimer la probabilité qu'il continue à fonctionner avant l'apparition d'une défaillance [267, 268]. Il contribue à améliorer la fiabilité des systèmes ainsi que l'efficacité des stratégies de maintenance et de planification logistique [269, 270].

Les modèles de pronostic peuvent être classés en trois grandes catégories : les modèles basés sur des connaissances physiques (modèles « *physics-based* »), les modèles basés sur les données (*data-driven*) et les modèles hybrides [271, 272]. Les approches basées sur des modèles physiques reposent sur la description du comportement du système à l'aide de lois physiques traduites sous forme de modèles mathématiques [273, 274]. Ces modèles sont généralement constitués d'équations algébriques et différentielles décrivant les mécanismes de dégradation. Leur mise en œuvre nécessite une connaissance approfondie des phénomènes physiques et des mécanismes d'endommagement propres au système étudié, ce qui les rend difficiles à appliquer dans des contextes industriels complexes caractérisés par des dynamiques variables et des processus de dégradation non linéaires. Plusieurs travaux ont proposé des modèles physiques pour différentes applications. Par exemple, An et al [275] et Sikorska et al. [268] ont présenté des synthèses détaillées de ces approches. Les modèles de propagation de fissures figurent parmi les plus couramment utilisés [276, 277]. Howard et al. [278] ont proposé un modèle dynamique simplifié d'engrenage intégrant l'effet du frottement sur les vibrations du carter. Daigle [279] a développé un modèle d'engrenage fissuré basé sur la théorie des poutres endommagées, couplé à un modèle de pompe centrifuge afin de prendre en compte la propagation des dommages. D'autres travaux ont également porté sur la prédiction de la fatigue dans les matériaux composites [280]. Une revue complémentaire est proposée par Heng et al. [281]. À l'inverse, les approches basées sur les données exploitent les données issues de la surveillance des systèmes pour modéliser et prédire leur état de santé, sans recourir explicitement à un modèle physique détaillé [274, 275, 281]. Ces méthodes s'appuient largement sur la reconnaissance de formes et l'apprentissage statistique [273]. Elles sont particulièrement adaptées aux systèmes complexes et non linéaires, mais nécessitent généralement des ressources de calcul importantes [282, 283]. Leur performance dépend fortement de la qualité et de la représentativité des données d'apprentissage, notamment de la présence d'exemples couvrant les différents modes de dégradation [284]. Leur principale limite réside dans leur faible capacité de généralisation à des conditions de fonctionnement non observées lors de l'apprentissage [285]. Ces approches incluent notamment les techniques

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

d'intelligence artificielle (réseaux de neurones, apprentissage profond) ainsi que des méthodes statistiques telles que les modèles de régression et les modèles d'espace d'état [285, 273].

Les machines tournantes industrielles fonctionnent souvent dans des conditions sévères (charges élevées, températures importantes, humidité, environnements poussiéreux), ce qui entraîne inévitablement une dégradation progressive de leurs performances [286]. Les défaillances imprévues engendrent des arrêts de production et des pertes économiques significatives. Dans ce contexte, la mise en œuvre de stratégies de maintenance conditionnelle (MC) efficaces est essentielle pour améliorer la fiabilité des systèmes. Cependant, le développement de méthodes de diagnostic et de pronostic adaptées aux conditions de fonctionnement non linéaires et non stationnaires constitue un défi majeur [287]. Les systèmes industriels présentent des dynamiques complexes et incertaines, difficiles à modéliser et à prédire [288]. Les méthodes traditionnelles, souvent conçues pour des systèmes linéaires et stationnaires, montrent ainsi leurs limites dans ces contextes. L'un des principaux verrous du pronostic réside dans la prise en compte et la gestion de l'incertitude [114].

Plusieurs travaux de synthèse ont été consacrés aux techniques de pronostic et d'estimation de la RUL. Heng et al. [281] ont proposé une revue des méthodes appliquées aux machines tournantes. Si et al. [289] ont étudié les approches statistiques basées sur les données pour la prédiction de la RUL. Jardine et al [290] ont présenté une revue complète du diagnostic et du pronostic dans le cadre de la maintenance conditionnelle. Lee et al. [291] ont analysé les méthodes de PHM, leurs développements et leurs applications industrielles. Sikorska et al. [268] ont proposé une revue sur le pronostic et la gestion de la santé (PHM), abordant leur développement, leurs méthodologies et leurs applications industrielles. Sikorska [268] ont examiné les différentes stratégies de modélisation pour l'estimation de la RUL, tandis que An et al. [275] ont proposé une classification des méthodes de pronostic destinée aux débutants. Toutefois, ces travaux abordent encore peu spécifiquement les problématiques liées aux systèmes non linéaires et non stationnaires.

Le fonctionnement non stationnaire induit une variation temporelle des caractéristiques du signal, une évolution du contenu fréquentiel et un comportement de dégradation dépendant du contexte opérationnel. Cela complique l'extraction de caractéristiques pertinentes, la construction d'indicateurs de santé et l'estimation de la RUL. Par exemple, les méthodes spectrales classiques, telles que la transformée de Fourier (FFT), peuvent devenir inadéquates en présence de variations

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

de vitesse, entraînant une dégradation de la qualité des indicateurs extraits. Face à ces limitations, des approches récentes prennent explicitement en compte la non-stationnarité des signaux. Parmi celles-ci, les méthodes basées sur la cyclo-stationnarité exploitent la persistance de certaines propriétés statistiques périodiques, même en présence de variations de régime. Par exemple, Li et al. [292] ont proposé une méthode combinant des indicateurs cyclo-stationnaires et un filtre de Kalman pour estimer la dégradation des roulements sous conditions variables. D'autres travaux s'appuient sur des techniques avancées de traitement du signal. Komorska et Puchalski [293] ont combiné la décomposition modale empirique (EMD) avec des analyses multifractales par ondelettes, montrant que ces caractéristiques permettent de mieux décrire des dégradations complexes. Par ailleurs, des approches récentes intègrent la déconvolution, le filtrage adaptatif et l'apprentissage profond. Gao et al. [294] ont ainsi proposé une méthode combinant une déconvolution adaptative (ACYCBD) et un auto-encodeur convolutionnel LSTM pour la prédiction de la RUL dans des conditions variables. Afin d'améliorer la généralisation des modèles, certaines études introduisent des techniques d'apprentissage par transfert. Par exemple, Hosseinli et al. [295] ont utilisé un modèle de simulation pour générer des algorithmes d'apprentissage, puis un réseau antagoniste de domaine (DANN) afin d'adapter les modèles aux données réelles. De plus, au-delà de la prédiction ponctuelle de la RUL, des approches probabilistes ont été proposées. Zheng et al. [183] ont utilisé des champs aléatoires conditionnels (CRF) pour modéliser l'incertitude et fournir une estimation probabiliste de la fiabilité.

Malgré ces avancées, plusieurs défis subsistent. D'une part, les modèles sont souvent entraînés sur des ensembles de données limités, ce qui réduit leur capacité de généralisation. D'autre part, l'acquisition de données complètes jusqu'à la défaillance dans des conditions réalistes est coûteuse et difficile. En outre, l'estimation de la RUL en conditions variables reste fortement incertaine, et peu de modèles fournissent des intervalles de confiance fiables. Enfin, la complexité computationnelle de certaines méthodes avancées constitue un frein à leur déploiement industriel.

2.4 Conclusion

Ce chapitre est structuré en deux parties. La première partie est consacrée à l'évaluation et à l'estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic, en particulier dans des conditions de fonctionnement non stationnaires. Elle présente notamment les indicateurs temporels (tels que les

Chapitre 2 : Estimation des indicateurs de surveillance et de diagnostic

indicateurs statistiques et le moyennage cyclique synchrone), les indicateurs spectraux (des indicateurs extraits à partir de l'analyse d'enveloppe et de l'analyse cepstrale), ainsi que les méthodes d'analyse temps-fréquence, en particulier la transformée de Fourier à court terme (STFT) et les ondelettes. La seconde partie de ce chapitre porte sur un aspect fondamental du traitement des indicateurs. Elle aborde notamment les techniques de normalisation des données, les bases de l'apprentissage automatique, et plus particulièrement l'apprentissage supervisé, incluant des méthodes telles que les réseaux de neurones, les k plus proches voisins (k -NN), les modèles de Markov cachés (HMM) et les machines à vecteurs de support (SVM). Un aperçu général du pronostic y est également présenté.

Les SVM constituent une approche mathématiquement rigoureuse pour la construction de modèles de classification et de régression performants. Leur mise en œuvre nécessite toutefois un choix judicieux des hyperparamètres (tels que le noyau, le paramètre de régularisation et la sélection des variables d'entrée), ce qui peut rendre leur phase d'apprentissage relativement complexe. Néanmoins, lorsqu'ils sont correctement configurés, les SVM offrent d'excellentes performances en termes de précision et de capacité de généralisation. Par ailleurs, contrairement à certaines méthodes probabilistes, les SVM ne reposent pas explicitement sur des hypothèses fortes concernant la distribution des données. Toutefois, ils nécessitent un ensemble de données d'apprentissage suffisamment représentatif pour garantir des performances fiables.

Chapitre 3 : Diagnostic des défauts de roulement sans et avec signal de VAI

Sommaire

3.1 Introduction	88
3.2 Détection et diagnostic des défauts de roulement d'éolienne	88
3.2.1 Description de l'éolienne	88
3.2.2 Description de multiplicateur	89
3.2.3 Environnement des essais.....	90
3.2.4 Arrangements des Roulements.....	90
3.2.5 Description	91
3.2.6 Instrumentation.....	91
3.2.7 Emplacement des capteurs	92
3.2.8 Description des fichiers de données.....	92
3.2.9 Défauts réels de la boîte de vitesses.....	93
3.2.10 Exploitations des données	93
3.2.10.1 Vérification de régime de vitesse	93
3.2.10.2 Analyse des signaux temporels.....	96
3.2.10.3 Analyse d'enveloppe	98
3.4 Détection des défauts de roulements basée sur le rééchantillonnage angulaire	101
3.4.1 Accessibilité des données	101
3.4.2 Présentation du banc d'essai	102
3.4.3 Création des défauts.....	104
3.4.3.1 Défauts de roulement.....	104
3.4.3.2 Désalignement	105
3.4.3.3 Défaut de balourd	105
3.4.4 Acquisition des signaux	106
3.4.5 Exploitation des données	107
3.4.5.1 Régime de vitesse stationnaire	107
3.4.5.2 Régime de vitesse non stationnaire	110

Chapitre 3 : Diagnostic des défauts de roulement sans et avec signal de VAI

3.1 Introduction

Ce chapitre présente une synthèse des différentes applications des méthodes de traitement du signal pour le diagnostic des défauts de roulements dans des conditions de fonctionnement variables. Son organisation est la suivante. La première section présente un ensemble de données vibratoires et de vitesse issues d'une éolienne, fournies par le laboratoire National des Energies Renouvelables des USA (*National Renewable Energy Laboratory (NREL)*). Elle inclut également des résultats de traitement obtenus à l'aide de méthodes classiques de traitement du signal. La deuxième section est consacrée à la présentation d'une base de données universelle proposée par Wonho Jung et al. (2023), développée au sein du Centre de contrôle du bruit et des vibrations du département de génie mécanique du Korea (*Advanced Institute of Science and Technology (KAIST)*), situé à Daejeon, en Corée du Sud. Cette base de données permet l'étude de différents défauts des machines tournantes, notamment les défauts d'arbres et de roulements. Une description générale du processus de création des défauts, du système d'acquisition ainsi que de la nature des données est également fournie.

Par ailleurs, des techniques classiques de traitement du signal sont appliquées afin d'extraire des informations pertinentes sur les défauts, dans le cas de vitesses stationnaires et de charges variables, suivies de discussions complémentaires. Des résultats de traitement sont également présentés pour des conditions de vitesse non stationnaire, en mettant notamment en œuvre la méthode MOPA pour l'estimation de la vitesse angulaire instantanée (VAI), ainsi que le rééchantillonnage angulaire des signaux vibratoires. Les résultats obtenus mettent en évidence l'efficacité de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts de roulements dans des conditions non stationnaires. Enfin, le chapitre se termine par une conclusion récapitulative

3.2 Détection et diagnostic des défauts de roulement d'éolienne

3.2.1 Description de l'éolienne

L'éolienne d'essai (Figure 3.1) est une éolienne à vent arrière à trois pales, d'une puissance nominale de 750 kW. Son générateur peut fonctionner à deux vitesses nominales, 1800 tr/min et

1200 tr/min, grâce à deux ensembles d'enroulements distincts, sélectionnés en fonction de la puissance [296].

La nacelle et la chaîne d'entraînement complètes ont été installées sur le banc d'essais du *National Renewable Energy Laboratory* (NREL) et solidement fixées au sol, sans le moyeu, le rotor, le palier principal ni les systèmes d'orientation (lacet). Le contrôleur de terrain réel a été utilisé afin d'assurer les fonctions de démarrage et de sécurité du système [296].

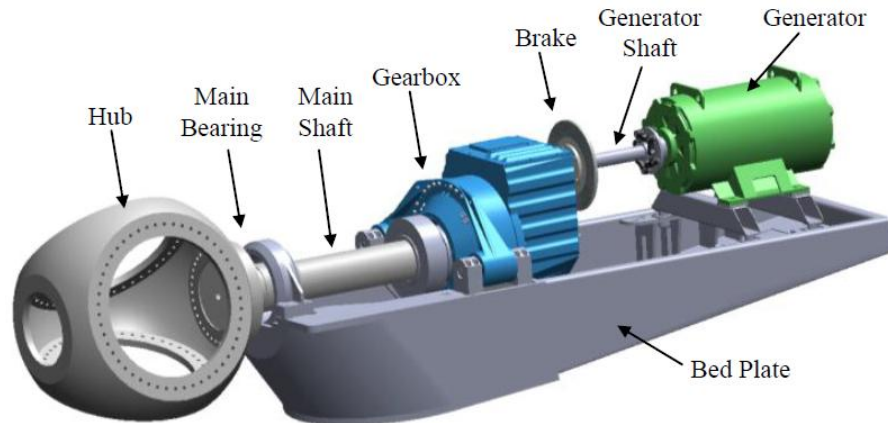


Figure 3.1 : Configuration de l'entraînement de l'éolienne d'essai [296]

3.2.2 Description de multiplicateur

Les deux multiplicateurs testés ont été prélevés sur le terrain, puis remontés selon la même configuration, reconstruits et instrumentés avec plus de 125 capteurs. Chacun des multiplicateurs présente un rapport de transmission global de 81,49 [296]. Chaque multiplicateur est composée d'un étage planétaire à basse vitesse (LS) et de deux étages d'engrenages parallèles, comme le montre la vue éclatée de la Figure 3.2. La nomenclature des éléments internes des multiplicateurs d'essai est présentée à la Figure 3.3.

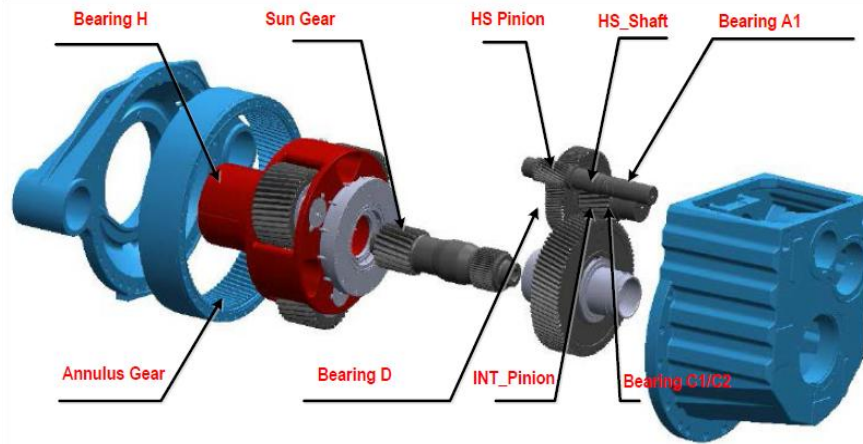


Figure 3.2: Vue éclatée de composants internes de la boîte de vitesses [296]

3.2.3 Environnement des essais

L'installation du multiplicateur sur un banc d'essais équipé d'un dynamomètre électrique (*Dynamometer Test Facility DTF*) du laboratoire NREL a été utilisée pour la collecte des données vibratoires afin d'effectuer des analyses comparatives [296]

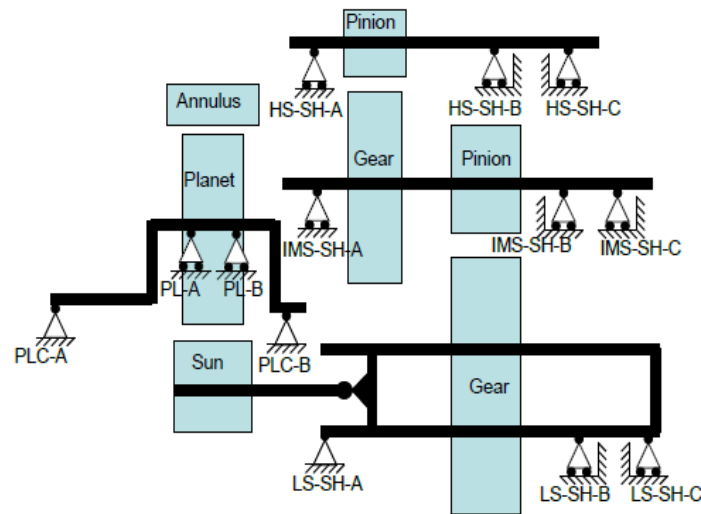


Figure 3.3 : Nomenclature des éléments internes de la boîte de vitesses et abréviations [296]

3.2.4 Arrangements des Roulements

Plusieurs types de paliers sont utilisés dans chacune des deux multiplicateurs, en fonction des conditions de chargement et de la durée de vie attendue du système. Le porte-satellites est supporté

par deux roulements à rouleaux cylindriques à pleine complémentation (*full-complement cylindrical roller bearings – fcCRB*), et chaque engrenage planétaire est supporté par deux roulements à rouleaux cylindriques identiques (*cylindrical roller bearings – CRB*).

Chacun des arbres parallèles du multiplicateur est supporté par des roulements de type CRB du côté entrée, et par deux roulements à rouleaux coniques montés en opposition (*tapered roller bearings – TRB*) du côté sortie. Le Tableau 3.1 présente le type de roulement, sa référence ainsi que sa position dans le système [302].

Tableau 3.1 : Type, nombre et emplacement des roulements [302]

Emplacement	Désignation	Type	Fournisseur	Numéro de pièce
Porteur de planétaire	PLC-A	fcCRB	INA	SL 18 1892E
	PLC-B	fcCRB	INA	SL 18 1880 72/K2
Planète	PL-A	CRB	FAG	NJ2232E.M1.C3
	PL-B	CRB	FAG	NJ2232E.M1.C3
Arbre de base vitesse	LS-SH-A	fcCRB	INA	SL 18 1856 E
	LS-SH-B	TRB	SKF	32948*
	LS-SH-C	TRB	SKF	32948*
Arbre de vitesse intermédiaire	IMS-SH-A	CRB	FAG	NU2220E.M1.C3
	IMS-SH-B	TRB	SKF	32032X
	IMS-SH-C	TRB	SKF	32032X
Arbre de grande vitesse	HS-SH-A	CRB	FAG	NU2220E.M1.C3
	HS-SH-B	TRB	SKF	32222J2
	HS-SH-C	TRB	SKF	32222J2

3.2.5 Description

Les accéléromètres ont été montés à l'extérieur de la boîte de vitesses pour mesurer l'accélération vibratoire.

3.2.6 Instrumentation

Les données ont été acquises avec une fréquence d'échantillonnage de 40 kHz par voie, à l'aide d'un système d'acquisition de données PXI de National Instruments (NI PXI-4472B DAQ). La vitesse de rotation du générateur a été enregistrée simultanément avec les signaux d'accélération vibratoire [296].

3.2.7 Emplacement des capteurs

Les accéléromètres ont été installés conformément aux indications du Tableau 3.2. La description des signaux, leurs étiquettes, ainsi que les modèles des capteurs et les unités associées y sont également présentés.

Des informations complémentaires concernant les accéléromètres utilisés (IMI 626B01 et IMI 626B02) sont disponibles dans les références bibliographiques correspondantes [297, 298]

Tableau 3.2 : Positionnement et description des capteurs [302]

Nom du signal (Voir la figure 5)	Emplacement	Référence des accéléromètres	Unités dans le fichier de données
AN3	Sur la roue d'anneau Position radiale « 6 heures »	IMI 626B02	m/s ²
AN4	Sur la roue d'anneau Position radiale « 12 heures »	IMI 626B02	m/s ²
AN5	Sur le roulement LS-SH-B&C position radial	IMI 622B01	m/s ²
AN6	Sur le roulement IMS-SH-B&C position radial	IMI 622B01	m/s ²
AN7	Sur le roulement HS-SH-B&C position radial « 10 heures »	IMI 622B01	m/s ²
AN8	Sur le roulement HS-SH-A position radial « 12 heures »	IMI 622B01	m/s ²
AN9	Sur le roulement HS-SH-B&C position radial « 12 heures »	IMI 622B01	m/s ²
AN10	De porteur radial vent arrière	IMI 626B02	m/s ²
Speed *	HS-SH (vitesse de sortie)		tr/min

* Le format des signaux de vitesse (**Speed**) collecter n'est pas le même pour la boîte de vitesses sans défaut.

3.2.8 Description des fichiers de données

Les fichiers de données sont fournis dans le format suivant :

1. Format binaire compact de Matlab pour une importation directe dans Matlab (*.mat).
Les informations d'entête sont incluses pour identifier les signaux (variables).
2. Chaque fichier contient 10 signaux d'une minute chacun pour chaque condition d'essai décrite dans le tableau 3.3.
3. Les fichiers sont étiquetés, par exemple, comme H1.mat pour la première minute de l'essai sur la boîte de vitesse sans défaut (H pour Healthy).

4. Les données sont enregistrés avec une fréquence d'échantillonnage de 40 kHz, et ils sont fournies dans 10 vecteurs. Chaque signal contient 2400000 points. Le temps n'est pas inclus [296].

Tableau 3.3 : Conditions d'essai [302]

Arbre principal « entrée » vitesse (tr/min)	HSS « vitesse nominale de sortie » (tr/min)	Énergie électrique nominale en (%)	Temps (min)
22.09	1800	50%	10

3.2.9 Défauts réels de la boîte de vitesses

Le multiplicateur endommagé a subi deux épisodes de perte d'huile sur le terrain, puis a été démonté afin de permettre la réalisation d'une expertise détaillée des défauts [299]. Le Tableau 3.4 présente une liste exhaustive des dommages réels ayant affecté le multiplicateur et considérés comme détectables par analyse vibratoire.

Tableau 3.4 : Les défauts réels de la boîte de vitesses considérés détectables par analyse vibratoire [302]

Défauts	Composants	Nature
1	Ensemble de pignons HS-ST	Écaillage
2	Roulements HS-SH-C	Surchauffe
3	Roue d'IMS-ST	Corrosion, abrasion, usure de polissage
4	IMS-SH lèvent le roulement de vent	Dommages d'assemblage, éraillant,
5	Roulements vent arrière d'IMS-SH	Dommages d'assemblage, bosselures
6	Anneau/couronne dentée, ou pignon solaire	Ecaillage et polissant, corrosion
7	Porteur de planète vers le haut du roulement de	Corrosion

3.2.10 Exploitations des données

3.2.10.1 Vérification de régime de vitesse

La base de données contient des signaux de vitesse nommés « Speed ». Ces signaux correspondent à la vitesse de rotation instantanée (Figure 3.6) dans le cas de fonctionnement avec défaut (*Damaged*), tandis que, dans le cas sans défaut (*Healthy*), le signal « Speed » correspond à un signal de top tour (Figure 3.5). Ces signaux sont enregistrés simultanément avec les signaux accélérométriques, à la même fréquence d'échantillonnage ($f_e = 40 \text{ kHz}$). Le nombre total d'échantillons enregistrés est de 2 400 000, correspondant à une durée de 60 secondes par signal.

Afin de convertir le signal de top tour en un signal de vitesse angulaire instantanée, plusieurs étapes de traitement sont nécessaires :

- Détection des fronts montants (Figure 3.4)
- Déterminer le nombre d'échantillons entre deux fronts montants
- Calculer la vitesse angulaire instantanée (Figure 3.5)

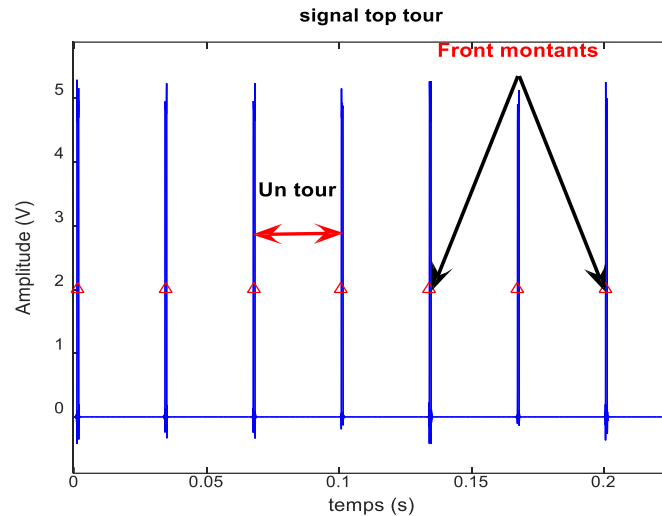


Figure 3.4 : Zoom du signal top tour avec la détection des front montants pour le cas sans défaut

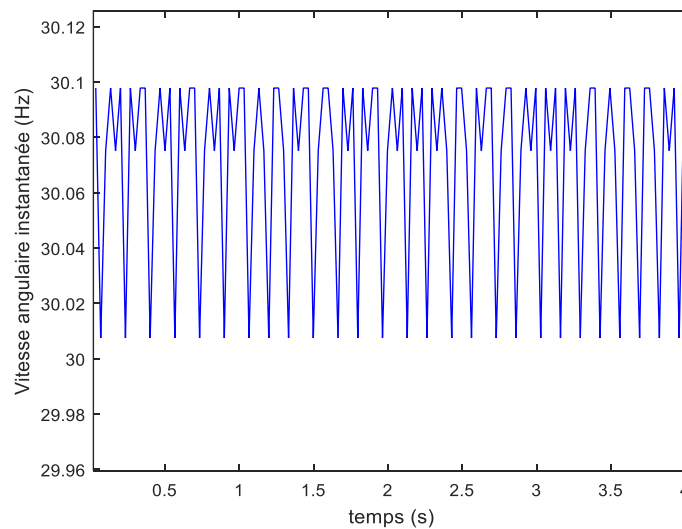


Figure 3.5 : Signal de vitesse angulaire instantanée exprimé en (Hz) pour le cas sans défaut

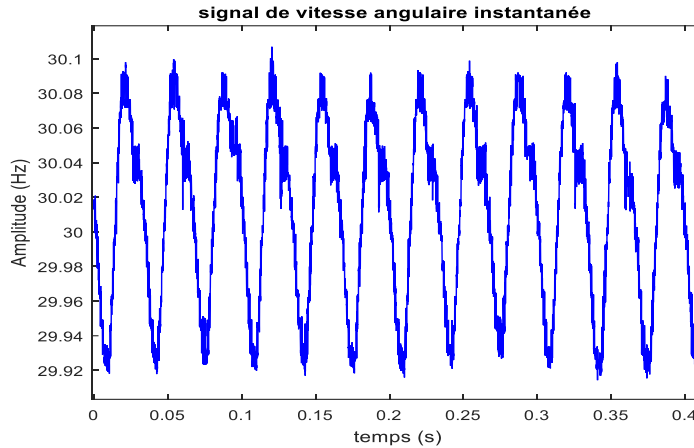


Figure 3.6 : Signal de vitesse angulaire instantanée pour fonctionnement avec défaut

Il est pertinent d'évaluer le taux de variation de la vitesse de rotation afin de mieux caractériser les conditions de fonctionnement durant les essais. En effet, cette grandeur permet d'identifier les fluctuations éventuelles du régime de rotation et de mieux comprendre le comportement dynamique du système étudié, notamment dans le cas de conditions non stationnaires.

À partir de l'équation suivante, le taux de variation de la vitesse de rotation est déterminé et utilisé comme indicateur du niveau de variation du régime de fonctionnement au cours du temps:

$$v (\%) = \frac{\max(\text{Speed}) - \min(\text{Speed})}{\text{moy}(\text{Speed})} \times 100 \quad (3.1)$$

Avec :

- v : Taux de variation de la vitesse de rotation
- $\max(\text{Speed})$: vitesse maximale du multiplicateur d'essai
- $\min(\text{Speed})$: vitesse minimale du multiplicateur d'essai
- $\text{moy}(\text{Speed})$: vitesse moyenne du multiplicateur d'essai

Pour le cas sans défaut, le taux de variation de vitesse est de $\pm 0,1876 \%$

Pour le cas avec défaut, le taux de variation de vitesse est de $\pm 0,3726 \%$

Discussions :

La variation de la vitesse de rotation dans le cas sans défaut est de $\pm 0,1876 \%$, tandis que dans le cas avec défaut elle atteint $\pm 0,3726 \%$. Ces valeurs restent faibles et traduisent des fluctuations de vitesse limitées dans les deux configurations de fonctionnement.

Les résultats obtenus montrent ainsi que les signaux ont été acquis dans des conditions de régime de fonctionnement globalement stationnaire. En effet, les variations observées demeurent négligeables et n'induisent pas de perturbations significatives sur les mesures vibratoires, ce qui permet d'exploiter les données sans nécessiter de corrections importantes liées à la non-stationnarité du régime de rotation

3.2.10.2 Analyse des signaux temporels

On a choisi d'étudier les défauts des roulements (HS-SH-A, HS-SH-B et HS-SH-C) supportant l'arbre de sortie. Les fréquences caractéristiques de ces roulements, pour une fréquence de rotation de 1 Hz, sont présentées dans le Tableau 3.5

Tableau 3.5 : Les différentes fréquences caractéristiques des roulements étudiées

HS-SH-A	Fréquence caractéristique (Hz)
Fréquence des rouleaux (f_b)	3.117
Fréquence de la cage (f_c)	0.425
Fréquence de la bague extérieur (f_{be})	8.490
Fréquence de la bague intérieur (f_{bi})	11.510
HS-SH-B&C	Fréquence caractéristique (Hz)
Fréquence des rouleaux (f_b)	3.127
Fréquence de la cage (f_c)	0.578
Fréquence de la bague extérieur (f_{be})	7.174
Fréquence de la bague intérieur (f_{bi})	9.826

Comme mentionné dans la présentation du banc d'essai, plusieurs capteurs sont installés sur chaque multiplicateur. Le capteur le plus proche de la zone d'intérêt et le plus susceptible de fournir des informations pertinentes sur l'état des roulements de sortie est le capteur AN7. Par conséquent, dans la suite de cette section, l'analyse sera limitée aux signaux délivrés par ce capteur.

La Figure 3.7 représente une portion des signaux temporels enregistrés par le capteur AN7 pour les deux conditions de fonctionnement, avec défaut et sans défaut. On observe clairement que l'énergie du signal en présence de défaut (courbe rouge) est supérieure à celle du signal en condition saine (courbe bleue).

Cette augmentation de l'énergie est généralement associée à une augmentation des impacts et des vibrations générées par les défauts de roulement, ce qui se traduit par une excitation plus

importante du système mécanique. Ainsi, la présence de défaut induit une modification notable des caractéristiques temporelles du signal, notamment en termes d'amplitude et de contenu énergétique.

Ces observations constituent une première indication qualitative de la dégradation de l'état de santé du roulement et confirment l'intérêt de l'analyse vibratoire pour la détection des défauts dans les machines tournantes).

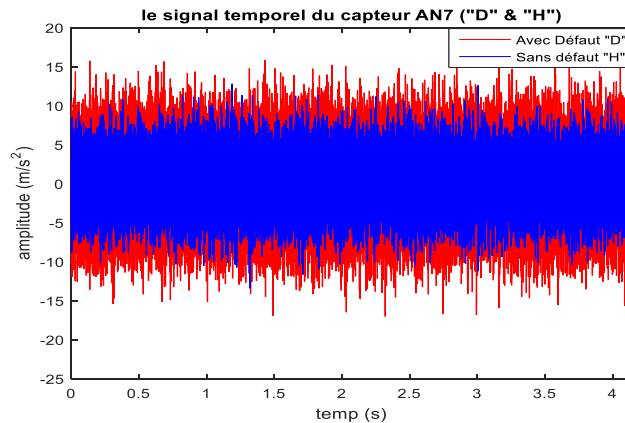


Figure 3.7 : Signaux temporels délivrés par le capteur AN7

Les indicateurs statistiques, notamment le kurtosis et la valeur efficace (RMS), calculés à partir des signaux précédents, sont présentés dans la Figure 3.8. On observe que la valeur du kurtosis est proche de 3 dans les deux cas, avec et sans défaut. Cette valeur, caractéristique d'un signal gaussien, peut s'expliquer par la présence d'un défaut diffus ou généralisé, qui ne génère pas d'impacts impulsifs suffisamment marqués pour induire une augmentation significative du kurtosis. En revanche, la valeur efficace (RMS) montre une augmentation nette en présence du défaut. Cette augmentation traduit une élévation globale du niveau vibratoire du système, liée à l'aggravation des sollicitations mécaniques et à la dégradation de l'état de fonctionnement du roulement. Ainsi, le RMS apparaît comme un indicateur plus sensible dans ce cas pour la détection du défaut.

Ces résultats mettent en évidence l'intérêt de combiner plusieurs indicateurs statistiques afin de mieux caractériser l'état de santé des machines tournantes et d'améliorer la robustesse du diagnostic.

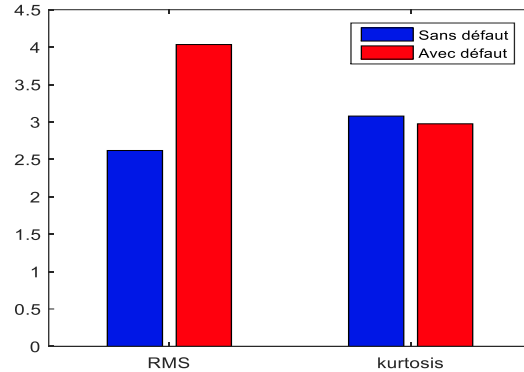


Figure 3.8 : Les indicateurs statistiques " RMS & kurtosis " avec et sans défaut

3.2.10.3 Analyse d'enveloppe

a) Roulements HS-SH-B&C

Pour la détection des défauts des deux roulements (HS-SH-B et HS-SH-C), les signaux sont filtrés autour de la résonance identifiée sur la densité spectrale de puissance (DSP) (Figure 3.8.a), dans la bande fréquentielle [9500–11000 Hz]. Le spectre de l'enveloppe est ensuite calculé à partir du signal filtré (Figure 3.9.b). Comme on peut l'observer, la fréquence caractéristique de la bague intérieure (BPFI = 345,3 Hz) est clairement identifiable (marquée par \square) ce qui met en évidence la présence d'un défaut localisé sur la bague intérieure des roulements HS-SH-B et HS-SH-C.

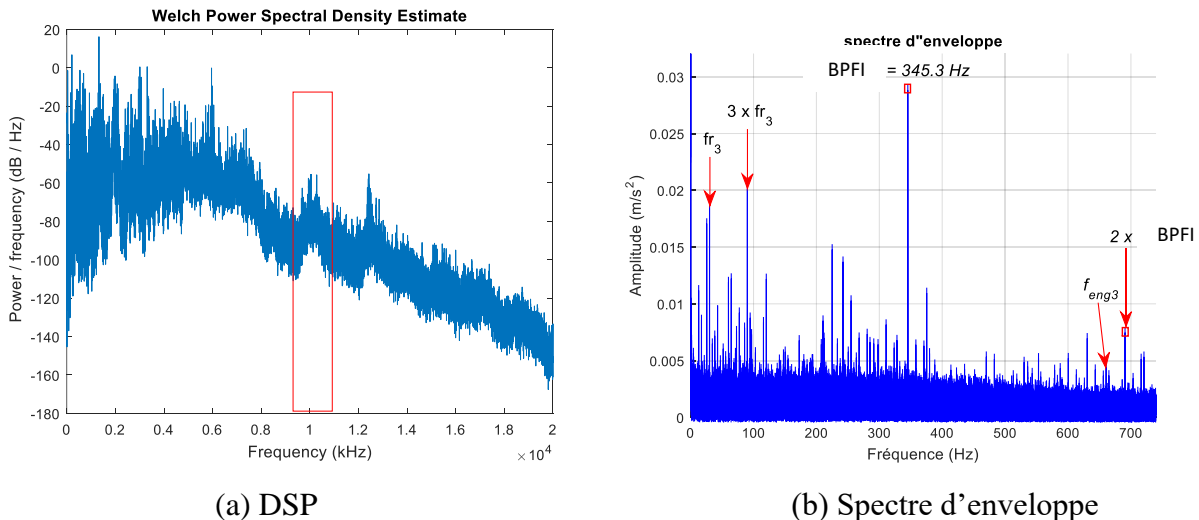


Figure 3.9 : DSP et Spectre d'enveloppe du signal délivrer par le capteur AN7 « D »

La Figure 3.10 représente un zoom du spectre d'enveloppe dans la bande fréquentielle [0 – 550 Hz], On observe la présence d'une raie spectrale (mise en évidence par un rectangle \square), dont la

fréquence (255.1 Hz) Cette composante correspond à la fréquence caractéristique de la bague extérieure (*BPFO*) des roulements HS-SH-B et HS-SH-C.

La présence de cette raie confirme l'efficacité de l'analyse par enveloppe pour la mise en évidence des fréquences de défaut, notamment dans le cas des roulements soumis à des conditions de fonctionnement complexes. En effet, les défauts localisés sur la bague extérieure génèrent des impacts périodiques qui se traduisent par des modulations caractéristiques dans le signal vibratoire, révélées après démodulation. Ainsi, ce résultat permet de valider l'identification de la signature fréquentielle associée au défaut de bague extérieure et de confirmer l'intérêt de la méthode d'analyse d'enveloppe pour le diagnostic des défauts de roulements

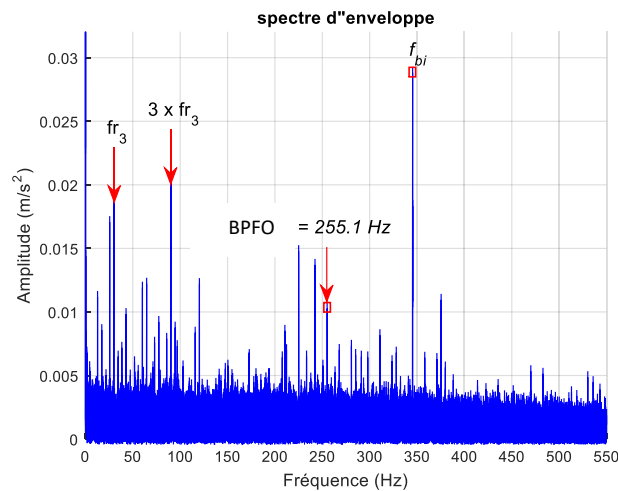


Figure 3.10 : Zoom dans la bande [0 – 550 Hz] du spectre d'enveloppe du signal AN7 « D »

b) Roulement HS-SH-A

La Figure 3.11 montre un zoom du spectre d'enveloppe dans la bande fréquentielle [0 – 120 Hz], obtenu à partir du signal délivré par le capteur AN7 dans le cas de fonctionnement avec défaut (D). On y observe la présence de trois composantes principales (mises en évidence par des rectangles \square), La première composante, de fréquence 17,26 Hz, correspond à la fréquence caractéristique de la cage (f_c) du roulement HS-SH-A. Les deux autres composantes observées correspondent à ses harmoniques, ce qui confirme la périodicité du phénomène de défaut associé à la cage.

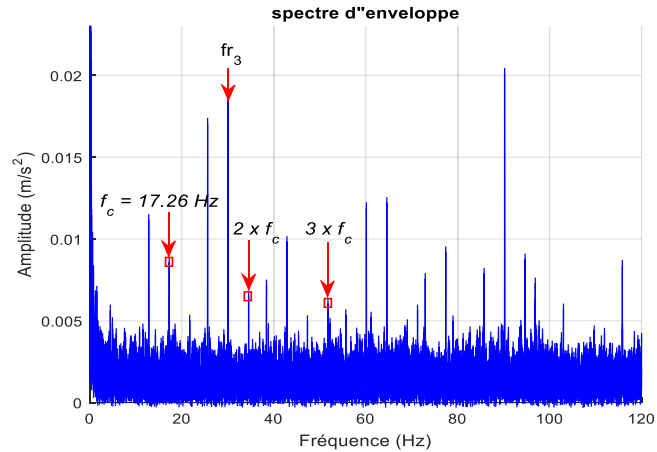


Figure 3.11 : Zoom du spectre d'enveloppe du signal délivré par le capteur AN7 « D »

Discussions

Après vérification du régime de vitesse de la base de données du NREL (*National Renewable Energy Laboratory*), il apparaît que les données sont enregistrées dans des conditions de vitesse globalement stationnaires, caractérisées par de faibles fluctuations autour d'une valeur moyenne. Cette stabilité du régime de vitesse facilite l'extraction des signatures de défaut, notamment à l'aide de méthodes classiques de traitement du signal telles que l'analyse d'enveloppe, sans recourir à des approches plus avancées dédiées aux signaux non stationnaires.

En revanche, le fonctionnement réel d'un multiplicateur d'éolienne est intrinsèquement non stationnaire, en raison des variations continues de la vitesse du vent, des fluctuations de charge et des conditions opérationnelles changeantes. Ce type de comportement induit des variations significatives de la vitesse de rotation, rendant l'analyse des signaux vibratoires plus complexe et nécessitant des méthodes adaptées aux régimes non stationnaires.

Dans ce contexte, il est donc nécessaire de s'intéresser à des bases de données ou à des conditions expérimentales reproduisant des régimes de fonctionnement non stationnaires, similaires à ceux rencontrés en conditions réelles d'exploitation des éoliennes. Cette démarche

permet non seulement de se rapprocher des contraintes industrielles, mais également de valoriser les résultats de recherche en assurant leur transférabilité vers des applications pratiques de diagnostic des machines tournantes.

3.4 Détection des défauts de roulements basée sur le rééchantillonnage

angulaire

Afin d'évaluer les performances de nos algorithmes dans le traitement de signaux non stationnaires, similaires à ceux générés par un multiplicateur d'éolienne. Nous avons choisi d'exploiter une base de données expérimentale décrite dans la section suivante.

Le caractère non stationnaire de ces signaux se manifeste par des variations temporelles de leurs propriétés statistiques et fréquentielles, notamment en raison des fluctuations de vitesse de rotation et des conditions de charge variables. Ce type de signal est particulièrement représentatif des systèmes industriels réels, tels que les chaînes de transmission des éoliennes, où les excitations mécaniques sont fortement dépendantes des conditions de fonctionnement (vent, charge, régime transitoire). Ainsi, l'utilisation de cette base de données permet de valider la robustesse et la capacité d'adaptation des algorithmes proposés face à des signaux complexes, tout en se rapprochant de conditions d'exploitation réalistes

3.4.1 Accessibilité des données

Nom du référentiel : Ensemble de données de vibrations, d'acoustique, de température et de courant moteur d'une machine tournante, acquis dans des conditions de charge variable, en vue du diagnostic des défauts: <https://data.mendeley.com/datasets/ztmf3m7h5x>

Nom du référentiel : Ensemble de données de vibrations et de courant moteur de roulements, acquis dans des conditions de vitesse variable, en vue du diagnostic des défauts (sous-ensemble 1): 10.17632/vxkj334rzv.7 URL et pour un accès direct aux données: : <https://data.mendeley.com/datasets/vxkj334rzv>

Nom du référentiel : Ensemble de données signaux de vibrations et de courant moteur d'un roulement à éléments roulants, acquis dans des conditions de vitesse variable, en vue du diagnostic

des défauts (sous-ensemble 2) : 10.17632/x3vhp8t6hg.7 URL et pour un accès direct aux données : <https://data.mendeley.com/datasets/x3vhp8t6hg>

Nom du référentiel : Ensemble de données sur les vibrations et le courant moteur des roulements dans des conditions de vitesse variables pour le diagnostic des défauts : Sous-ensemble 3 Numéro d'identification des données : 10.17632/j8d8pfkvj2.7 URL et pour un accès direct aux données : <https://data.mendeley.com/datasets/j8d8pfkvj2>

3.4.2 Présentation du banc d'essai

Ce banc d'essai permet d'émuler différents types de défauts mécaniques, notamment des défauts de roulements, des défauts d'alignement parallèle des arbres ainsi que des défauts de déséquilibre du rotor. L'ensemble de données associé est divisé en deux parties. La première a été acquise dans des conditions de charge variables et à vitesse de rotation constante. La seconde a été collectée dans des conditions de vitesse de rotation variable de manière aléatoire, sans application de charge [300].

Le système de mesure comprend quatre accéléromètres (PCB 352C34), montés selon les directions X et Y sur deux paliers de roulement, conformément aux recommandations de la norme ISO 10816-1:1995 relative à l'évaluation des vibrations mécaniques. Un microphone acoustique (PCB 378B02) est positionné à proximité d'un palier, en accord avec la norme ISO 8528-10 relative aux mesures acoustiques. Deux thermocouples de type K sont installés sur les boîtiers de roulement afin de mesurer la température. Par ailleurs, trois capteurs de courant (transformateurs de courant, CT – Hioki CT6700) sont placés sur les phases U, V et W du moteur principal [300].

Les signaux vibratoires et acoustiques sont acquis via un système d'acquisition SIEMENS SCADAS Mobile 5PM50. Les données de température et de courant sont collectées respectivement à l'aide des modules NI-9211 et NI-9775 de National Instruments. La vitesse de rotation est mesurée à l'aide d'un tachymètre (Autonics FD-620-10) [300].

Le banc d'essai est constitué d'un moteur à induction triphasé, d'un couplemètre, d'un multiplicateur de vitesse (boîte d'engrenages), de deux paliers de roulement (A et B), de rotors, ainsi que d'un frein à hystérésis. Le moteur, fabriqué par SIEMENS, est un moteur asynchrone tétra-polaire de puissance nominale 3 HP ($\approx 2,2$ kW), fonctionnant sous une tension de 380 V à

une fréquence de 60 Hz, avec une vitesse nominale de 1770 tr/min. Le multiplicateur de vitesse augmente la vitesse de rotation d'un facteur de 2,07, atteignant ainsi environ 3663 tr/min.

Afin d'éviter tout phénomène d'aliasing ou de chevauchement fréquentiel avec la fréquence du réseau (60 Hz), les acquisitions ont été réalisées à une vitesse de fonctionnement fixée à 3010 tr/min. La charge mécanique est appliquée au moyen d'un frein à hystérésis (AHB-3A), tandis que le couple est mesuré à l'aide d'un couplemètre (M425). Les niveaux de charge considérés dans cet ensemble de données sont de 0 Nm, 2 Nm et 4 Nm [300].

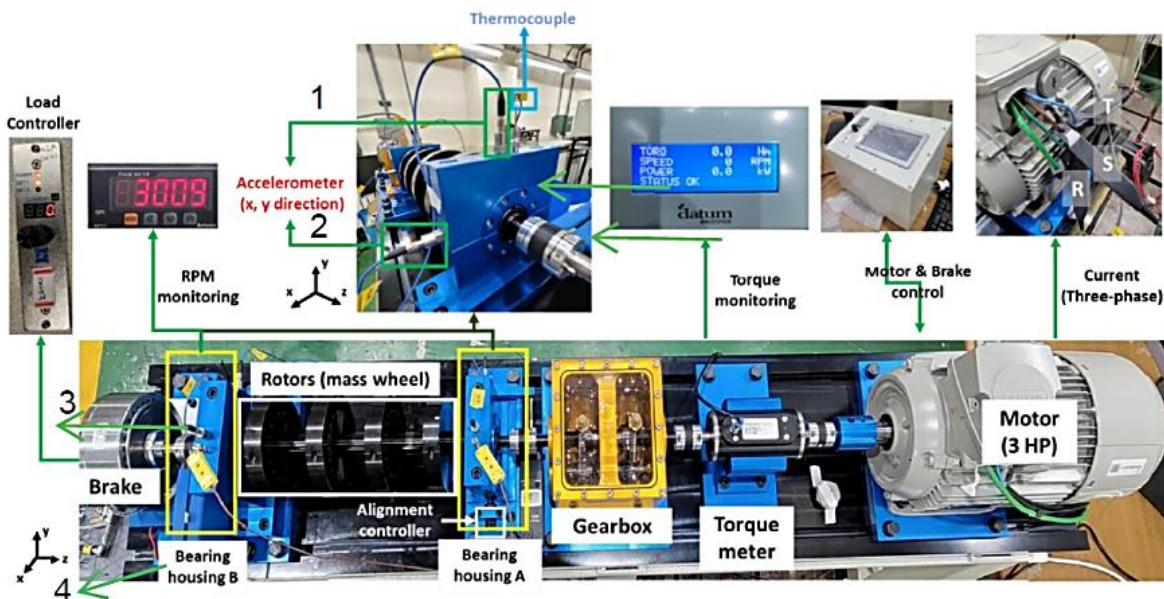


Figure 3.12 : Disposition du banc d'essai et de ses composants [306]

Cette base de données comprend deux conditions de fonctionnement variables : un régime à charge variable et un régime à vitesse variable. Le premier ensemble de données regroupe des mesures de vibrations, d'acoustique, de température et de courant pour différents niveaux de charge (0 Nm, 2 Nm et 4 Nm). Ces conditions de charge sont appliquées à l'aide d'un frein à hystérésis à refroidissement par air. Dans ce cas, le moteur principal fonctionne à une vitesse constante de 3010 tr/min [300].

Les données vibratoires sont acquises à l'aide de quatre accéléromètres montés simultanément selon les directions X et Y. Un microphone acoustique est positionné à proximité du palier A afin de capter les émissions sonores du système. Les signaux vibratoires et acoustiques sont enregistrés un système d'acquisition Siemens SCADAS Mobile 5PM50, tandis que les modules NI-9211 et

NI-9775 sont utilisés respectivement pour l'acquisition des données de température et de courant [300].

Toutes les données (à l'exception des données acoustiques spécifiques) sont échantillonnées à une fréquence de 25,6 kHz. Les durées d'acquisition sont de 120 secondes en régime nominal (sans défaut) et de 60 secondes en régime défectueux. Les données acoustiques, quant à elles, sont échantillonnées à une fréquence plus élevée de 51,2 kHz afin de mieux capturer les signatures fréquentielles associées aux défauts. Elles sont enregistrées uniquement en conditions sans charge, afin de limiter les interférences sonores générées par le système de freinage à refroidissement par air [300].

3.4.3 Création des défauts

3.4.3.1 Défauts de roulement

Dans une étude portant sur la variation de l'état de charge des roulements, des défauts internes et externes ont été simulés pour différentes tailles de fissures (0,3 ; 1 et 3 mm). Les fréquences associées à ces défauts ont été calculées en fonction de la vitesse de rotation. L'étude s'est appuyée sur un roulement NSK standardisé, caractérisé par des paramètres spécifiques, et les fréquences des défauts ont été déterminées en conséquence [300].

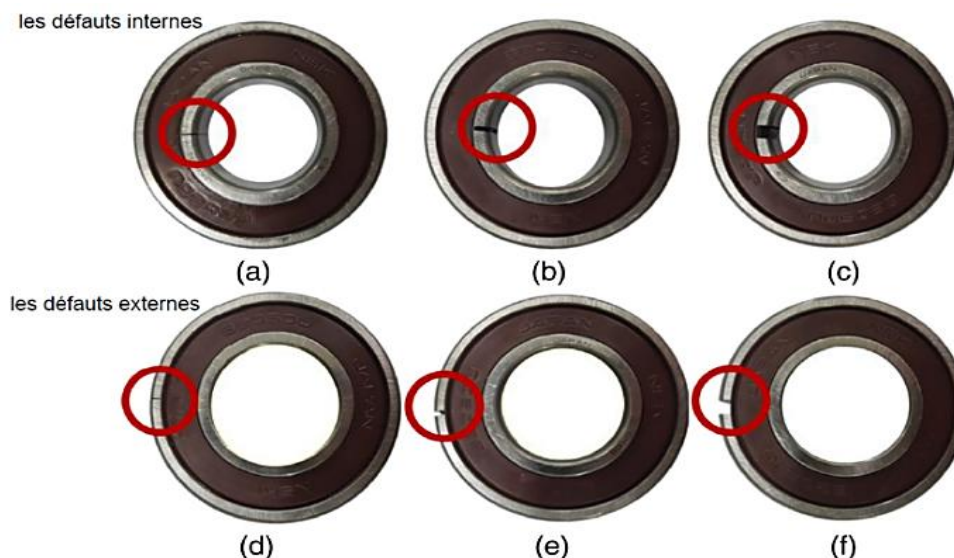


Figure 3.13 : Roulement par taille de fissure : (a) course intérieure 0,3 mm, (b) course intérieure 1 mm, (c) course intérieure 3 mm, (d) course extérieure 0,3 mm, (e) course extérieure 1 mm et (f) course extérieure 3 mm [306]

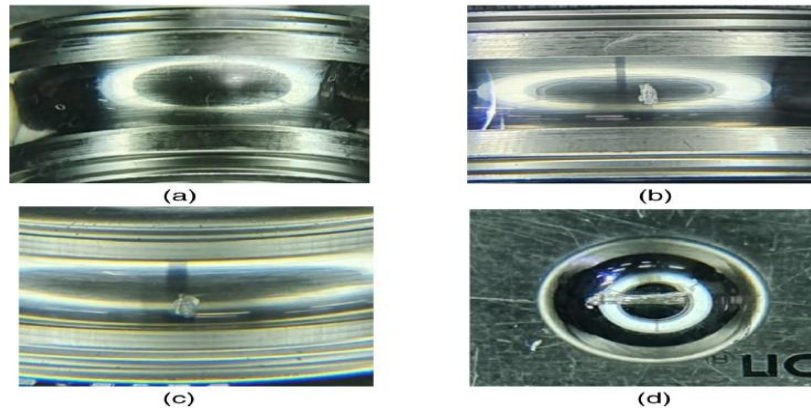


Figure 3.14 : Etat du roulement : (a) normal, (b) défaut de la bague intérieure, (c) défaut de la bague extérieure et (d) défaut de la bille [300]

3.4.3.2 Désalignement

Un défaut d'arbre correspond à un désalignement parallèle qui provoque le déplacement de l'arbre dans le boîtier du roulement A, comme illustré à la figure 3.15. Les amplitudes de déplacement considérées sont de 0,1 mm, 0,3 mm et 0,5 mm [300].

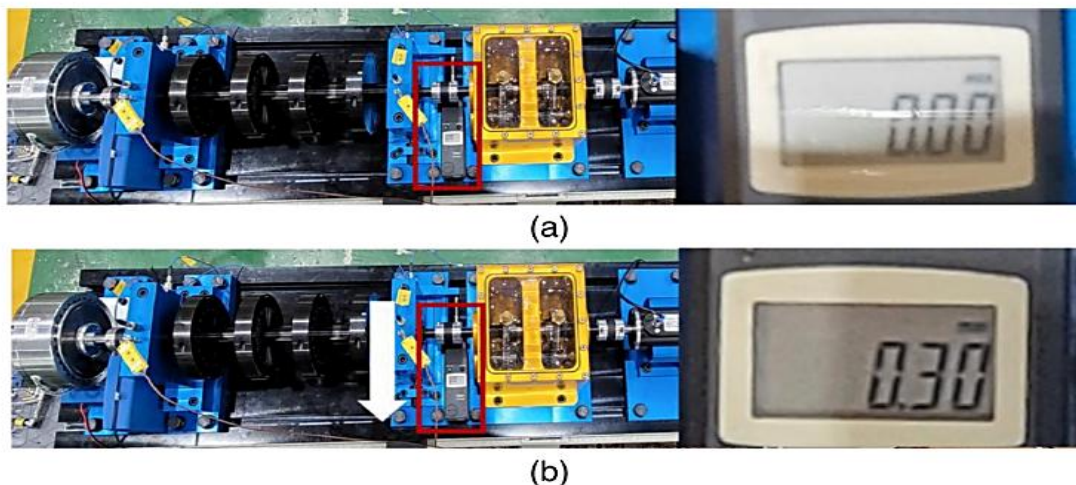


Figure 3.15 : Description du désalignement de l'arbre : (a) normal, et (b) désalignement de l'arbre de 0,3 mm dans la direction de la flèche blanche [306]

3.4.3.3 Défaut de balourd

Les défauts du rotor sont générés en ajoutant une masse au quatrième disque afin de simuler un déséquilibre, comme illustré à la figure 3.16. Le disque déséquilibré est celui situé le plus près du boîtier du roulement A. Cet ensemble de données comprend des masses de déséquilibre de 583 mg, 1 169 mg, 1 751 mg, 2 239 mg et 3 318 mg [300].

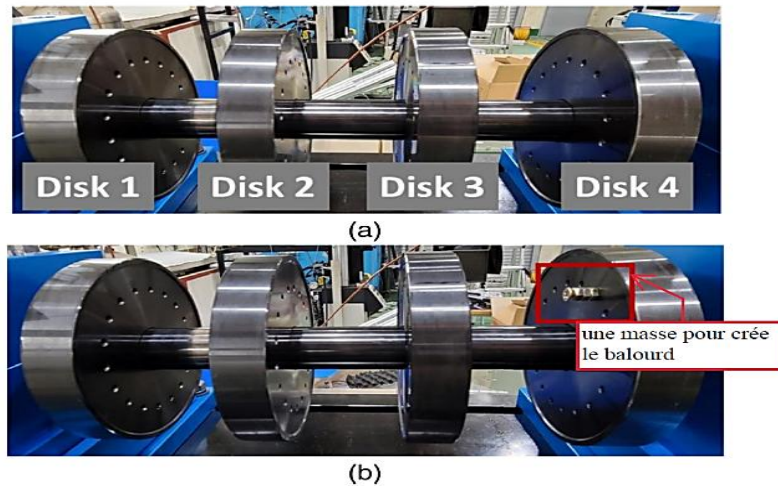


Figure 3.16 : Description du déséquilibre du rotor : (a) normal, (b) déséquilibre du rotor sur le quatrième disque [306]

3.4.4 Acquisition des signaux

Les données de vibration et d'acoustique sont enregistrées sous forme de fichiers binaires MATLAB. Le fichier de données vibratoires comprend cinq colonnes : « Time Stamp », « x_direction_housing_A », « y_direction_housing_A », « x_direction_housing_B » et « y_direction_housing_B ». Les mesures de vibration sont exprimées en unité de gravité (g), où 1 g équivaut à 9,80665 m/s². Le fichier de données acoustiques comporte deux colonnes : « Time Stamp » et « values », mesurées en pascals (Pa). La description des fichiers de vibration et d'acoustique en fonction des conditions de fonctionnement et de l'état de santé du banc d'essai est la suivante : 0Nm_Normal.mat : ce fichier contient les données de vibration selon les directions x et y des deux paliers d'un roulement sain, sous une condition de charge de 0 Nm [300].

Les données de température et de courant de phase sont stockées dans des fichiers TDMS, chacun contenant six colonnes : « Horodatage », « Temperature_housing_A », « Temperature_housing_B », « U-phase », « V-phase » et « W-phase ». Les unités de mesure sont le degré Celsius (°C) pour la température et l'ampère (A) pour le courant moteur. 0Nm_BPFI_03.mat : ce fichier contient les données de température des deux paliers ainsi que les courants des trois phases du moteur associé à un roulement présentant un défaut de bague intérieure de 0,3 mm, sous une condition de charge de 0 Nm. Pour le traitement des données, les fichiers « .tdms » ont été convertis au format « .mat » à l'aide d'un programme MATLAB [300].

La description globale de l'ensemble de données est présentée dans la référence suivante [300].

3.4.5 Exploitation des données

Dans un premier temps, nous exploitons les données stationnaires issues de cette base de données afin de répondre à deux objectifs principaux. Le premier consiste à identifier et sélectionner le signal le plus pertinent pour l'analyse, c'est-à-dire celui qui contient l'information la plus représentative de l'état du système et des défauts potentiels. Le second objectif vise à vérifier la présence ainsi que les signatures caractéristiques des défauts de roulement à partir de l'étude des signaux stationnaires. Cette étape constitue ainsi une phase préliminaire essentielle, permettant de garantir la fiabilité des analyses ultérieures [300].

3.4.5.1 Régime de vitesse stationnaire

a) Analyse temporelle

Dans cette analyse temporelle, nous examinons deux signaux vibratoires, l'un correspondant à un état sans défaut et l'autre présentant un défaut de roulement, sous différentes conditions de charge. L'objectif est de comparer ces deux cas afin d'évaluer l'influence de la variation de charge sur les signaux vibratoires et sur les défauts associés. La figure 3.17 présente les signaux vibratoires dans les deux états pour différentes charges. On observe une augmentation significative de l'énergie du signal vibratoire d'un cas à l'autre. Ainsi, la présence des défauts peut être distinguée à partir de l'analyse des signaux vibratoires. Afin d'approfondir cette observation, une approche complémentaire telle que l'analyse fréquentielle est nécessaire. Les informations supplémentaires obtenues seront présentées dans la suite.

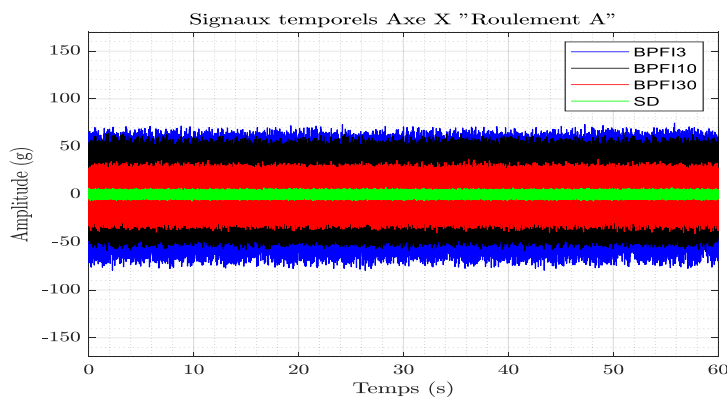


Figure 3.17 : Signaux vibratoires sans et avec défauts de roulement

b) Analyse fréquentielle

- Défaut de roulements (bague interne & bague externe) :

Les défauts des roulements engendrent des fréquences cinématiques caractéristiques, observables dans les signaux vibratoires. Ces fréquences peuvent être déterminées pour des défauts localisés lorsque certaines informations sont disponibles, notamment la localisation du défaut (par exemple sur la bague intérieure ou extérieure) ainsi que les paramètres géométriques du roulement.

Dans ce contexte, nous avons sélectionné deux signaux vibratoires issus de roulements défectueux : l'un présentant un défaut sur la bague extérieure (4Nm_BPFO_30.mat) et l'autre un défaut sur la bague intérieure (4Nm_BPFI_30.mat). Ces signaux ont été acquis avec une fréquence d'échantillonnage de $f_s = 25.6 \text{ kHz}$. Il a donc été nécessaire de développer un programme dédié à l'analyse par spectre d'enveloppe, avant de l'appliquer à ces deux signaux, afin d'en extraire les composantes fréquentielles caractéristiques et d'obtenir des résultats exploitables.

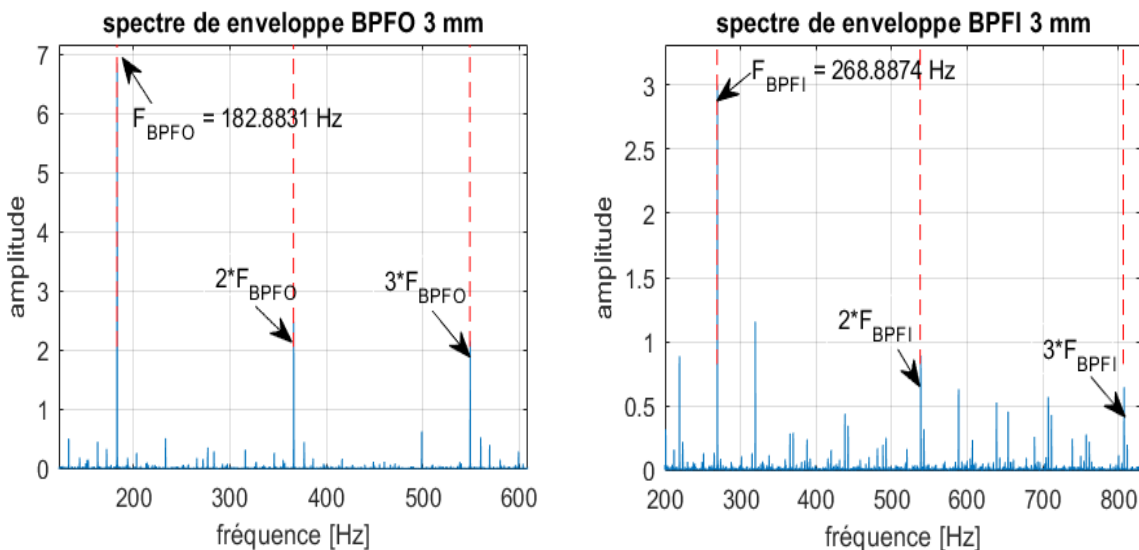


Figure 3.18 : Spectre d'enveloppe du signal vibratoire d'un roulement avec défaut de BPFO et BPFI

Les spectres d'enveloppe présentés à la figure 3.18 mettent clairement en évidence les fréquences caractéristiques associées aux défauts de roulement, à savoir la fréquence de passage des éléments roulants sur la bague extérieure (BPFO), égale à ($BPFO = 182.88 \text{ Hz}$) et celle relative à la bague intérieure (BPFI), donnée par ($BPFI = 268.88 \text{ Hz}$) et leurs harmoniques. Ainsi que la

fréquence de rotation qui est de ($f_r=50.16$ Hz). ainsi que leurs harmoniques respectives. La fréquence de rotation de l'arbre, estimée à $f_r=50.16$ Hz. Par ailleurs, la présence de bandes latérales, espacées de la fréquence de rotation f_r , autour des composantes fréquentielles associées aux défauts des bagues intérieure et extérieure, constitue un indicateur significatif d'un phénomène de modulation d'amplitude. Cette modulation traduit l'interaction entre la dynamique de rotation de l'arbre et les défauts localisés du roulement

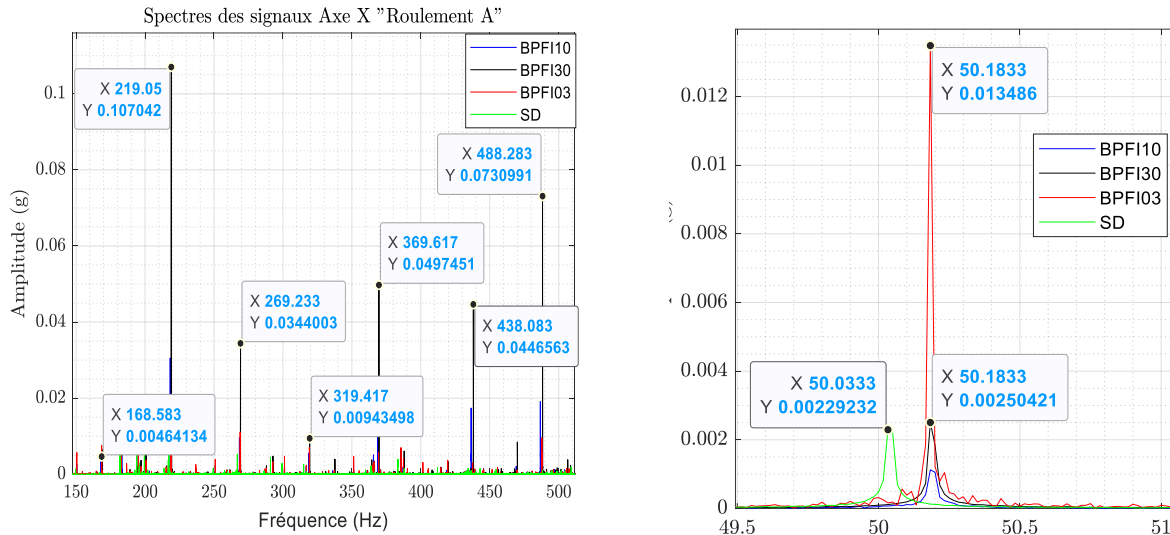


Figure 3.19 : Spectre du signal vibratoire d'un roulement avec défaut de BPF1

La figure 3.19 présente le spectre du signal vibratoire dans le cas de roulements défectueux, pour une condition de vitesse de rotation constante et de couple variable. On observe clairement la présence de pics correspondant à la fréquence caractéristique du défaut de la bague intérieure (BPF1). Par ailleurs, une augmentation de l'amplitude (ou de l'énergie) de ces pics est constatée avec l'accroissement du couple appliqué.

Cette dépendance met en évidence l'influence significative des conditions de charge sur la réponse vibratoire du système, ce qui peut compliquer l'interprétation des indicateurs de défaut. Il apparaît ainsi nécessaire de développer une approche permettant de réduire, voire d'éliminer, l'influence du couple sur l'amplitude des composantes fréquentielles associées aux défauts, afin d'assurer un diagnostic plus fiable et indépendant des conditions de fonctionnement.

c) Discussions

Comme indiqué dans la section précédente, nous avons initialement exploité des données en régime stationnaire, pour lesquelles des résultats satisfaisants ont été obtenus. Cette performance s'explique par deux facteurs principaux. D'une part, le capteur le plus pertinent est celui positionné au plus près de la source d'excitation, en l'occurrence le capteur monté sur le boîtier de roulement A selon la direction x , ce qui permet une meilleure sensibilité aux excitations locales. D'autre part, les analyses spectraux classique et par enveloppe ont permis de mettre en évidence, de manière claire, les signatures fréquentielles caractéristiques des défauts de roulements.

Cependant, ces approches montrent leurs limites lorsque les conditions de fonctionnement deviennent variables. Après validation des résultats en régime stationnaire, il est donc nécessaire d'étendre l'étude aux signaux non stationnaires, afin de se rapprocher des conditions réelles d'exploitation industrielle. Dans ce contexte, les signaux vibratoires présentent des propriétés de non-stationnarité et dans certains cas de cyclo-stationnarité, liées notamment aux variations de vitesse et de charge. Afin de traiter efficacement ces signaux, des méthodes avancées doivent être envisagées, telles que l'analyse temps-fréquence (par exemple, la transformée en ondelettes ou la transformée de Fourier à court terme), ainsi que des techniques spécifiques comme le suivi d'ordre (order tracking), particulièrement adapté aux systèmes à vitesse variable. Par ailleurs, l'exploitation de la cyclo-stationnarité permet d'extraire des indicateurs robustes vis-à-vis des variations des conditions de fonctionnement, en mettant en évidence les modulations périodiques induites par les défauts.

L'objectif est ainsi de développer des algorithmes de diagnostic robustes, capables de détecter et caractériser les défauts de roulements de manière fiable, indépendamment des variations de vitesse et de charge

3.4.5.2 Régime de vitesse non stationnaire

La détection des défauts de roulements en régime non stationnaire nécessite l'application de méthodes avancées de traitement du signal, capables de prendre en compte les variations de vitesse et de charge. Parmi ces approches, le rééchantillonnage angulaire constitue une technique particulièrement adaptée, car il permet de s'affranchir des effets de non-stationnarité en ramenant le signal dans le domaine angulaire.

Dans cette partie, nous présentons la méthode proposée pour le rééchantillonnage angulaire des signaux vibratoires. Cette approche sera étudiée selon deux configurations : la première repose sur l'utilisation d'une mesure de la vitesse angulaire instantanée, tandis que la seconde s'en affranchit, en estimant cette information directement à partir du signal vibratoire. L'objectif est d'évaluer l'efficacité et la robustesse de ces deux stratégies pour le diagnostic des défauts de roulements en conditions de fonctionnement non stationnaire.

a) Analyse temporelle

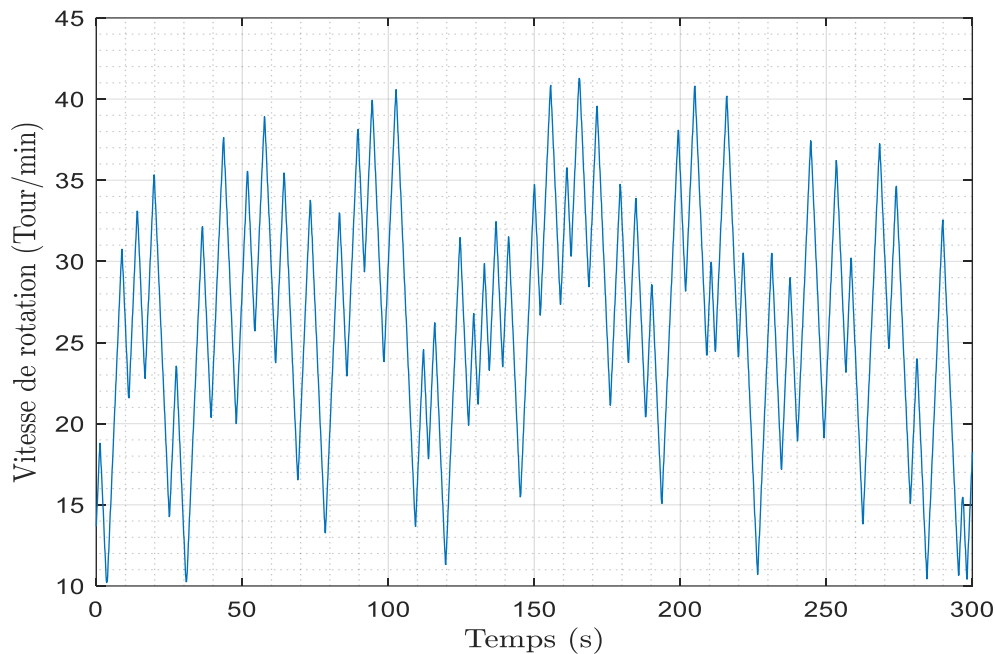


Figure 3.20 : Signal de la vitesse angulaire dans le cas d'un roulement avec défaut de BPFI & dans des conditions non stationnaires

La figure 3.20 présente l'évolution de la vitesse angulaire instantanée dans le cas d'un roulement présentant un défaut au niveau de la bague intérieure. On observe clairement des phases d'accélération et de décélération au cours de l'essai, traduisant le caractère non stationnaire du régime de fonctionnement. La fréquence de rotation associée varie approximativement entre 10 Hz et 40 Hz. Ces variations de vitesse ont un impact direct sur le contenu fréquentiel du signal vibratoire, en induisant un étalement et un déplacement des composantes spectrales caractéristiques des défauts. Par conséquent, l'analyse classique dans le domaine fréquentiel devient moins pertinente, ce qui justifie le recours à des méthodes adaptées, telles que le

rééchantillonnage angulaire ou les approches temps–fréquence, afin de suivre correctement l'évolution des signatures de défaut en présence de régimes variables.

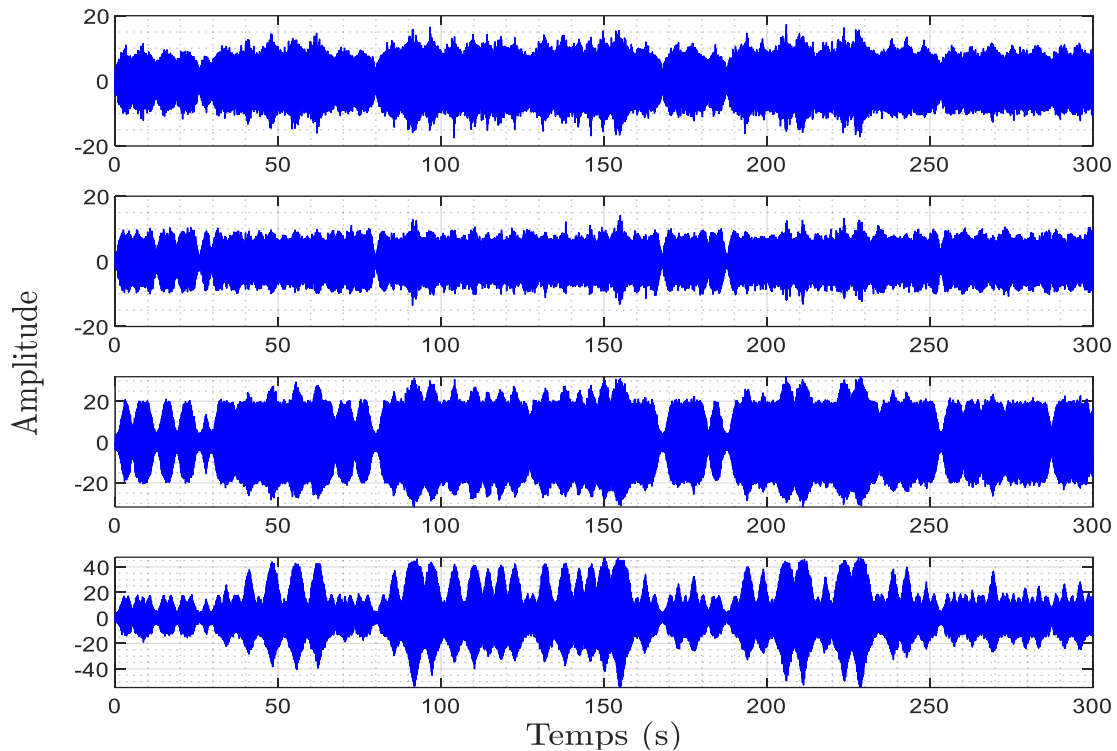


Figure 3.21 : Signaux de vibrations dans le cas d'un roulement avec défaut de BPFI & dans des conditions non stationnaires

La figure 3.21 présente quatre signaux vibratoires acquis à partir de différents capteurs, dans le cas d'un défaut de la bague intérieure et sous des conditions de vitesse variable. On observe la présence de chocs impulsifs, dont l'apparition semble irrégulière dans le temps, ainsi que des variations significatives de l'énergie des signaux. Ces fluctuations sont directement liées aux variations de la vitesse de rotation, qui induisent une modulation des amplitudes et une déformation du contenu fréquentiel des signaux vibratoires.

Dans ce contexte non stationnaire, les signatures caractéristiques des défauts deviennent difficilement identifiables à partir d'une analyse temporelle. Par conséquent, l'extraction d'informations fiables sur l'état du roulement nécessite le recours à des méthodes de traitement avancées, capables de compenser ou de prendre en compte les effets de la variabilité de la vitesse.

b) Analyse fréquentielle

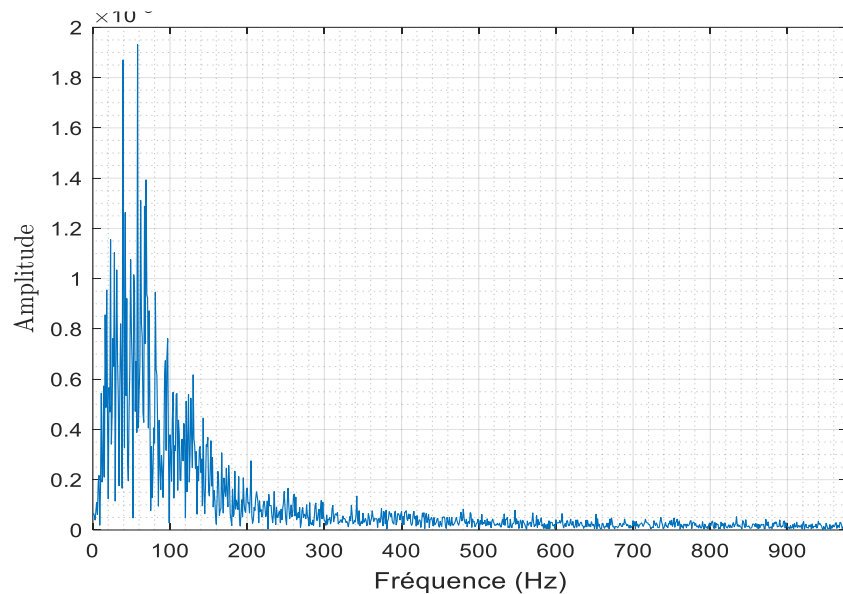


Figure 3.22 : Spectre de signal dans le cas d'un roulement avec défaut de BPFI & dans des conditions non stationnaires

La figure 3.22 présente le spectre du signal vibratoire acquis dans des conditions de vitesse variable, pour un roulement présentant un défaut au niveau de la bague intérieure. Contrairement au cas stationnaire, le spectre ne fait pas apparaître de raies fréquentielles clairement définies, mais plutôt une distribution diffuse de l'énergie, accompagnée de pics irréguliers et difficilement interprétables.

Ce phénomène s'explique par les variations de la vitesse de rotation, qui entraînent un étalement spectral (smearing) ainsi qu'un déplacement continu des composantes fréquentielles caractéristiques du défaut, telles que la BPFI et ses harmoniques. En conséquence, les signatures fréquentielles ne restent plus localisées à des fréquences fixes, mais se dispersent sur une bande de fréquences. Dans ces conditions, l'analyse fréquentielle classique devient insuffisante pour identifier de manière fiable les défauts du roulement. Il est donc nécessaire de recourir à des méthodes de traitement adaptées aux signaux non stationnaires.

c) Rééchantillonnage angulaire basé sur l'approche MOPA

La vitesse angulaire instantanée (VAI) s'avère particulièrement essentielle pour le rééchantillonnage des signaux de machines dans le domaine angulaire, notamment dans toutes les

applications où la synchronisation avec la cinématique de la machine est indispensable à l'identification et à l'analyse correcte des événements transitoires au cours du cycle de fonctionnement [301]. L'intérêt de la synchronisation angulaire a été largement démontré dans le cadre de l'analyse des signaux cyclo-stationnaires, où la notion de cycle de la machine joue un rôle central [302]. Ce cadre théorique permet de modéliser efficacement une grande partie des signaux générés par les machines tournantes en régime stationnaire. Cette approche a ensuite été étendue aux régimes non stationnaires, conduisant à la généralisation du concept de signaux cyclo-stationnaires vers celui de signaux cyclo-non stationnaires. L'un des apports majeurs de ce formalisme est l'extension des principes de l'analyse d'ordre à des signaux de nature déterministe ou aléatoire, en présence de variations de vitesse. Dans ce contexte, la VAI constitue une variable fondamentale pour la description cohérente et la transformation des signaux dans le domaine angulaire [303].

Cependant, pour des raisons technologiques, économiques ou liées aux contraintes d'installation, l'utilisation d'un tachymètre à haute résolution n'est pas toujours possible. Dans ce cas, des approches alternatives ont été développées afin de reconstituer la VAI à partir des signaux disponibles, notamment les signaux vibratoires. Cette problématique est particulièrement complexe, mais présente un intérêt majeur, car elle permet de s'affranchir de capteurs additionnels tout en estimant la vitesse instantanée nécessaire au rééchantillonnage angulaire des signaux.

Comme évoqué dans le premier chapitre, plusieurs méthodes d'estimation de la vitesse sans recours à un codeur sont proposées dans la littérature. Parmi celles-ci, l'approche probabiliste multi-ordre (MOPA) se distingue par sa capacité à modéliser les dépendances complexes présentes dans les données en intégrant simultanément plusieurs niveaux d'ordre statistique. Contrairement aux approches mono-ordre, qui peuvent simplifier excessivement les relations dynamiques, la MOPA prend en compte des structures probabilistes d'ordres inférieurs et supérieurs, ce qui permet d'améliorer la précision et la robustesse de l'estimation. Cette modélisation multi-échelle permet également de mieux gérer le bruit et les données incomplètes, tout en s'adaptant à la dynamique variable des systèmes réels. Ainsi, la MOPA apparaît particulièrement adaptée aux environnements industriels où les interactions mécaniques se manifestent à différentes échelles temporelles et fréquentielles.

Pour l'application de la MOPA, il est nécessaire de disposer d'une connaissance précise de la cinématique de la machine étudiée, notamment de ses éléments de transmission tels que les engrenages. Comme indiqué dans la description du banc d'essai, celui-ci comprend un multiplicateur de vitesse présentant un rapport de transmission égal à 2,07. À partir de l'analyse spectrale des signaux vibratoires associés à des défauts d'alignement et de balourd, nous avons estimé le nombre de dents de chaque roue dentée. Ces informations sont ensuite utilisées dans les calculs de la MOPA afin d'estimer la VAI, puis de réaliser le rééchantillonnage angulaire des signaux vibratoires. Enfin, les résultats obtenus sont comparés à ceux issus du rééchantillonnage basé sur la vitesse mesurée par tachymètre (en tr/min), afin d'évaluer la précision de l'approche proposée.

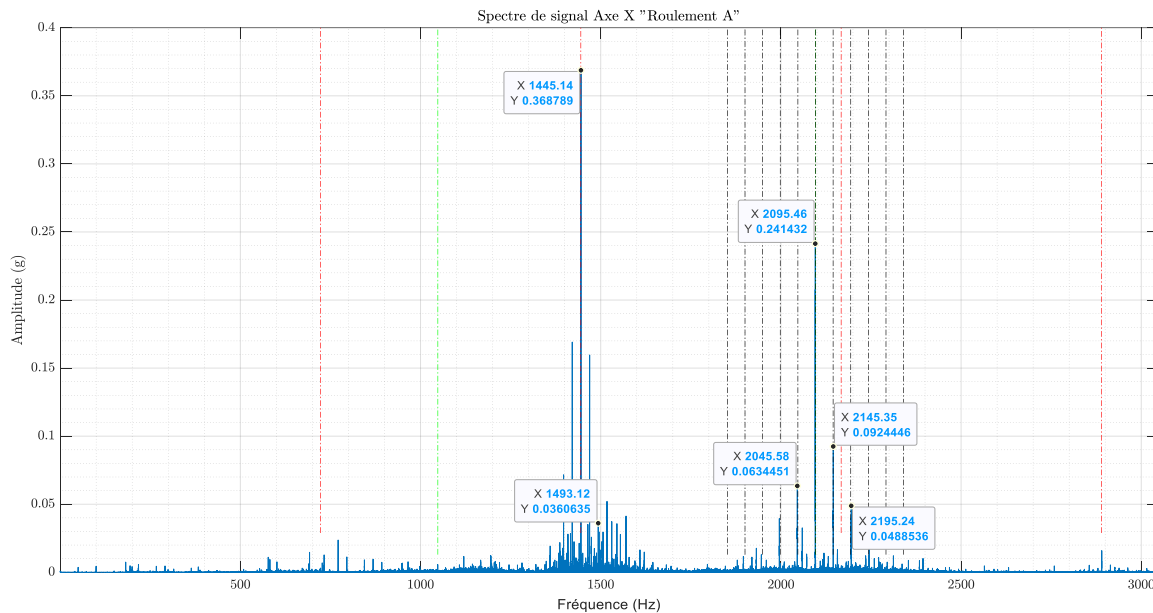


Figure 3.23 : Spectre de signal dans le cas d'un défaut de désalignement & dans des conditions de vitesse stationnaire

La figure 3.23 présente le spectre du signal vibratoire dans le cas d'un défaut de désalignement en régime de vitesse stationnaire. On observe clairement la présence d'un pic principal correspondant à la fréquence d'engrènement du multiplicateur de vitesse, ainsi que ses harmoniques. Ces composantes sont modulées par des bandes latérales associées aux fréquences de rotation de l'arbre de sortie (indiquées par des lignes noires) ainsi qu'à celles de l'arbre d'entrée. Le rapport de transmission de l'ensemble d'engrenages est égal à $r = 2,07$. L'analyse de ces

signatures fréquentielles permet ainsi de retrouver les caractéristiques cinématiques de la machine, notamment les relations de transmission entre les différents arbres du système

d) Approche Probabiliste à Ordres Multiples (MOPA)

L'originalité de l'approche proposée repose sur l'exploitation conjointe de l'ensemble des harmoniques du spectre ainsi que des ordres cinématiques connus, à chaque instant, afin de construire une fonction de densité de probabilité de la vitesse angulaire instantanée (VAI). L'idée principale consiste à exploiter, en complément du signal de réponse vibratoire, les informations disponibles sur la cinématique de la machine. La connaissance, même partielle, de cette cinématique permet d'établir une liste d'ordres susceptibles de contribuer significativement à la réponse vibratoire, notamment les fréquences d'engrènement et leurs harmoniques. Chaque ordre est utilisé pour transformer le spectre instantané en une fonction de densité de probabilité de la fréquence fondamentale de rotation. L'ensemble de ces contributions est ensuite fusionné afin d'obtenir une distribution globale, permettant d'estimer la VAI la plus probable [154].

Enfin, la phase instantanée associée à la vitesse estimée par la méthode MOPA est utilisée pour le rééchantillonnage angulaire des signaux vibratoires. Une étude comparative est ensuite réalisée entre les signaux obtenus à partir de la VAI estimée par MOPA et ceux issus de la mesure tachymétrique, afin d'évaluer la performance de l'approche proposée pour le diagnostic des défauts de roulements.

Connaissant un ordre d'excitation H_i issu de la cinématique de la machine (associé à la rotation de l'arbre principal), le spectre instantané du signal de réponse permet de construire une fonction de densité de probabilité (FDP) de la vitesse angulaire instantanée Ω . En effet, une forte amplitude observée à une fréquence f , implique une probabilité élevée que la vitesse correspondante soit liée à l'ordre $f = H_i$. De plus, la plage de la VAI doit être définie. Cette plage est une information a priori. Par ailleurs, la plage de variation de la VAI doit être définie a priori. Dans ce travail, elle est modélisée par une FDP uniforme comprise entre des bornes Ω_{min} et Ω_{max} . À partir de ces éléments, une FDP conditionnelle peut être formulée pour chaque ordre considéré (cas 1) [154].

$$[\Omega|H_i] = \frac{1}{\xi_i} A(H_i \omega) \text{ pour } \Omega_{min} < \omega < \Omega_{max} \quad (3.1)$$

$$[\Omega|H_i] = 0 \text{ pour } \omega < \Omega_{min} \mid \omega > \Omega_{max} \quad (3.2)$$

où $A(f)$ représente une version normalisée (ou blanchie) du spectre instantané du signal de réponse, et ξ_i un facteur de normalisation :

$$\xi_i = \int_{\Omega_{min}}^{\Omega_{max}} A(H_i\omega)d\omega \quad (3.3)$$

L'équation (3.2) établit le principe selon lequel un spectre de réponse, limité dans l'intervalle $[\Omega_{min}; \Omega_{max}]$ et mis à l'échelle par un ordre cinématique H_i , peut être interprété comme une fonction de densité de probabilité (FDP) de la vitesse angulaire instantanée Ω (exprimée en Hz). Toutefois, l'utilisation d'un seul ordre H_i conduit généralement à une FDP multimodale, en raison de la présence de plusieurs composantes harmoniques dans le spectre. Une telle distribution ne permet pas une estimation robuste de la VAI [154].

Par conséquent, plusieurs ordres cinématiques sont exploités simultanément, générant plusieurs FDP partielles. Leur combinaison permet d'obtenir une distribution globale plus cohérente et idéalement uni-modale, représentative de la VAI recherchée.

La formulation donnée par l'équation (3.2) n'est pas applicable sur l'ensemble de la plage $\omega \in [\Omega_{min}, \Omega_{max}]$. En effet, le spectre de réponse est généralement défini jusqu'à une fréquence maximale f_{max} . ce qui limite l'information exploitable [154].

Ainsi, pour les valeurs de ω supérieures à f_{max}/H_i , le spectre ne contient plus d'information pertinente. Cette situation apparaît lorsque l'ordre cinématique considéré H_i est supérieure à f_{max}/ω . est tel que les fréquences correspondantes dépassent la bande d'analyse disponible. Dans ce cas, la fonction de densité de probabilité conditionnelle est supposée uniforme au-delà de la limite f_{max}/H_i (cas 2) [154]:

$$[\Omega|H_i] = \frac{1}{\xi_i} A(H_i\omega) \text{ for } \Omega_{min} < \omega < f_{max}/H_i$$

$$[\Omega|H_i] = \frac{1}{(\Omega_{max}-\Omega_{min})} \text{ pour } f_{max}/H_i < \omega < \Omega_{max}$$

$$[\Omega|H_i] = 0 \text{ pour } \omega < \Omega_{min} \mid \omega > \Omega_{max} \quad (3.4)$$

où $A(f)$ est toujours le spectre instantané blanchi et ξ_i est tel que :

$$\xi_i = \frac{(\Omega_{max} - \Omega_{min})}{(f_{max/H_i} - \Omega_{min})} \int_{\Omega_{min}}^{f_{max/H_i}} A(H_i \omega) d\omega \quad (3.5)$$

Les fonctions de densité de probabilité sont multipliées pour combiner les informations de tous les ordres considérés :

$$[\Omega] \propto \prod_{i=1}^n [\Omega | H_i] \quad (3.6)$$

Une formule qui reflète l'hypothèse selon laquelle toutes les variables aléatoires $\Omega | H_i$ sont supposées indépendantes.

La méthode décrite précédemment permet de construire une fonction de densité de probabilité de la VAI à un instant donné à partir d'une transformée de Fourier à court terme. En régime non stationnaire, cette opération est réalisée indépendamment pour chaque instant consécutif et la continuité de la valeur la plus probable de la VAI n'est donc pas garantie, bien qu'il s'agisse d'une hypothèse importante pour tout système mécanique en raison de l'inertie des arbres rotatifs qui empêche des accélérations/décélérations trop importantes [154].

Soit $[\Omega_j]$ la FDP de la VAI à l'instant i . La condition a priori de continuité de la VAI sera imposée comme suit :

$$[\Omega_j | \Omega_{j+k}] = N(\Omega_{j+k}, \sigma_k) \propto \exp\left(\frac{-(\omega - \Omega_{j+k})^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (3.7)$$

Où :

$$\begin{aligned} \sigma_k &= |\gamma k \Delta_t|, \\ \Delta_t &\text{ Le } j\text{-ième pas de temps de la carte de fréquence et} \\ \gamma &\text{ L'accélération standard du système VAI.} \end{aligned}$$

Une fonction de densité de probabilité (FDP) de la fréquence de rotation au pas de temps peut ainsi être exprimée à partir de la FDP au temps $j + k$:

$$[\Omega_j]_{j+k} = \int_{\Omega_{min}}^{\Omega_{max}} [\Omega_j | \Omega_{j+k}] [\Omega_{j+k}] d\omega \propto \exp\left(\frac{-\omega^2}{2\sigma_k^2}\right) * [\Omega_{j+k}] \quad (3.8)$$

Où $[\Omega_j]_{j+k}$ est la fonction de densité de probabilité (FDP) de la VAI à l'instant j , obtenue par convolution de la FDP $[\Omega_{j+k}]$ à l'instant $j + k$ avec une gaussienne centrée [154].

Plusieurs FDP sont ainsi disponibles pour la VAI à l'instant j , à partir de plusieurs pas de temps $j + k$ avant et après j [$k \in [-K \dots K]$]. La variance de la loi gaussienne (3.7) augmente avec k , ce qui accroît l'effet de lissage de la convolution. Notez que cette formulation est également valable pour $k = 0$, pour lequel l'écart-type de la loi gaussienne est nul. Dans ce cas, la gaussienne est une distribution de Dirac, et l'équation (3.8) devient simplement $[\Omega_j]_j = [\Omega_j]$ [154].

Enfin, une nouvelle version de la fonction de densité de probabilité de la VAI à l'instant j , incluant la condition a priori de continuité, est exprimée comme suit :

$$[\Omega_j]_S \propto \prod_{k=-K}^K [\Omega_j]_{j+k} \tag{3.9}$$

Où K représente l'intervalle de temps considéré autour de j [154].

Application sur le banc d'essais

Les fréquences d'engrènement du réducteur d'essais sont présentées dans le tableau 3.6, en fonction du sens de rotation de l'arbre rapide. Ce tableau a été établi à partir des données fournies ainsi que des traitements analytiques réalisés précédemment.

Tableau 3.6 : Fréquences d'engrènement de la boîte de vitesses

paire d'engrenages	Ordre
	1
1/2	0.4828
2/3	42

Les paramètres choisis pour l'obtention du spectrogramme sont :

- Longueur de la fenêtre temporelle courte : $T = 500$ (ms).
- Remplissage par zéros : 300 % de la longueur de la fenêtre temporelle courte (pour obtenir une bonne résolution fréquentielle).
- Overlap : 80 % de la longueur de la fenêtre temporelle courte.

- Fenêtre de pondération uniforme (pour assurer un flou minimal des composantes harmoniques).

Tout d'abord, la représentation temps-fréquence est blanchie afin d'éliminer la réponse de la structure. Les fortes fluctuations de la VAI sont utilisées ici pour séparer les harmoniques du bruit à large bande. Pour chaque ligne de fréquence du spectrogramme, on considère que les instants les moins énergétiques ne sont pas excités par les harmoniques. Une estimation du bruit à large bande est ainsi obtenue en moyennant, à chaque fréquence, les instants les moins énergétiques, dont le nombre est défini a priori comme une proportion fixe du nombre total d'instant. Cette opération peut s'écrire comme suit :

$$A(f, t) = \frac{S(f, t)}{W(f)} \text{ avec } W(f) = \langle S(f, t) \times \{S(f, t) < S_n(f)\} \rangle_t \quad (3.10)$$

Où $S(f, t)$ et $A(f, t)$ sont les spectrogrammes initial et blanchi, désigne un opérateur de moyennage sur t , et $S_n(f)$ représente la valeur dépassée par $S(f, t)$; pendant $n\%$ du temps à la fréquence f . Dans le cas présent de ce bans d'essais, n est choisi égal à 70 %, mais il est à noter que ce paramètre est peu sensible et que des résultats similaires sont obtenus en le fixant entre 55 et 85 %. Cette opération de moyennage sur les pas de temps les moins énergétiques (définis à chaque fréquence) donne une estimation du spectre large bande moyen, et la représentation temps-fréquence complète est multipliée à chaque pas de temps par l'inverse de ce spectre.

On constate sur la figure 3.24 (à droite) que la composante à large bande de la représentation temps-fréquence est efficacement aplatie, ce qui permet de supposer que l'effet de la structure est fortement atténué. L'intérêt de cette méthode de blanchiment, efficace uniquement en cas de non-stationnarité de la vitesse de rotation, réside dans la suppression des composantes de fréquence fixe, car elles contribuent, à chaque pas de temps, aux mêmes fréquences. Ces composantes sont donc présentes dans l'estimation du spectre à large bande et sont ainsi éliminées par l'opération de blanchiment. On observe, par exemple, sur la figure 3.24, les harmoniques constantes entre 500 et 2000 Hz présentes sur la représentation originale (à gauche) et qui disparaissent sur la représentation blanchie (à droite).

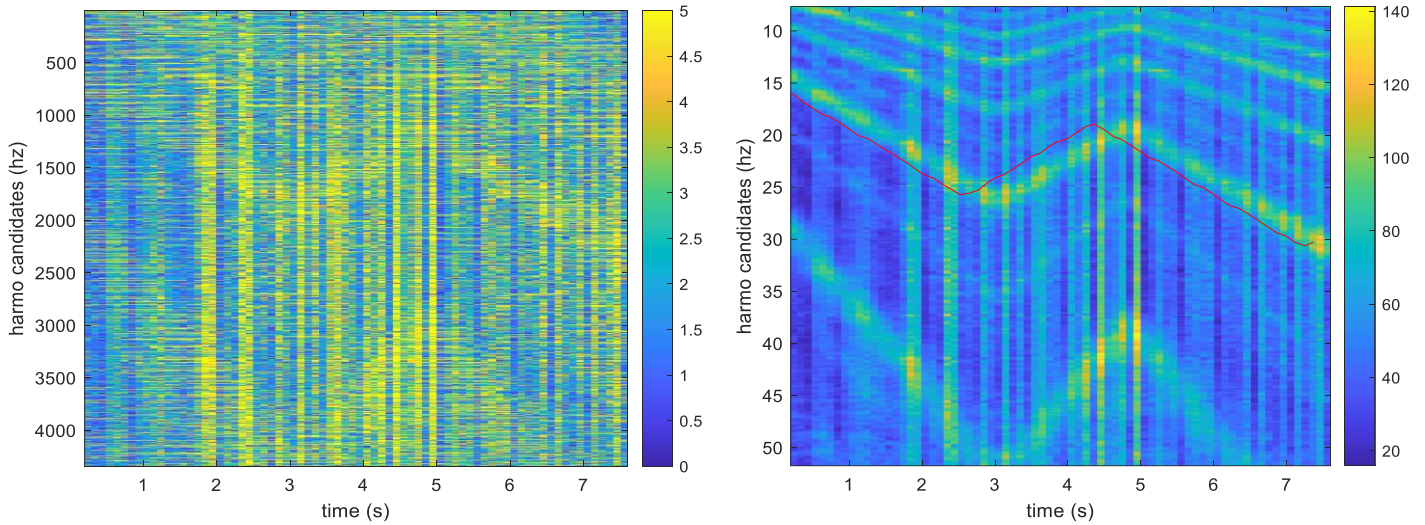


Figure 3.24 : Représentation temps-fréquence du signal de vibration avant (à gauche)/après (à droite) blanchiment.

Une fois l'étape de blanchiment terminée, chaque colonne du spectrogramme est utilisée comme un spectre instantané pour construire une fonction de densité de probabilité (FDP) de la VAI à chaque pas de temps. Ces FDP seront présentées ci-après sous forme de représentation de FDP.

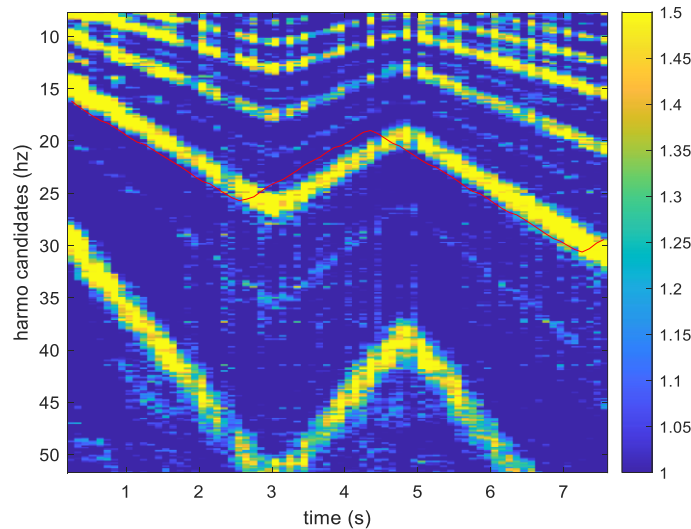


Figure 3.25 : FDP de la VAI à chaque étape temporelle en considérant les ordres de maillage fondamentaux.

La figure 3.25 illustre une représentation de FDP obtenue à l'aide des 2 ordres d'engrènement fondamentaux donnés dans le tableau 3.6. L'évolution temporelle de la VAI est visible sur cette

figure, mais la représentation n'est pas parfaitement nette en raison de nombreux maxima locaux secondaires encore visibles en dehors de la trace de fréquence principale.

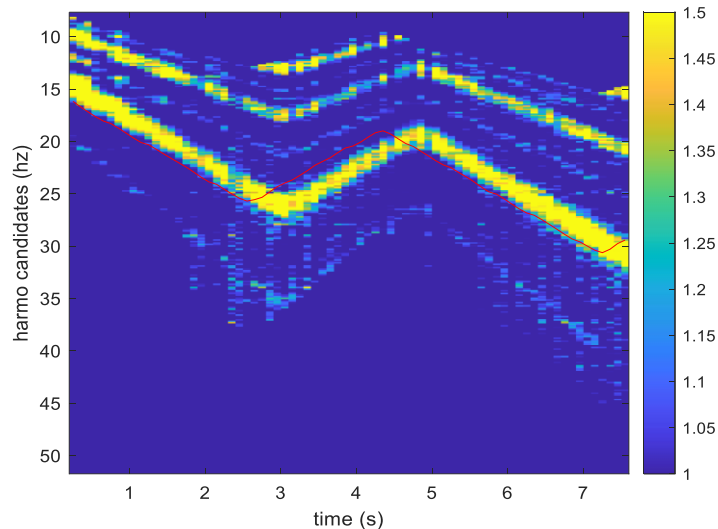


Figure 3.26 : FDP de la VAI à chaque étape temporelle en considérant les ordres de maillage fondamentaux et leur premier harmonique.

La figure 3.26 montre la représentation de FDP après avoir considérée le premier harmonique de tous les ordres d'engrènement fondamentaux. On peut remarquer une représentation beaucoup plus nette et la dynamique beaucoup plus étendue. Ce résultat pourrait être considéré comme satisfaisant, mais à ce stade, la continuité a priori de la fréquence de rotation n'a pas encore été prise en compte. Autrement dit, les fonctions de densité de probabilité (FDP) obtenues à chaque pas de temps sont issues de la transformée de Fourier à court terme : une colonne du spectrogramme sert à construire une colonne de la représentation FDP.

Le paramètre clé de cette opération est l'écart-type de la loi gaussienne (équation (3.7)), qui dépend de la tolérance a priori γ sur l'accélération. Dans ce travail, γ est choisi égal à 3 Hz/s. Ce choix peut être effectué en examinant la représentation des FDP obtenue précédemment et en estimant approximativement le taux de variation de la VAI. Cependant, il est à noter que ce paramètre est peu sensible et que des résultats équivalents sont obtenus dans une plage de 2,7 à 3,2 Hz/s. Le paramètre K dans l'équation (3.7) est déterminé par l'équation (3.8) et (3.9) est choisi de manière à prendre en compte, pour l'estimation de la fonction de densité de probabilité (FDP) lissée

à l'instant t_0 . Considérant que la résolution temporelle du spectrogramme est de 500 ms, K est égal à 1.

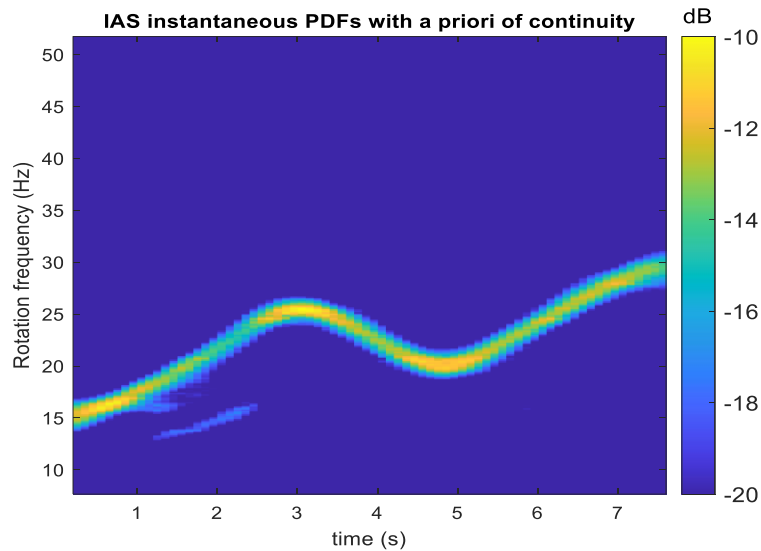


Figure 3.27 : FDP de la VAI à chaque pas de temps, considérant les ordres de maillage fondamentaux et leur premier harmonique, avec lissage.

La figure 3.27 illustre la représentation de FDP résultant de cette opération. Elle est nettement améliorée et les FDP résultantes sont caractérisées par des valeurs maximales claires et bien définies. Les valeurs attendues des FDP sont extraites, à chaque pas de temps, pour obtenir l'évolution en fonction du temps.

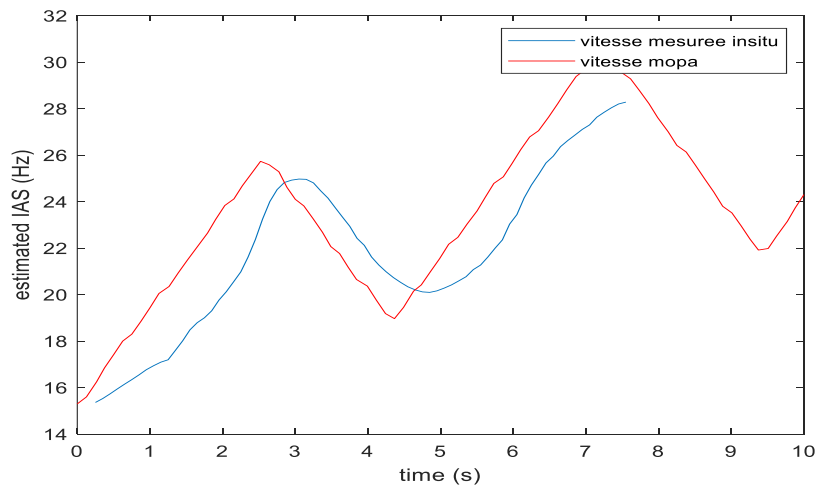


Figure 3.28 : Représentation temporelles des signaux de la VAI, mesuré par tachymètre (bleu), et estimée par MOPA (rouge)

La figure 3.28 montre le signal de VAI estimé à l'aide de MOPA en rouge, ce résultat est comparé, sur la même figure, avec la VAI mesurée directement avec le tachymètre angulaire, c'est vrai qu'il y a une petite différence, cela n'a pas d'importance car les deux méthodes sont cycliques et donnent des vitesses presque similaires ; ce qui compte, c'est laquelle nous donne un rééchantillonnage juste.

À partir de la vitesse angulaire instantanée (VAI), la position angulaire du système en rotation est obtenue par intégration temporelle, ce qui donne une fonction angle-temps $\theta(t)$ qui capture le comportement rotationnel non uniforme induit par les variations de charge, les interactions mécaniques ou les effets de variation de vitesse. Cette relation angle-temps sert de base au rééchantillonnage angulaire, dans lequel une grille angulaire à espacement uniforme est définie pour représenter des incréments angulaires constants. Pour effectuer le rééchantillonnage, la fonction angle-temps est inversée afin de calculer les instants correspondants associés à chaque position angulaire. Comme ces instants ne coïncident généralement pas avec la grille temporelle d'échantillonnage uniforme d'origine, une interpolation des signaux mesurés est nécessaire dans le domaine temporel. Les schémas d'interpolation courants comprennent l'interpolation linéaire, spline ou polynomiale d'ordre supérieur, selon la précision souhaitée et le coût de calcul. Les signaux rééchantillonnés angulairement sont donc exprimés en fonction de la position angulaire plutôt que du temps, ce qui élimine l'influence des fluctuations de vitesse. Cette transformation permet une analyse dans le domaine des ordres, dans laquelle les composantes spectrales associées aux phénomènes rotationnels apparaissent comme des caractéristiques stationnaires, améliorant ainsi la robustesse et l'interprétabilité des indicateurs de diagnostic pour les machines tournantes.

La figure 3.29 illustre le spectre d'ordre du signal vibratoire dans le cas de défaut de la bague intérieure. Comme le montre cette figure, les harmoniques distinctes de la fréquence de défaut de la bague intérieure (BPFI) sont clairement observables dans le spectre d'ordre obtenu à l'aide du signal de VAI estimé par l'approche MOPA, alors que ces composantes sont nettement moins prononcées et partiellement masquées lorsque le spectre d'ordre est calculé à l'aide du signal tachymétrique conventionnel. Cette meilleure visibilité des harmoniques de la BPFI indique que la méthode proposée offre une capacité de suivi d'ordre plus précise et robuste, notamment en présence de fortes fluctuations de vitesse. En compensant efficacement les conditions de fonctionnement strictement non stationnaires, la méthode MOPA permet d'aligner et d'amplifier

de manière cohérente les composantes fréquentielles liées au défaut dans le domaine angulaire, ce qui améliore l'extraction des caractéristiques du défaut. Par conséquent, les résultats confirment les performances diagnostiques supérieures de l'approche proposée pour la détection des défauts de roulement, démontrant ainsi son adéquation aux applications de surveillance des machines tournantes à vitesse variable et fortement non stationnaires.

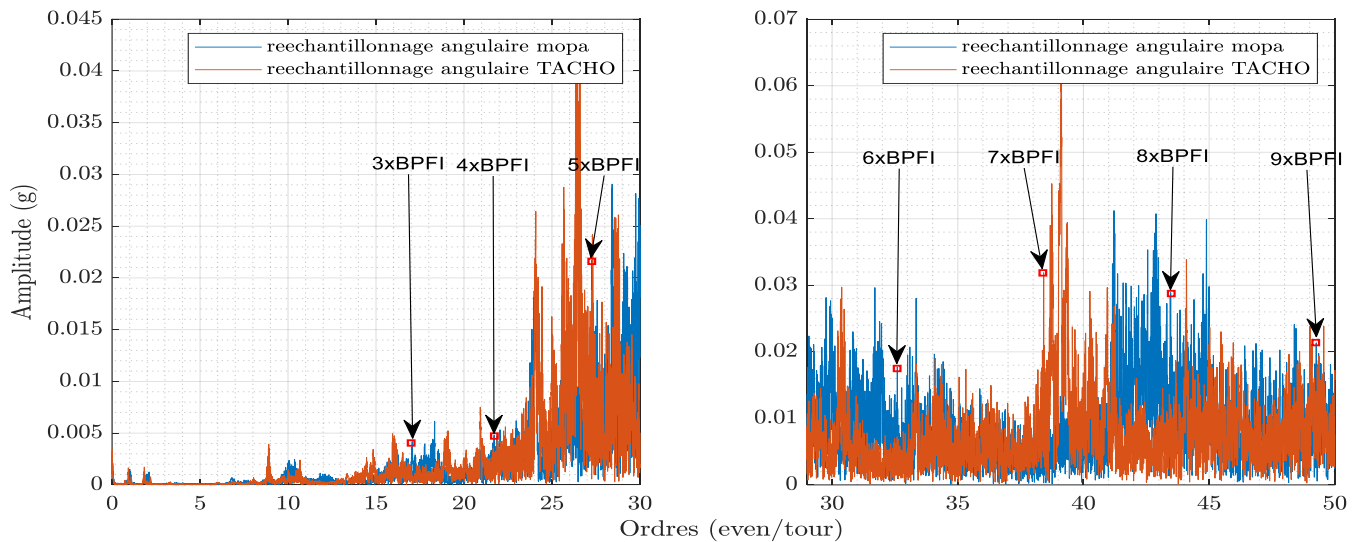


Figure 3.29 : Spectre d'ordre du signal vibratoire dans le cas de défaut de bague intérieure (BPFI)

La figure 3.30 présente le spectre d'ordre du signal vibratoire en cas de défaut de la bague extérieure. Comme illustré, les harmoniques caractéristiques correspondant à la fréquence du défaut de la bague extérieure (BPFO) sont identifiables dans le spectre d'ordre dérivé du signal de l'indicateur d'analyse vibratoire (VAI), estimé par la technique MOPA. Ceci contraste fortement avec le spectre d'ordre obtenu à partir du signal du tachymètre conventionnel, où les harmoniques liées au défaut sont beaucoup moins discernables et tendent à être masquées par d'autres composantes fréquentielles. La visibilité des harmoniques de BPFO dans le spectre d'ordre basé sur la méthode MOPA souligne la capacité de cette dernière à extraire et isoler efficacement les signatures de défauts, même dans des conditions de fonctionnement non stationnaires où les approches traditionnelles rencontrent souvent des difficultés.

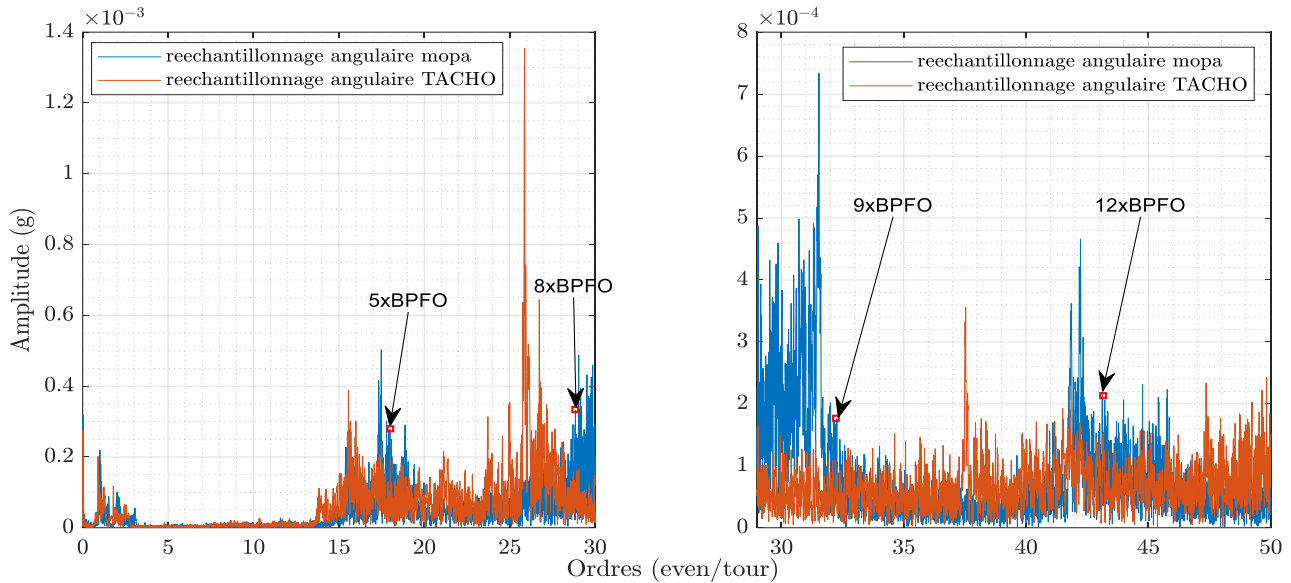


Figure 3.30 : Spectre d'ordre du signal vibratoire dans le cas de défaut de bague extérieure (BPFO)

e) Discussions

Ces résultats mettent en évidence la supériorité de la méthode MOPA, combinée au rééchantillonnage angulaire, pour la détection des défauts de roulements. Cette approche permet d'améliorer significativement la sensibilité du diagnostic, notamment en présence de régimes de fonctionnement non stationnaires, en réduisant les effets de modulation liés aux variations de vitesse. Elle offre ainsi un outil plus robuste et plus fiable pour l'identification précoce des défauts.

Par ailleurs, l'amélioration de la lisibilité des fréquences caractéristiques des défauts dans le spectre d'ordres, ainsi que de leurs harmoniques et éventuelles bandes latérales, met en évidence une meilleure séparation des composantes fréquentielles. Cela favorise une interprétation plus aisée des signatures vibratoires et renforce le potentiel de l'approche pour une surveillance d'état plus précise et plus réactive. À ce titre, la méthode MOPA constitue une solution particulièrement prometteuse pour les applications de maintenance prédictive, où la détection précoce et fiable des dégradations est essentielle.

En outre, les résultats obtenus suggèrent la possibilité de réduire les exigences en matière de matériel d'acquisition, notamment en termes de précision sur la mesure de vitesse ou de fréquence d'échantillonnage, ce qui pourrait contribuer à une diminution des coûts globaux du système de

surveillance. Toutefois, le temps de calcul associé à cette méthode demeure un facteur limitant pour une utilisation en temps réel. En l'état actuel, le traitement d'un signal nécessite au moins 15 secondes, ce qui peut restreindre son intégration dans des systèmes embarqués ou des applications nécessitant une réactivité immédiate. Des optimisations algorithmiques ou des implémentations plus performantes (par exemple via le calcul parallèle) apparaissent donc nécessaires pour améliorer la viabilité opérationnelle de cette approche.

3.5 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté les caractéristiques de deux bases de données de référence (NREL et Wonho Jung et al., 2023), ainsi que les configurations expérimentales associées et les différents défauts étudiés (balourd, désalignement et défauts de roulements). Les données ont été analysées selon des approches temporelle, fréquentielle et angulaire, permettant d'évaluer les performances des méthodes de diagnostic.

Toutefois, le caractère non stationnaire du régime de vitesse des éoliennes limite l'efficacité des méthodes classiques de traitement du signal. De plus, les bases de données disponibles présentent certaines contraintes, notamment l'absence de mesures de vitesse instantanée dans les régimes non stationnaires.

Dans ce contexte, l'approche MOPA a été utilisée pour estimer la vitesse de rotation instantanée à partir du signal vibratoire, sans recours à des capteurs supplémentaires. Le rééchantillonnage angulaire associé permet une meilleure mise en évidence des signatures de défauts, même en conditions fortement non stationnaires. Les résultats montrent une amélioration significative de la détection des défauts de roulements, confirmant la pertinence de cette approche pour la maintenance prédictive des machines à vitesse variable.

Dans ce contexte, lorsque l'utilisation d'un codeur ou d'un tachymètre est impossible ou contraignante, les méthodes d'estimation indirecte de la vitesse de rotation instantanée deviennent essentielles. Dans cette étude, l'approche MOPA a été mise en œuvre afin d'estimer cette vitesse directement à partir du signal vibratoire, sans recours à une instrumentation supplémentaire. À partir de cette estimation, la loi angle-temps a été reconstruite, permettant ensuite un rééchantillonnage angulaire des signaux. Cette transformation du domaine temporel vers le domaine angulaire permet un alignement cohérent des composantes liées aux défauts, même en

présence de fortes variations de vitesse. Enfin, bien que cette méthode permette d'envisager une réduction des coûts d'instrumentation, son temps de calcul (environ 15 secondes par signal) constitue une limite pour une application en temps réel. Des travaux d'optimisation algorithmique et d'implémentation (notamment via des architectures parallèles) apparaissent donc nécessaires pour améliorer les performances de calcul.

Le chapitre suivant (chapitre 4) est consacré à l'exploitation d'une base de données dédiée aux régimes de vitesse strictement non stationnaires, intégrant une variété de défauts de roulements, différentes conditions de fonctionnement, ainsi que des mesures multi-capteurs (vibrations et signaux de type TTL), afin de poursuivre et de valider les approches développées dans ce travail.

Chapitre 4 : Diagnostic intelligent des défauts de roulements

Sommaire

4.1 Introduction	129
4.2 Rééchantillonnage angulaire	131
4.3 Dispositif expérimental, matériel et méthodes	132
4.3.1 <i>Présentation du banc d'essais</i>	133
4.3.2 <i>Paramètres d'acquisition des données</i>	134
4.3.3 <i>Conception des ensembles de données</i>	135
4.4 Procédure de classification par SVM	136
4.5 Partie expérimentale	139
4.5.1 <i>Analyse des signaux</i>	140
4.5.2 <i>Analyse du spectre d'ordre</i>	144
4.5.3 <i>Construction de vecteurs formes(VFs)</i>	153
4.5.4 <i>Normalisation du vecteurs formes (VFs)</i>	155
4.5.5 <i>Sélection d'indicateurs</i>	156
4.5.5.1 <i>Méthodes filtre</i>	157
4.5.5.2 <i>Méthodes enveloppantes «wrapper»</i>	157
4.5.5.3 <i>Méthode intégrées «Embedded Methods»</i>	157
4.5.6 <i>Algorithme de sélection MRMR</i>	158
4.5.7 <i>Résultats et discussions</i>	160
4.6 Conclusion	164

Chapitre 4 : Diagnostic intelligent des défauts de roulements

4.1 Introduction

La complexité croissante des systèmes mécaniques dans l'industrie moderne rend le diagnostic des défaillances particulièrement difficile. Parmi les composants les plus sollicités, les roulements occupent une place prépondérante, et leur défaillance constitue l'une des causes majeures d'arrêt de fonctionnement des machines. Un diagnostic efficace des défauts des roulements joue un rôle très important dans la prévention des défaillances et l'augmentation de la disponibilité et de la fiabilité des machines. La recherche s'est concentrée sur la détection et le diagnostic des défauts de roulements, dans le but d'augmenter la précision, de réduire la vitesse de calcul, les coûts, d'effectuer une surveillance et un diagnostic en temps réel et d'améliorer l'efficacité de la réparation et du dépannage, ce qui a entraîné l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique (*Machine Learning Algorithms* MLA) pour diagnostiquer automatiquement les défauts dans les machines tournantes [304, 305]. Des recherches antérieures ont démontré les performances de nombreux MLA dans le diagnostic des roulements, tels que les K plus proches voisins (KNN) [306], le processus gaussien [307], le modèle de Markov caché (HMM) [308, 309] et l'algorithme bayésien. Ces méthodes non paramétriques sont basées sur les lois de probabilité et nécessitent un grand nombre d'échantillons, c'est-à-dire plusieurs vecteurs formes (VF), ce qui entraîne un problème de stockage et de temps de calcul. Contrairement à la plupart des méthodes de classification, les machines à vecteurs de support (*Support Vector machine* SVM) ne nécessite pas un grand nombre d'échantillons d'apprentissage pour résoudre un problème [310]. Une autre méthode de classification très répandue repose sur les réseaux neuronaux artificiels (*Artificial Neural Network* ANN), intègre des algorithmes récursifs permettant d'ajuster les paramètres du modèle sur la base d'une fonction de risque telle que la minimisation empirique du risque (*Empirical Risk Minimisation* ERM) au cours du processus d'apprentissage. Néanmoins, cette méthode nécessite un nombre relativement important d'échantillons pour effectuer l'apprentissage des différentes classes. Cependant, les SVM utilisent une fonction de risque connue sous le nom de minimisation structurelle du risque (*Structural Risk Minimisation* SRM) qui permet à l'algorithme de prendre en compte la rareté des données et de minimiser l'erreur de la limite supérieure d'un risque attendu [311]. La construction des vecteurs forme (VF) est une tâche essentielle. Chaque

VF est composé d'indicateurs qui doivent pouvoir définir les différents modes de fonctionnement, reflétant ainsi la signification exacte des classes qui représentent les différents états de fonctionnement [111]. Avant de calculer les indicateurs, un prétraitement des signaux s'avère indispensable. Diverses techniques de traitement des signaux vibratoires adaptées au diagnostic des défauts de roulements, telles que la transformée de Fourier, l'analyse d'enveloppe ou encore le kurtosis spectral (SK) ont été largement utilisées [199, 312]. Cependant, dans les machines tournantes, notamment les éoliennes, qui fonctionnent dans des conditions de vitesse variables, ces méthodes classiques se révèlent inefficaces pour la détection des défauts. Ainsi, différentes techniques d'analyse temps-fréquence ont été mises au point pour éliminer l'influence de la variation de vitesse [313, 314, 315, 316, 317, 318, 319], Néanmoins, la majorité des méthodes de décomposition adaptative des modes présentent le même inconvénient. En revanche, l'analyse d'ordre (*Order Analysis* OA) est considérée comme l'une des méthodes les plus répandues pour la détection des défauts de roulements dans des conditions de vitesse variable. Elle consiste à transformer le signal de vibration du domaine temporel vers le domaine angulaire en procédant à un rééchantillonnage à intervalle angulaire constant à l'aide d'une interpolation [320, 321]. Les signaux angulaires obtenus ont la particularité de maintenir un nombre entier constant d'échantillons par tour, ce qui permet d'éliminer les effets des variations de vitesse. Plusieurs techniques ont été proposées dans la littérature pour le rééchantillonnage angulaire des signaux de vibration [109, 152].

Dans cette étude, nous proposons de démontrer l'efficacité des signaux d'accélération rééchantillonnés angulairement pour le diagnostic intelligent des défauts de roulements opérant dans des conditions non stationnaires. L'objectif est de montrer comment extraire, à partir de ces signaux angulaires, des indicateurs pertinents pour construire un vecteur forme. Trois types de vecteurs formes sont comparés : le premier est composé uniquement d'indicateurs angulaires classiques extraits des signaux angulaires $x(\theta)$, le deuxième est composé uniquement d'indicateurs originaux issus du spectre d'ordre (amplitudes de pics) et le dernier combine les deux familles précédentes. Afin de minimiser le cout de diagnostic, de réduire le temps de calcul et d'améliorer la performance de classification, des algorithmes de sélection ont été appliqués pour ne retenir que les indicateurs les plus pertinents. Enfin, la classification des états de fonctionnement est réalisée

à l'aide d'une machine à vecteur de support cubique (*Cubic SVM*) pour les étapes de détection et d'identification des défauts de roulements.

La première partie de ce chapitre présente le principe du rééchantillonnage angulaire, la procédure de classification par SVM, ainsi qu'une description du dispositif expérimental et de la base de données utilisée. La deuxième partie expose la méthode proposée, fournit un aperçu des techniques de sélection de variables, et détaille l'algorithme de sélection retenu, accompagné de discussions. Enfin, la dernière partie expose les résultats de traitements et de la classification, avec et sans sélection, afin de démontrer l'efficacité de rééchantillonnage angulaire et la pertinence de l'approche proposée pour le diagnostic intelligent des défauts de roulements.

4.2 Rééchantillonnage angulaire

En général, les signaux vibratoires temporels sont les plus utilisés dans le domaine de la surveillance des machines tournantes malgré leur sensibilité aux conditions non stationnaires [321]. Cependant, le rééchantillonnage angulaire élimine les effets des variations de vitesse puisqu'il garantit un nombre constant de points par période. Il existe plusieurs techniques pour obtenir des signaux angulaires [109, 321]. La technique de rééchantillonnage angulaire est une alternative intéressante à l'échantillonnage angulaire direct car elle ne nécessite pas d'instrumentation coûteuse et offre la possibilité d'exploiter à la fois les signaux temporels et angulaires. Cette technique peut s'appuyer sur l'enregistrement simultané des vibrations et des signaux de codeur. Le signal d'accélération échantillonné angulairement est alors obtenu par interpolation du signal de vibration à chaque position angulaire fournie par le codeur [111].

La figure 4.1 présente la méthode de rééchantillonnage angulaire. La technique consiste à déterminer les positions angulaires $\Delta\theta(i)$ $i = 1, 2, \dots, n$ en fonction du temps d'apparition des fronts montants $\Delta t(i)$ $i = 1, 2, \dots, n$ de l'impulsion du codeur. Ensuite, le rééchantillonnage du signal temporel dans le domaine angulaire est effectué par interpolation cubique [159]. L'algorithme 1 résume les étapes du rééchantillonnage angulaire utilisé dans cette étude en utilisant la méthode de passage à zéro.

Algorithme 1. Rééchantillonnage angulaire à l'aide du passage à zéro	
Entrée	$x(t_i), F_s, Resolution, signal TTL$
Procédure	<p><i>Etape 1</i> Déterminer les états bas et haut du signal du codeur</p> <p><i>Etape 2</i> Trouver les moments où chaque impulsion commence (t_i)</p> <p><i>Etape 3</i> Déterminer les intervalles de temps entre les impulsions (Δt_i)</p> <p><i>Etape 4</i> Estimation de la fonction : "angle-temps"</p> <p><i>Etape 5</i> Déterminer $\Delta\theta_i$</p> <p><i>Etape 6</i> Interpolation cubique de $x(t_i)$ à $x(\theta_i)$</p>
Sortie	$x(\theta_i)$

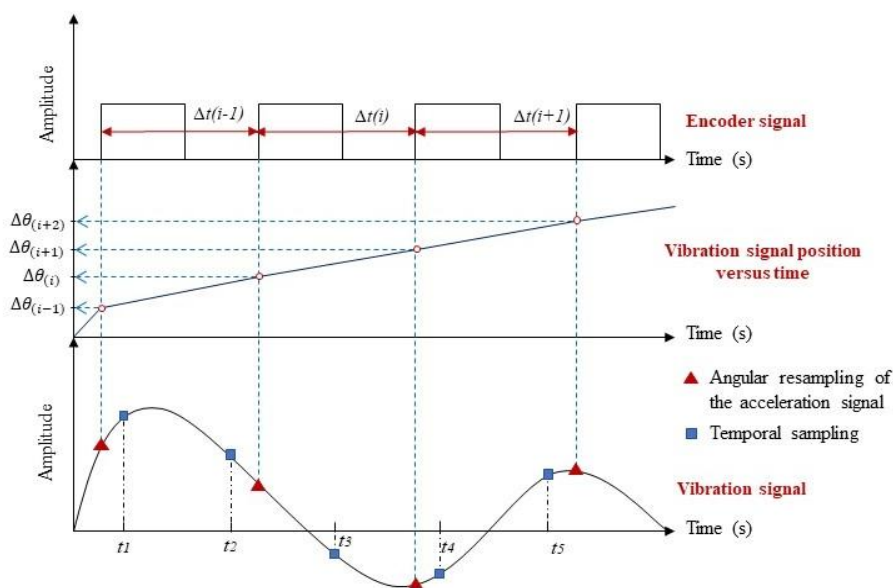


Figure 4.1 : Rééchantillonnage angulaire

4.3 Dispositif expérimental, matériel et méthodes

L'analyse des signaux vibratoires est un moyen important pour le diagnostic des défauts des roulements, qui fonctionnent souvent dans des conditions de vitesse non stationnaire dans le temps. Dans cette étude, nous avons choisis des données expérimentales sur les roulements fournis par l'Université d'Ottawa [322] et disponibles en libre accès dans [323], pour plusieurs raisons. Tout d'abord, l'instrumentation de cette base de données est peu coûteuse. Deuxièmement, les signaux sont échantillonnés temporellement avec un taux d'échantillonnage très élevé de 200 kHz. Troisièmement, la diversité des grandeurs physiques mesurées (vibration, vitesse (codeur)). Ces éléments offrent la possibilité d'appliquer plusieurs méthodes avancées de traitement des signaux

et par conséquent, d'extraire davantage d'informations sur l'état de santé du système, quelles que soient les conditions de fonctionnement (types de défauts et/ou variation de la vitesse).

Cette partie présente l'ensemble de données vibratoires recueillies sur des roulements présentant différents états de santé dans différentes conditions de vitesse variable dans le temps. Les états de santé du roulement sont les suivants : sain (H), défectueux avec un défaut de la bague intérieure (IRD), défectueux avec un défaut de la bague extérieure (ORD), défectueux avec un défaut de bille (BD) et défectueux avec un défaut combiné (CD). Les conditions de vitesse de rotation pour l'ensemble de données comprennent l'augmentation de la vitesse, la diminution de la vitesse, l'augmentation puis la diminution de la vitesse, et la diminution puis l'augmentation de la vitesse.

4.3.1 Présentation du banc d'essais

Les essais sont réalisés sur un banc d'essais SpectraQuest (MFS-PK5M) dont la configuration est présentée à la figure 4.2. L'arbre est entraîné par un moteur électrique, tandis que la vitesse de rotation est régulée à l'aide d'un variateur. Deux roulements à billes de type ER16K assurent le support de l'arbre : le roulement gauche, considéré comme sain, sert de référence, alors que le roulement droit est dédié aux essais et est remplacé en fonction des différents états de dégradation.

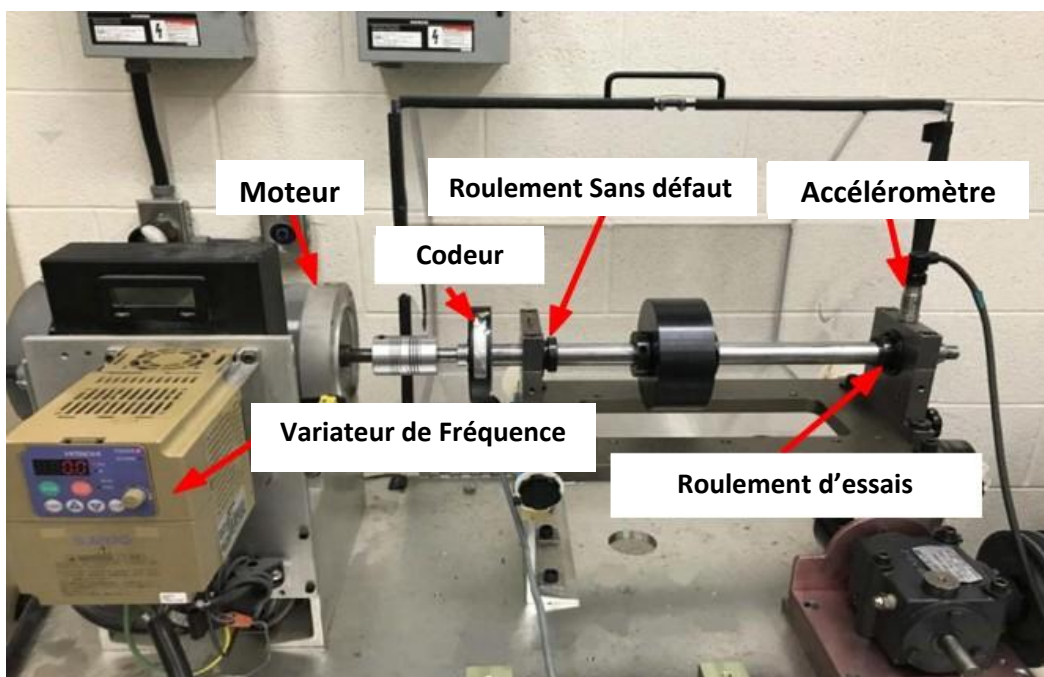


Figure 4.2 : Dispositif expérimental [322]

La détection des défauts de roulements repose sur l'analyse des fréquences caractéristiques des défauts (FCD) dans le domaine fréquentiel. À chaque type de défaut correspond une fréquence caractéristique distincte proportionnelle à la fréquence de rotation de l'arbre. Le coefficient de proportionnalité dépend exclusivement des paramètres structurels du roulement. Pour le roulement étudié, le coefficient FCD de la bague intérieure est de 5,43, donc la fréquence de passage des billes sur la bague BPFI = $5.43 \times f_r$, tandis que la FCD associée à la bague extérieure est de 3,57. La FCD relative au défaut de bille est quant à elle de 2,32. Les paramètres structurels et les fréquences caractéristique des roulements utilisés dans cette base de données sont récapitulés dans le tableau 4.1.

BPFI: Fréquence de passage des éléments roulants sur la bague intérieure
 BPFO: Fréquence de passage des éléments roulants sur la bague extérieure
 BSF: Fréquence de passage des éléments roulants (billes, rouleaux)
 f_r : Fréquence de rotation

Tableau 4.1 : Paramètres structurels et FCD des roulements testés (ER16K)

Type de roulement	Diamètre primitif (mm)	Diamètre de la bille (mm)	Nombre de billes	BPFI	BPFO	BSF
ER16K	38.52	7.94	9	$5.43 \times f_r$	$3.57 \times f_r$	$2.32 \times f_r$

4.3.2 Paramètres d'acquisition des données

Les données sont acquises par les cartes d'acquisition de données National Instruments (NI USB-6212 BNC). La vitesse de rotation de l'arbre est mesurée par un codeur incrémental (EPC modèle 775) de 1024 impulsion par tour. Par ailleurs, un accéléromètre ICP (modèle 623C01) est monté sur le boîtier du roulement afin de mesurer les signaux vibratoires.

Chaque ensemble de données échantillonnées contient deux canaux, enregistrés dans un fichier au format *.mat. Le canal « Channel_1 » correspond aux signaux de vibration mesurés par l'accéléromètre, tandis que le canal « Channel_2 » contient les données de vitesse de rotation délivrées par le codeur (signal TTL). Pour l'ensemble des essais, les signaux de vibration et de vitesse sont échantillonnés à une fréquence de 200 kHz pendant une durée de 10 secondes [322].

4.3.3 Conception des ensembles de données

Chaque ensemble de données est défini par deux paramètres expérimentaux : l'état de santé du roulement et le profil de variation de la vitesse de rotation. Les états de santé du roulement comprennent :

- I- Sain.
- II- Défectueux avec un défaut de la bague intérieure.
- III- Défectueux avec un défaut de la bague extérieure.
- IV- Défectueux avec un défaut de bille.
- V- Défectueux avec un défaut combiné.

Les profils de vitesse de rotation sont les suivantes :

- I- Vitesse croissante.
- II- Vitesse décroissante.
- III- Vitesse croissante puis décroissante.
- IV- Vitesse décroissante puis croissante.

Pour garantir la fiabilité et la reproductibilité des données, trois essais sont collectés pour chaque combinaison de paramètres expérimentaux, ce qui donne 60 ensembles de données au total [322].

Le tableau 4.2 présente la numérotation des ensembles de données correspondant aux différentes conditions expérimentales décrites précédemment. À titre d'exemple, l'ensemble de données H-A-1 regroupe les signaux de vibration et le signal TTL acquis sur un roulement sain, avec une vitesse de rotation augmentant de 14,1 Hz à 29 Hz. L'ensemble de données H-D-1 correspond à un roulement sain soumis à une vitesse de rotation décroissant de 24,2 Hz à 14,8 Hz puis augmentant jusqu'à 20,6 Hz. L'ensemble de données I-C-1 contient les données vibratoires et TTL recueillies sur un roulement défectueux présentant un défaut de la bague intérieure, pour une vitesse de rotation augmentant de 15,1 Hz à 24,4 Hz, puis diminuant à 18,7 Hz. Enfin, l'ensemble de données O-D-3 regroupe les données de vibration et le signal TTL recueillies sur un roulement défectueux présentant un défaut de bague extérieure, avec une vitesse de rotation décroissant de 25,5 Hz à 15 Hz, puis augmentant jusqu'à 19,6 Hz. La description détaillée des autres ensembles de données est fournie dans la référence suivante [322].

Tableau 4.2 : Numérotation des ensembles de données [322].

Conditions de défauts	Conditions de variation de vitesse			
	Vitesse croissante	Vitesse décroissante	Vitesse croissante puis décroissante	Vitesse décroissante puis croissante
Sain	H-A-1	H-B-1	H-C-1	H-D-1
	H-A-2	H-B-2	H-C-2	H-D-2
	H-A-3	H-B-3	H-C-3	H-D-3
Défectueux (défaut de la bague intérieure)	I-A-1	I-B-1	I-C-1	I-D-1
	I-A-2	I-B-2	I-C-2	I-D-2
	I-A-3	I-B-3	I-C-3	I-D-3
Défectueux (défaut de la bague externe)	O-A-1	O-B-1	O-C-1	O-D-1
	O-A-2	O-B-2	O-C-2	O-D-2
	O-A-3	O-B-3	O-C-3	O-D-3
Défectueux (défaut de bille)	B-A-1	B-B-1	B-C-1	B-D-1
	B-A-2	B-B-2	B-C-2	B-D-2
	B-A-3	B-B-3	B-C-3	B-D-3
Défectueux (défauts combinés)	C-A-1	C-B-1	C-C-1	C-D-1
	C-A-2	C-B-2	C-C-2	C-D-2
	C-A-3	C-B-3	C-C-3	C-D-3

Les ensembles de données sont identifiés selon deux critères : l'état de santé du roulement (sain, défaut de la bague intérieure, défaut de la bague extérieure, défaut de bille et défauts combinés) et le profil de variation de la vitesse de rotation (vitesse croissante, vitesse décroissante, vitesse croissante puis décroissante, vitesse décroissante puis croissante). Pour chaque combinaison, trois essais indépendants sont réalisés et notés par les indices 1, 2 et 3.

4.4 Procédure de classification par SVM

Le principe de base des machines à vecteurs de support (*Support Vector Machines*, SVM) consiste à séparer deux classes à l'aide d'un hyperplan optimal qui maximise la marge entre les échantillons des deux classes. La figure 4.3 illustre ce principe général.

Afin de décrire l'algorithme SVM, considérons un ensemble d'apprentissage P défini par :

$$P = (x_i, y_i), x_i \in R^m, y_i \in \{-1, 1\}_{i=1}^n \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.1)$$

Où x_i représente un vecteur d'entrée contenant m indicateurs extraits de chaque échantillon i de l'ensemble d'apprentissage contenant n échantillons, tandis que y_i désigne la classe associée :

$$\begin{cases} y_i = 1 \\ y_j = -1 \end{cases}$$

Dans le cas de données linéairement séparables, l'hyperplan de séparation $f(x) = 0$ peut être défini par la fonction de décision:

$$f(x) = w^T x + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0 \quad (4.2)$$

Où b est le biais et w est le vecteur de poids

La condition de séparation parfaite impose que les échantillons satisfassent la contrainte suivante :

$$y_i f(x_i) = y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 1 \quad (4.3)$$

Afin de traiter les cas de séparabilité imparfaite, le concept de marges souples est obtenus en introduisant des variables de relâchement $\xi_i \geq 0$:

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4.4)$$

Les équations suivantes, dérivées d'une méthode de marge souple, peuvent être calculées pour produire l'hyperplan séparant les deux classes avec la marge maximale $2/\|w\|$ ce qui revient à minimiser la fonction coût suivante :

$$\text{minimise} \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (4.5)$$

Où C est le paramètre de régularisation qui contrôle le compromis entre la précision de la classification et la maximisation de la marge.

Pour surmonter la complexité des contraintes induites par la variable Slack, la méthode lagrangienne (Eq. 4.6) permet de résoudre le problème et peut être étendue au SVM à noyau.

$$\text{maximize} W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j) \quad (4.6)$$

Où α_i désigne le multiplicateur de Lagrange

Dans le cas de données non linéairement séparables, une fonction noyau K est utilisée pour projeter les vecteurs d'entrée dans un espace de dimension plus élevée ce qui permet de rendre la séparation linéaire possible. Le produit scalaire $(x_i x_j)$ est alors remplacé par le noyau $K(x_i x_j)$, et le problème dual s'écrit :

$$\text{maximize } W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i x_j) \quad (4.7)$$

La fonction de classification optimale du classifieur SVM peut être donnée par:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i,j=1}^n \alpha_i y_i K(x_i x_j) + b\right) \quad (4.8)$$

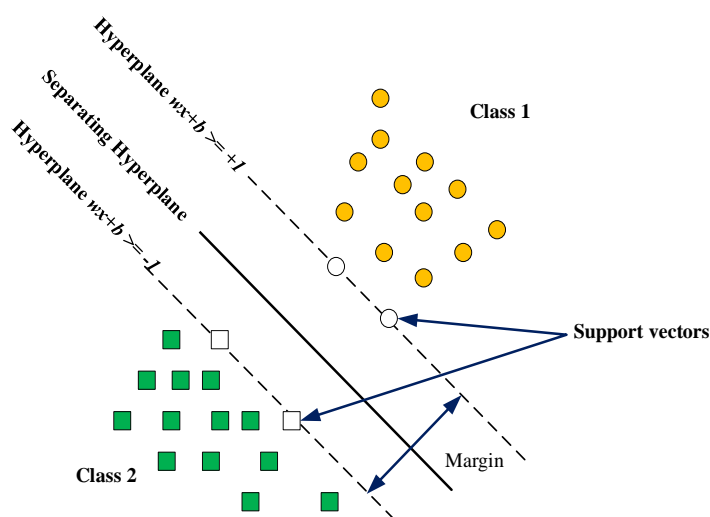


Figure 4.3 : Exemple de deux classes séparées par SVM

À l'origine, les SVM ont été développées pour des problèmes de classification binaire. Cependant, de nombreux problèmes réels comportent plus de deux classes. Les SVM multi-classes représentent ainsi une extension du classifieur SVM binaires, telle que décrite par Wong et al [324]. Parmi les approches multi-classes les plus fréquemment employées, on distingue principalement :

- La méthode un-contre-un (One-Against-One, OAO), qui implique la construction d'un classificateur SVM binaire pour chaque paire de classes,
- La méthode un-contre-reste (One-Against-All, OAA), qui sépare chaque classe de l'ensemble des autres et combine les résultats de plusieurs classificateurs binaires.

Hsu et al [325] ont comparé différentes techniques SVM multi-classes sur des problèmes expérimentaux complexes et ont montré que la méthode OAO est une approche à la fois compétitive et efficace.

Dans le contexte du diagnostic des défauts de roulements, plusieurs types de défauts peuvent être observés, tels que le défaut de la bague intérieure, de la bague extérieure et de la bille. Toutefois, dans le cas de conditions de défaut simultanées, un diagnostic fiable peut s'avérer plus complexe. Dans certaines circonstances, certains défauts restent stables alors que d'autres s'aggravent. Il est donc nécessaire de disposer d'un classificateur SVM robuste capable de distinguer efficacement les conditions saines des conditions défectueuses, tout en identifiant la nature et la sévérité des états défectueux.

Dans cette étude, la méthode SVM est appliquée afin d'évaluer l'impact des mesures angulaires dans une stratégie de diagnostic intelligent des défauts de roulements et pour indiquer de manière précise et fiable la présence d'un roulement défectueux spécifique, tout en distinguant efficacement les différents types de défauts [326].

4.5 Partie expérimentale

La figure 4.4 montre l'organigramme de la méthodologie employée dans cette étude. Les signaux du codeur sont utilisés pour rééchantillonner les signaux de vibration dans le domaine angulaire. Ensuite, différents types d'indicateurs sont extraits afin de construire trois vecteurs formes (VFs).

Le premier VF est composé de quatre indicateurs angulaires classiques. Le deuxième VF est composé de quatre indicateurs originaux issus du spectre d'ordre. Le troisième VF correspond à la combinaison des deux VFs précédents.

L'ensemble des VFs est ensuite utilisé pour l'apprentissage et le test des classificateurs SVM, avec et sans sélection d'indicateurs, en utilisant l'algorithme MRMR (*Minimum Redundancy Maximum Relevance Algorithm*). La classification est divisée en deux phases distinctes. Dans un premier temps, une phase de détection est réalisée en comparant la classe saine (H) à l'ensemble des classes endommagées (D). Dans un second temps, une phase d'identification est menée afin de discriminer uniquement les différentes classes de défauts, à savoir le défaut de la bague intérieure

(IRD), le défaut de la bague extérieure (ORD), le défaut de bille (BD) et les défauts combinés (CD).

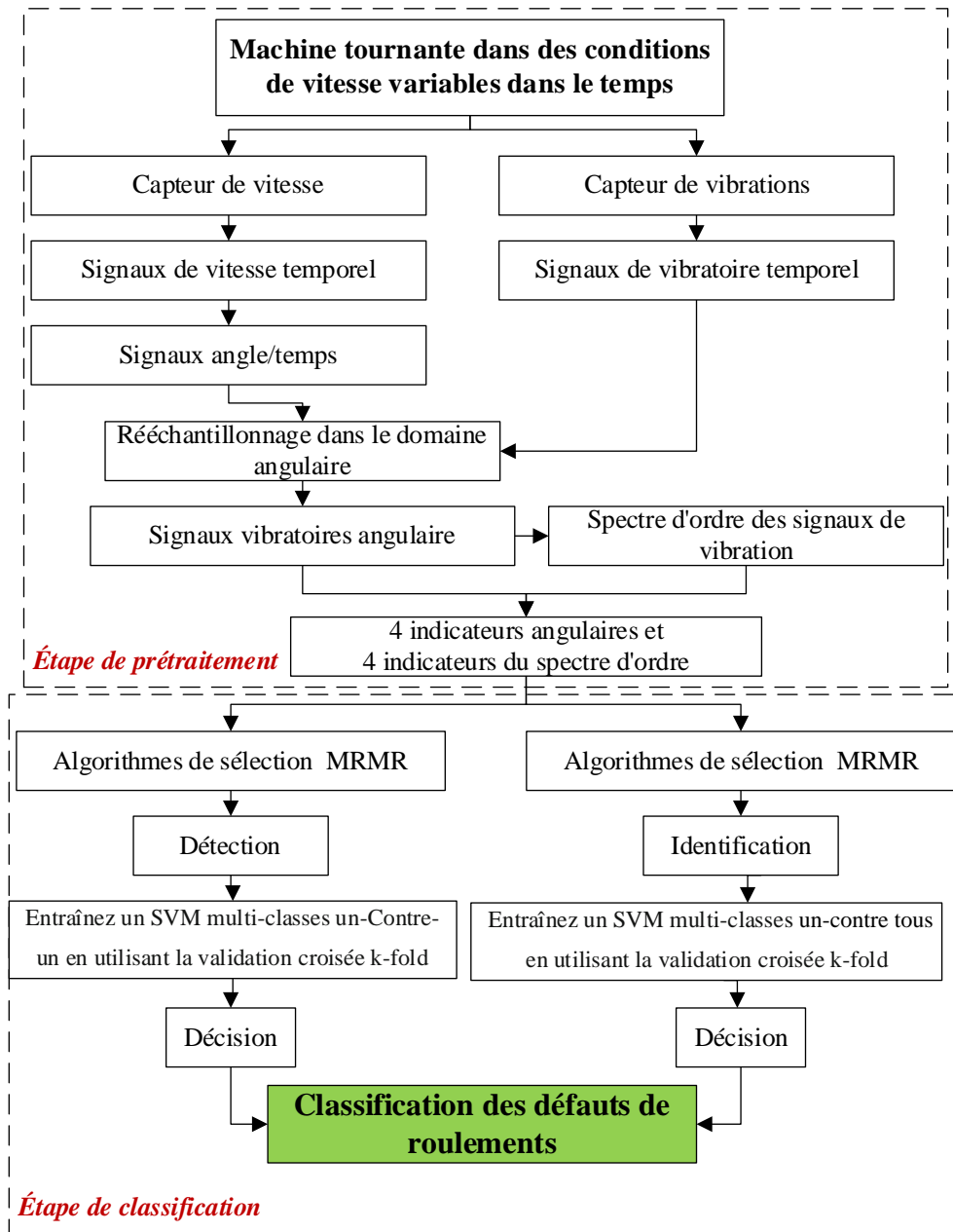


Figure 4.4 : Organigramme de la méthode proposée

4.5.1 Analyse des signaux

Afin d’analyser les signaux de défauts de roulements dans des conditions non stationnaires, le rééchantillonnage angulaire est appliquée pour éliminer l’influence de la variation de vitesse de

rotation. Les indicateurs suivants sont ensuite calculés à partir des signaux angulaires $x(\theta_i)$: la valeur efficace (RMS), le kurtosis, le facteur de crête (Crest Factor, CF) et facteur d'impulsion (Impulse Factor, IF) [327, 328]. Les équations suivantes présentent les expressions mathématiques respectives des indicateurs obtenus :

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.9)$$

$$x_{kurt} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (4.10)$$

$$CF = \frac{\max|x_i - \bar{x}|}{x_{rms}} \quad (4.11)$$

$$IF = \frac{\max|x_i - \bar{x}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (4.12)$$

La figure 4.5 montre le signal d'accélération correspondant à un roulement présentant des défauts combinés (CD), soumis à une vitesse de rotation croissante puis décroissante. La présence de défauts provoque une augmentation significative de l'énergie du signal dans le domaine temporel ainsi que par la présence de chocs aléatoires. Toutefois, à partir de cette représentation temporelle seule, il n'est pas possible de déterminer le type de défauts affectant le roulement. Par ailleurs, en raison de la variation de la vitesse de rotation, les impulsions périodiques liées aux défauts ne peuvent pas être clairement identifiées dans le signal temporel. Il est donc difficile, voire impossible, de juger de manière fiable quant à la présence d'un défaut ou d'en identifier son type.

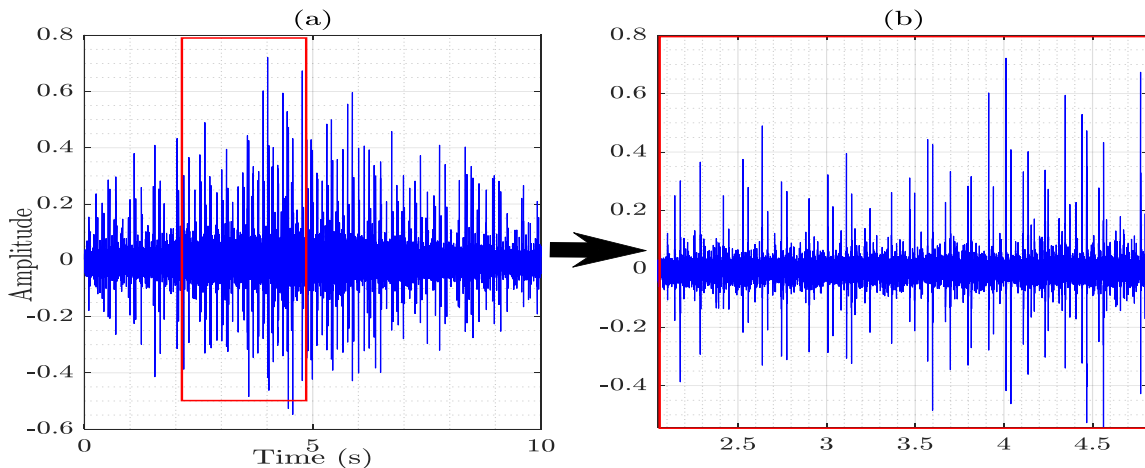


Figure 4.5 : (a) Signal temporel d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre rouge.

La figure 4.6 montre le signal temporel de la vitesse angulaire instantanée (VAI) d'un roulement défectueux présentant des défauts combinés. On peut remarquer que la vitesse de rotation augmente de 14 Hz à 21 Hz, puis diminue jusqu'à 12 Hz. Cette variation significative de la vitesse rend difficile l'extraction des informations liées aux défauts à partir du signal vibratoire lorsque des méthodes de traitement de signal classiques sont employées, telles que l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle ou encore l'analyse temps-fréquences.

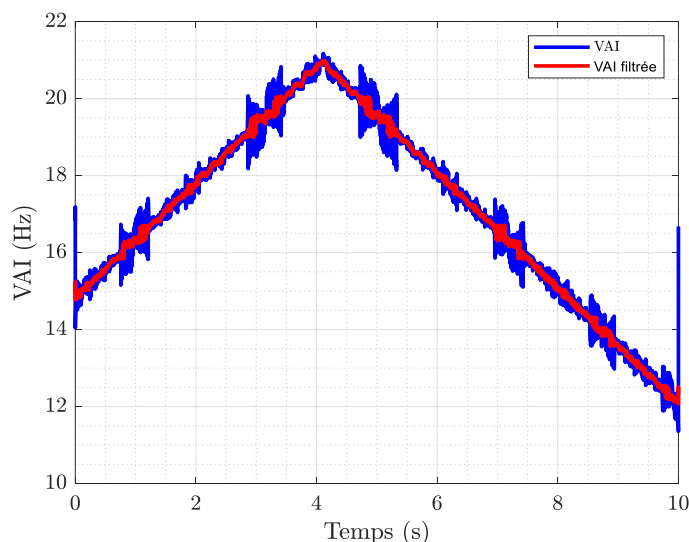


Figure 4.6 : Signal temporel de la VAI d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante).

Le rééchantillonnage angulaire du signal vibratoire, réalisé avec un nombre entier d'échantillons par tour, permet de résoudre les problèmes de périodicité et de surmonter l'effet de flou induit par la variation de vitesse. La figure 4.7 présente le signal angulaire correspondant à un roulement présentant du défaut combiné, soumis à des conditions de vitesse croissante puis décroissante. On remarque aisément la présence de chocs périodiques ainsi qu'une augmentation significative de l'amplitude du signal, en comparaison avec la représentation temporelle présentée à la figure 4.5.

Avant de rééchantillonner angulairement les signaux vibratoires, il est nécessaire de vérifier les signaux TTL et de trouver les meilleures positions angulaires de rééchantillonnage, ainsi que d'estimer la vitesse angulaire instantanée (VAI). Pour ce faire, nous avons utilisé la méthode du passage par zéro (zéros-crossing) afin d'estimer les périodes instantanées. Chaque période instantanée correspond à l'intervalle de temps séparant deux impulsions successives du signal

TTL. Une différenciation est ensuite réalisée afin d'obtenir la phase instantanée. Enfin, une dérivation permettant de calculer le signal de la vitesse angulaire instantanée.

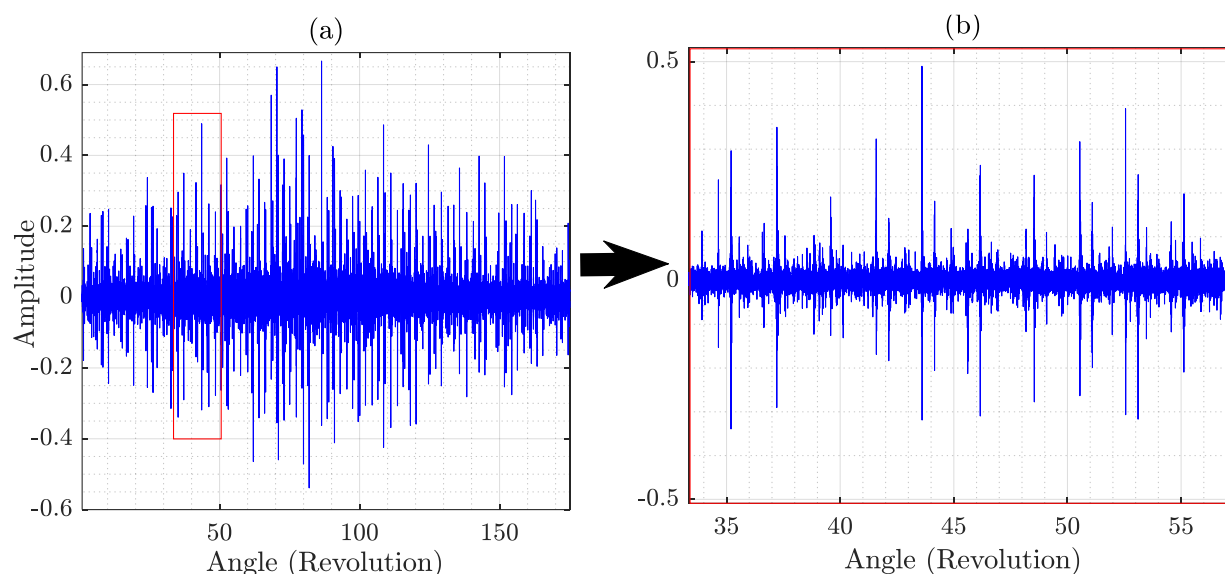


Figure 4.7 : (a) Signal angulaire d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre rouge.

L'utilisation de filtres numériques permet d'améliorer la qualité du signal, de réduire les phénomènes aléatoires et de diminuer le niveau des bruits. Dans cette étude, nous avons utilisé un filtre médian, car il réduit efficacement le bruit dans le signal bidimensionnel. De plus, il préserve beaucoup mieux les bords que les filtres moyennés. Comme il est montré dans la figure 4.8, le signal en rouge correspond à la VAI d'un roulement défectueux présentant des défauts combinés, soumis à une vitesse de rotation croissante de 14 Hz à 21 Hz, puis décroissante de 21 Hz à 12 Hz. Une réduction significative du bruit peut être observée par rapport au signal non filtré (signal en bleu). Cette amélioration facilite l'extraction des informations pertinentes et permet de suivre avec précision la variation de la vitesse de rotation.

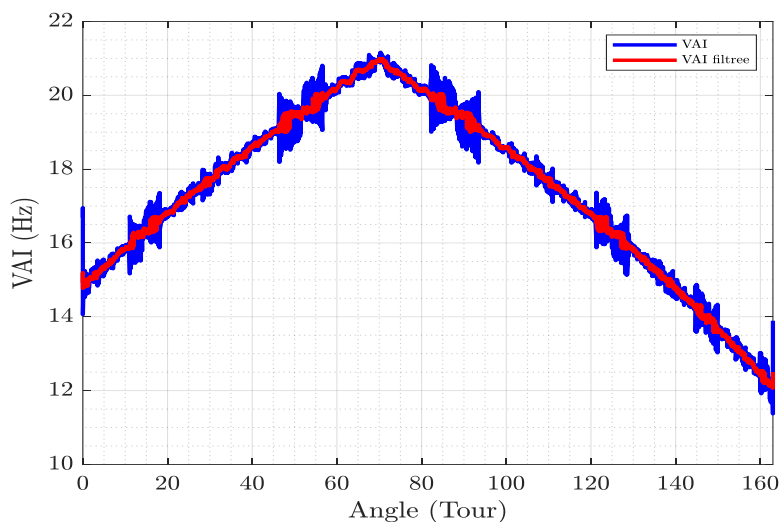


Figure 4.8 : Signal angulaire de VAI d'un roulement défectueux avec un CD, (vitesse de rotation croissante puis décroissante).

4.5.2 Analyse du spectre d'ordre

L'analyse du spectre d'ordre s'est révélée être l'une des techniques les plus efficaces dans le domaine du diagnostic des machines tournantes. Par ailleurs, la densité spectrale de puissance (DSP) est une technique très utile pour détecter les défauts dans ce type de systèmes [329]. Toutefois, de nombreuses fenêtres temporelles ont été développées dans la littérature pour minimiser le problème de fuite spectrale induit par la DSP. Parmi celles-ci, la fenêtre de Hanning est la plus couramment utilisée dans les analyses spectrales [330]. Cette fenêtre est généralement adoptée comme référence, car elle offre un bon équilibre entre la précision de l'amplitude et la résolution fréquentielle, ce qui minimise les erreurs transitoires associées aux répétitions périodiques du signal temporel [331], et de minimiser l'effet de bord en réduisant les lobes latéraux dans le domaine fréquentiel.

Dans cette étude, la densité spectrale de puissance est calculée sur un nombre entier de révolutions afin d'extraire des indicateurs originaux dans le domaine spectral. Le calcul est effectué utilisant la fenêtre de Hanning dont la longueur est égale à celle du signal analysé.

La figure 4.9 présente les trois signaux de la VAI dans le cas d'un défaut localisé au niveau de la bague intérieure, sous des conditions de vitesse de rotation croissante. La figure 4.9.a illustre les signaux dans le domaine temporel, tandis que la figure 4.9.b représente les signaux dans le domaine angulaire. On observe des variations notables entre les différents essais. Par exemple, lors

de l'essai 1, la vitesse instantanée évolue de 12,5 Hz à 27,8 Hz, alors que dans l'essai 3, elle passe de 13,5 Hz à 28,2 Hz. Ces écarts mettent en évidence une reproductibilité limitée des essais expérimentaux.

Cette variabilité s'explique notamment par la difficulté à contrôler avec précision la position angulaire initiale de l'arbre principal, ce qui induit des différences de phase dans les signaux mesurés, ainsi que des fluctuations dans les conditions dynamiques du système (inertie et couple appliqué). Par conséquent, ces facteurs contribuent à une dispersion des signatures vibratoires, affectant la cohérence des indicateurs diagnostiques et la stabilité des caractéristiques spectrales associées au défaut

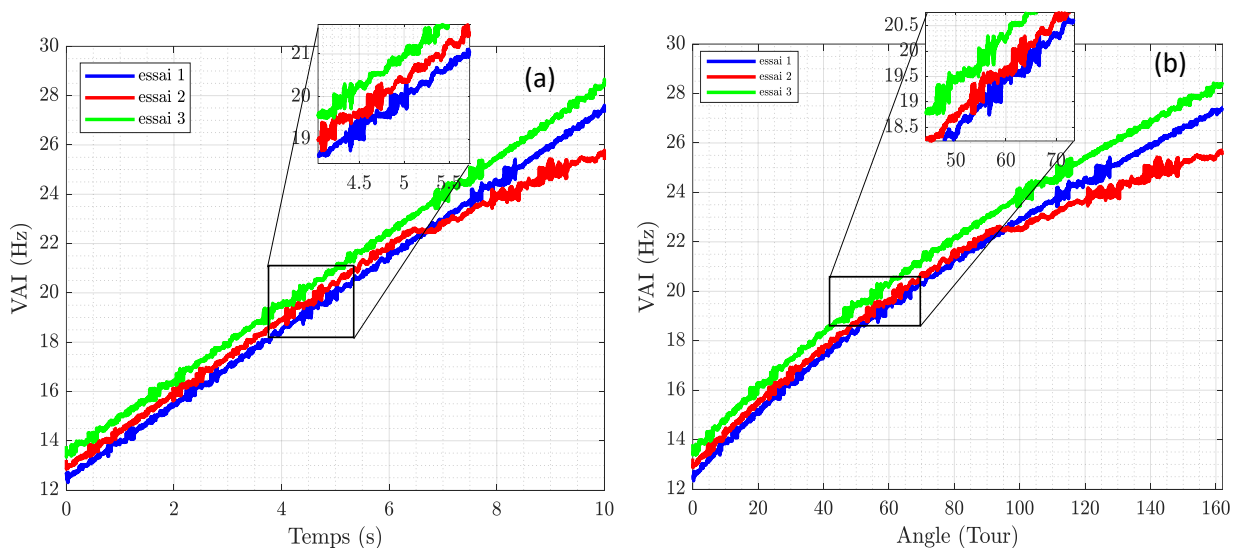


Figure 4.9 : (a) Signaux temporels des vitesses angulaires instantanées dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse de rotation croissante), (b) signaux angulaires de la VAI dans le cas de défaut de la bague intérieure

La figure 4.10 présente la DSP du signal angulaire dans le cas de défaut de la bague interne (IRD), avec une vitesse de rotation passant de 12,5 Hz à 27,8 Hz. Le BPFI est directement observé dans l'ordre 5,43 et ses harmoniques, ce qui provoque un phénomène périodique et une augmentation significative de l'amplitude de pic du défaut. Nous notons que ce défaut est le plus dominant sur le signal dans les différentes conditions de défauts.

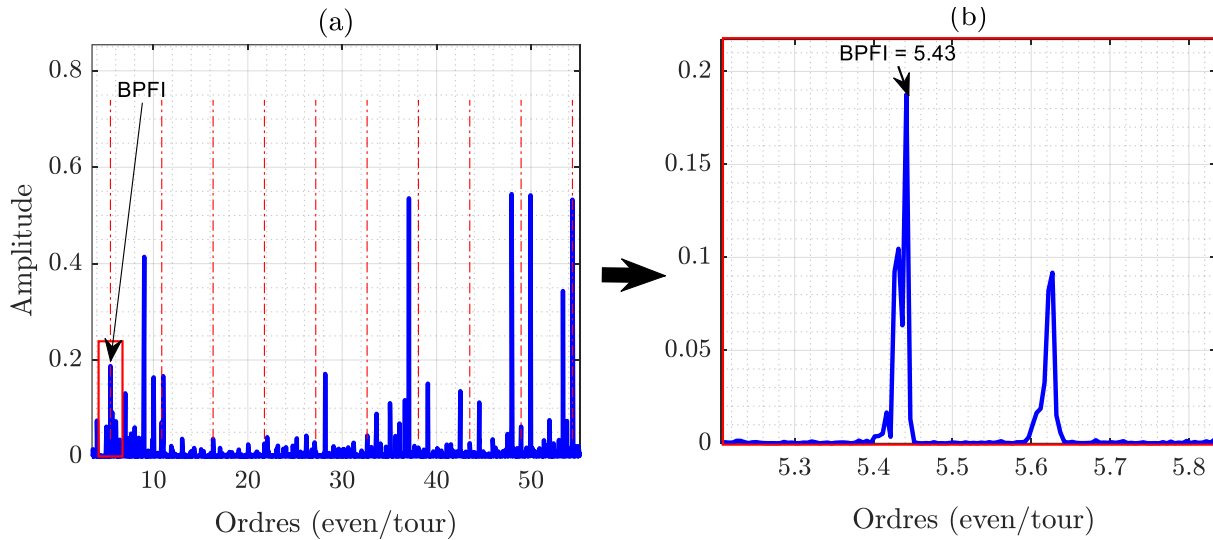


Figure 4.10 : (a) DSP du signal angulaire dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse de rotation passant de 12,5 Hz à 27,8 Hz), (b) partie agrandie du signal indiquée par un cadre rouge.

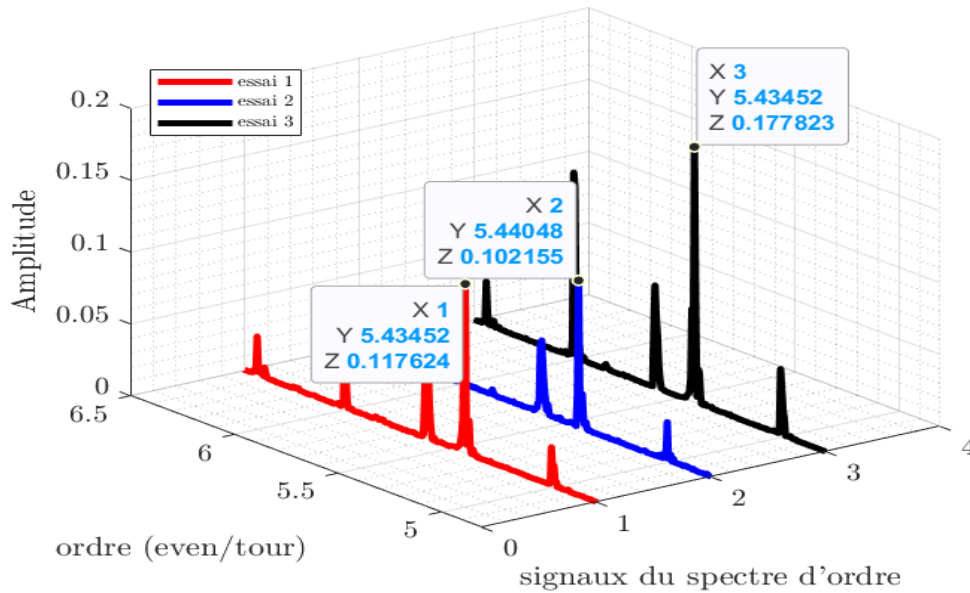


Figure 4.11 : DSP de trois signaux angulaires dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse de rotation croissante)

La figure 4.11 présente les densités spectrales de puissance (DSP) des trois signaux angulaires dans le cas d'un défaut de la bague interne (IRD), sous une condition de vitesse de rotation croissante. La fréquence caractéristique associée au défaut de la bague interne (BPFI) est clairement observée à l'ordre 5,43. Toutefois, les amplitudes des pics correspondants diffèrent d'un signal à l'autre. Cette variabilité peut être attribuée à la non-reproductibilité des conditions expérimentales.

En effet, Renaudin et al. [110] ont montré que les positions des pics spectraux demeurent invariantes malgré les variations de vitesse de rotation, ce qui confirme la robustesse des indicateurs fréquentiels basés sur les ordres. En revanche, les amplitudes présentent des fluctuations significatives d'un canal fréquentiel à un autre, en raison des différences dans les conditions dynamiques, les niveaux d'excitation, ainsi que les phénomènes de modulation liés aux interactions non linéaires du système.

Ce comportement est illustré par la figure 4.12, qui présente les DSP des signaux angulaires pour un défaut de la bague interne dans différentes conditions de fonctionnement : vitesse croissante, décroissante, croissante puis décroissante, ainsi que décroissante puis croissante. Ces résultats mettent en évidence la sensibilité des amplitudes spectrales aux régimes transitoires et aux variations cinématiques, tout en confirmant la stabilité des fréquences caractéristiques du défaut, ce qui constitue un élément clé pour le diagnostic fiable des défaillances des roulements.

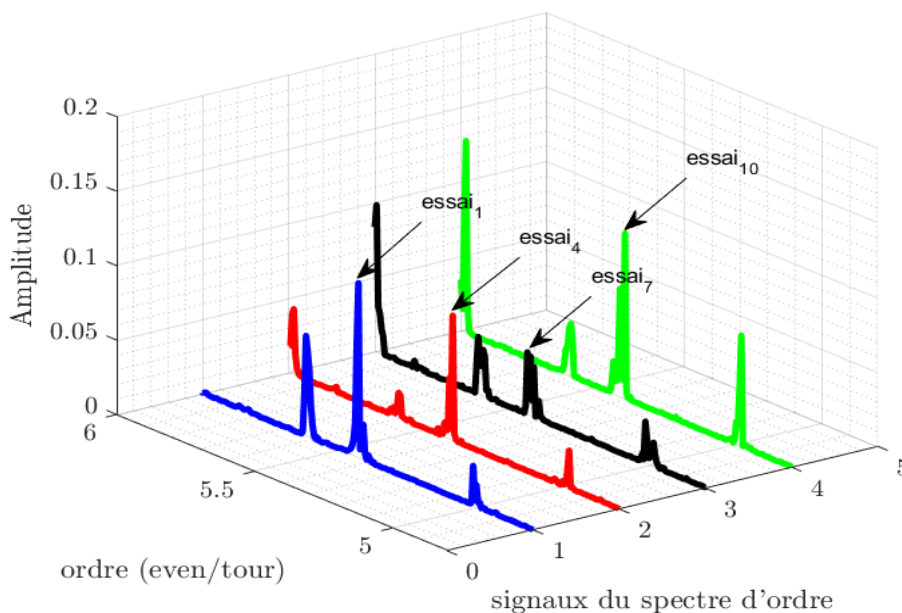


Figure 4.12 : DSPs des signaux angulaires dans le cas de défaut de la bague intérieure (vitesse croissante, décroissante, croissante puis décroissante et décroissante puis croissante)

La figure 4.13 présente quatre signaux de la vitesse angulaire instantanée (VAI) dans le cas d'un défaut de la bague intérieure, pour différentes conditions de variation de vitesse. La figure 4.13.a illustre les signaux dans le domaine temporel, tandis que la figure 4.13.b présente leur représentation dans le domaine angulaire.

Cette double représentation permet d'analyser plus finement les signatures du défaut : le domaine temporel met en évidence les fluctuations globales liées aux régimes transitoires, alors que le domaine angulaire permet une meilleure mise en évidence des phénomènes périodiques associés aux défauts, en réduisant l'influence des variations de vitesse et en facilitant l'identification des composantes caractéristiques synchronisées à la rotation.

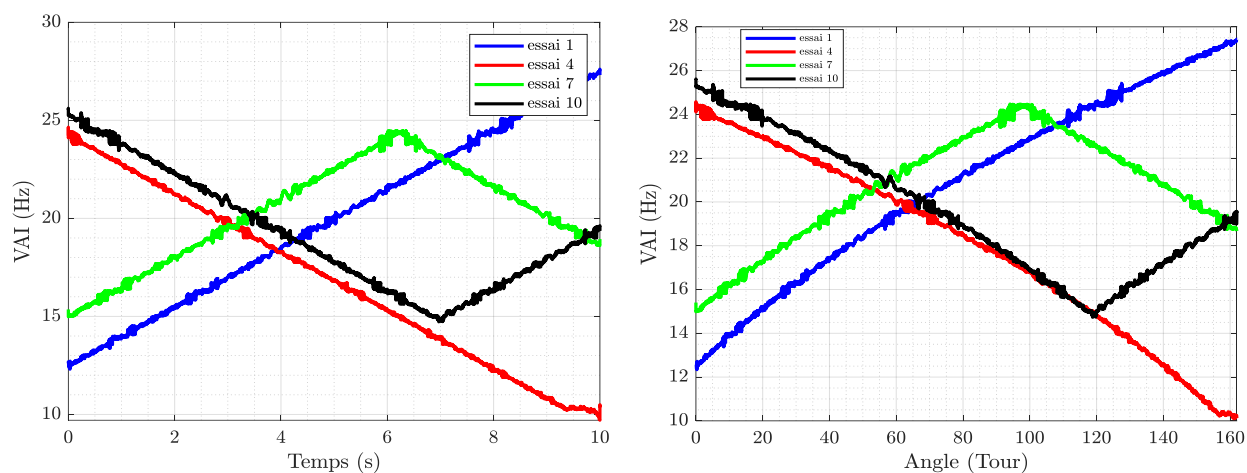


Figure 4.13 : (a) Signaux de vitesses angulaires instantanées dans le domaine temporel dans le cas de défaut de la bague intérieure (dans les quatre conditions de vitesses), (b) signaux angulaires de la VAI dans le cas de défaut de la bague intérieure.

La figure 4.14 présente le spectre d'ordre du signal dans le cas d'un défaut de la bague externe (ORD). Le pic caractéristique associé à ce défaut apparaît à l'ordre 3,57, correspondant à la fréquence fondamentale de passage des éléments roulants sur la bague externe (BPFO). De manière surprenante, l'énergie de la première harmonique dans le cas sain (H) est supérieure à celle observée dans le cas défectueux (ORD) pour l'ensemble des signaux, et ce, bien que le même nombre de points ait été utilisé pour tous les signaux lors de la construction des indicateurs du spectre d'ordre.

Ce comportement, contre-intuitif à première vue, a été largement rapporté dans la littérature et peut être interprété à la lumière du phénomène dit de « *healing phenomenon* » (phénomène de cicatrisation). Ce concept repose sur l'idée que, lorsque le défaut devient suffisamment développé, les interactions de contact entre les éléments roulants et la surface dégradée évoluent de manière significative. En effet, l'usure progressive peut conduire à un certain lissage des aspérités ou à une redistribution des contraintes de contact, réduisant ainsi le caractère impulsionnel des excitations générées par le défaut. Par conséquent, l'énergie vibratoire initialement concentrée autour des

fréquences caractéristiques peut diminuer ou se redistribuer sur une bande fréquentielle plus large, entraînant une atténuation relative des amplitudes des harmoniques principales. Ce phénomène s'accompagne également d'effets non linéaires tels que la modulation d'amplitude, les pertes d'impacts francs et l'augmentation du bruit de fond, ce qui peut compliquer l'identification du défaut par des approches spectrales classiques [332, 333, 334, 335].

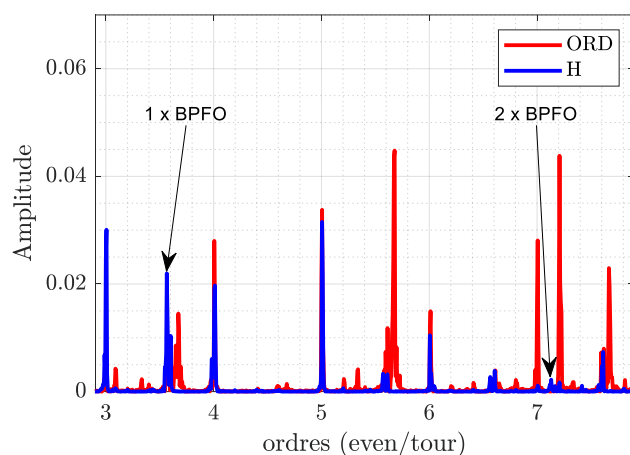


Figure 4.14 : DSP du signal angulaire avec ORD (vitesse de rotation augmentant de 14,8 Hz à 27,1 Hz).

La figure 4.15 présente les densités spectrales de puissance (DSP) des signaux angulaires dans le cas d'un défaut de la bague externe, pour trois conditions de variation de vitesse : croissante, décroissante, ainsi que croissante puis décroissante, comparées au cas sain. À partir de ces résultats, il est possible de confirmer l'évolution du défaut de la bague externe. En effet, on observe une diminution relative de l'amplitude des pics associés à la fréquence caractéristique du défaut (BPFO), par rapport à l'état sain.

Ce comportement peut être attribué au phénomène de dégradation avancée du contact, caractérisé notamment par un lissage progressif de la surface de la bague externe. Ce lissage entraîne une réduction du caractère impulsif des interactions entre les éléments roulants et la zone défectueuse, ce qui se traduit par une atténuation de l'énergie concentrée autour des fréquences caractéristiques. Par conséquent, l'énergie spectrale tend à se redistribuer sur une bande fréquentielle plus large, avec une augmentation du bruit de fond et une diminution de la prééminence des pics, rendant ainsi le défaut plus difficile à détecter.

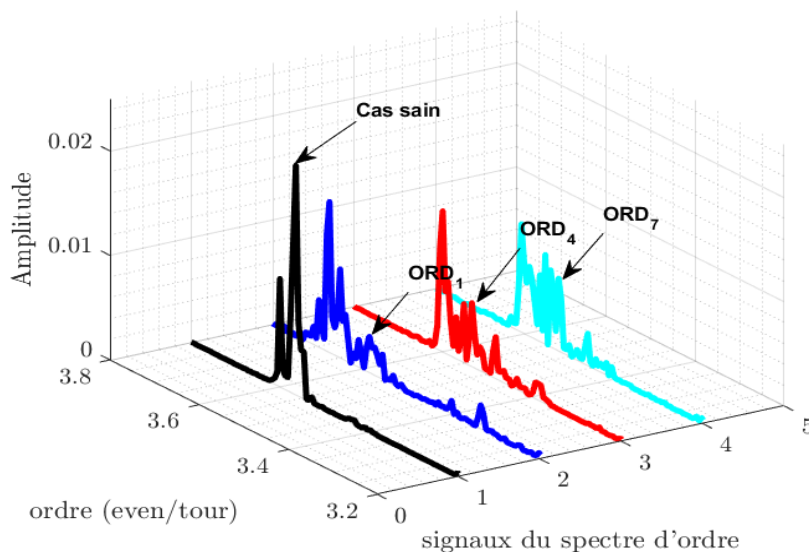


Figure 4.15 : DSPs des signaux angulaires de défaut de la bague externe pour 3 conditions de vitesses comparé par le cas sain.

La figure 4.16 présente les densités spectrales de puissance (DSP) des signaux angulaires associées à des défauts combinés, analysées sous deux régimes de variation de vitesse : une phase d'accélération suivie d'une décélération, puis une phase de décélération suivie d'une accélération, en comparaison avec l'état de référence sans défaut. L'analyse met en évidence une divergence spectrale significative entre les signatures des états dégradés et celle de l'état sain, traduisant une modification notable du contenu fréquentiel du signal. En outre, l'identification et la quantification de l'énergie des pics spectraux caractéristiques, associés à chaque type de défaut, permettent d'établir une discrimination robuste vis-à-vis du cas de référence. Ces résultats ouvrent ainsi la voie à l'extraction d'indicateurs de diagnostic pertinents dans le domaine du spectre d'ordre, offrant une sensibilité accrue à la détection et à la caractérisation des défauts en conditions de régime variable.

La figure 4.17 illustre la DSP du signal angulaire pour le cas de défauts combinés. On distingue la présence des ordres 3,57 et 5,43 correspondant respectivement aux défauts de la bague extérieure (BPFO) et de la bague intérieure (BPFI). On constate que le défaut de la bague intérieure (BPFI) présente une augmentation significative des niveaux d'ordre principal et que certaines de ces harmoniques sont modulées par la rotation de l'arbre. Ce défaut peut être considéré comme l'un des défauts les plus intenses. Cependant, le spectre d'ordre focalisé sur la fréquence caractéristique

des billes à l'ordre 2,32 ne montre pas clairement la présence du défaut, on note une augmentation modeste de l'amplitude par rapport à l'état sain (Figure 4.18).

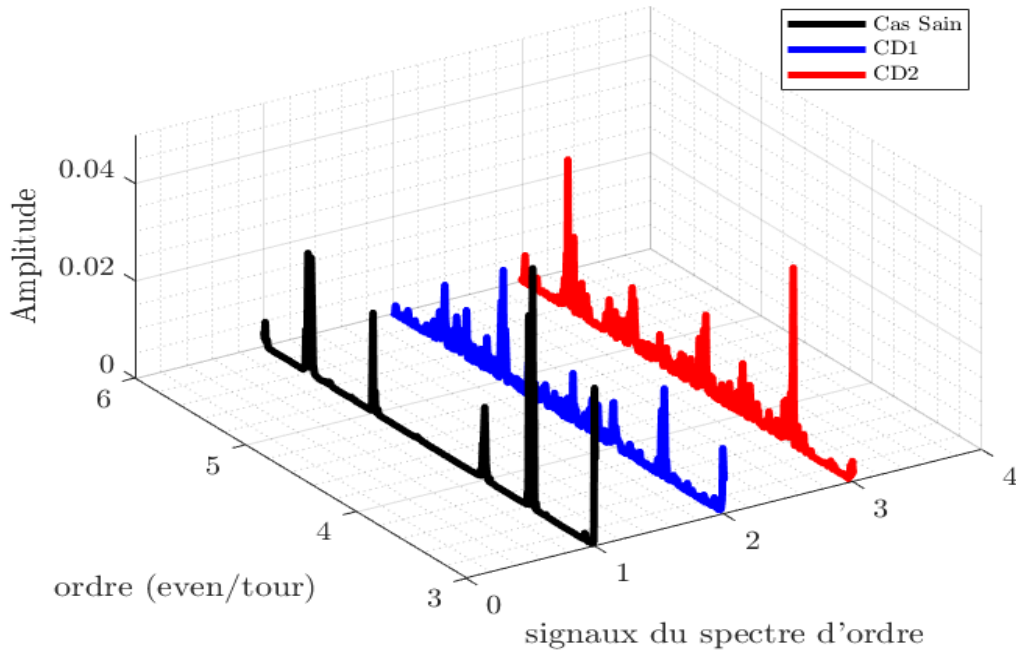


Figure 4.16 : DSPs des signaux angulaires dans le cas de défauts combinés dans 2 conditions de vitesses comparé par le cas sans défauts.

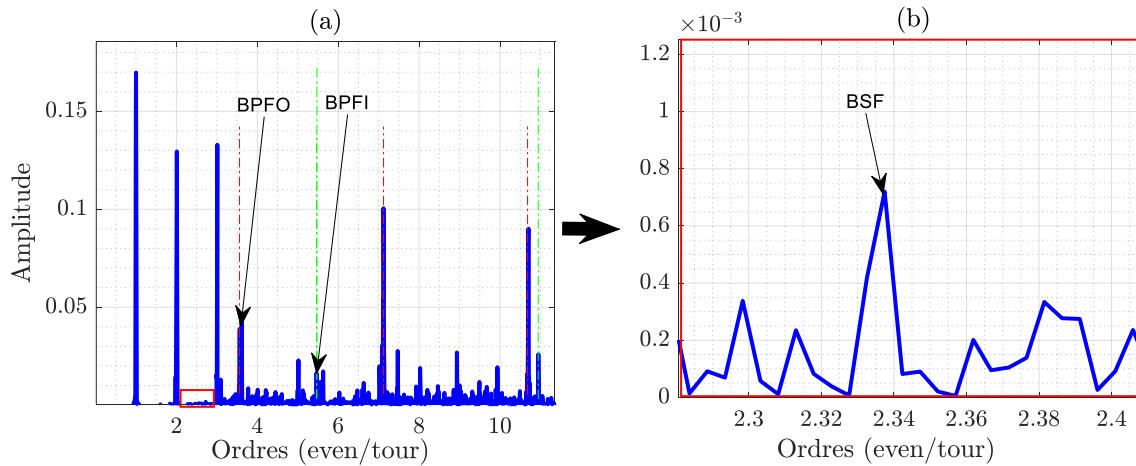


Figure 4.17 : (a) DSP du signal angulaire avec CD (vitesse de rotation passant de 13Hz à 27,9Hz), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre rouge.

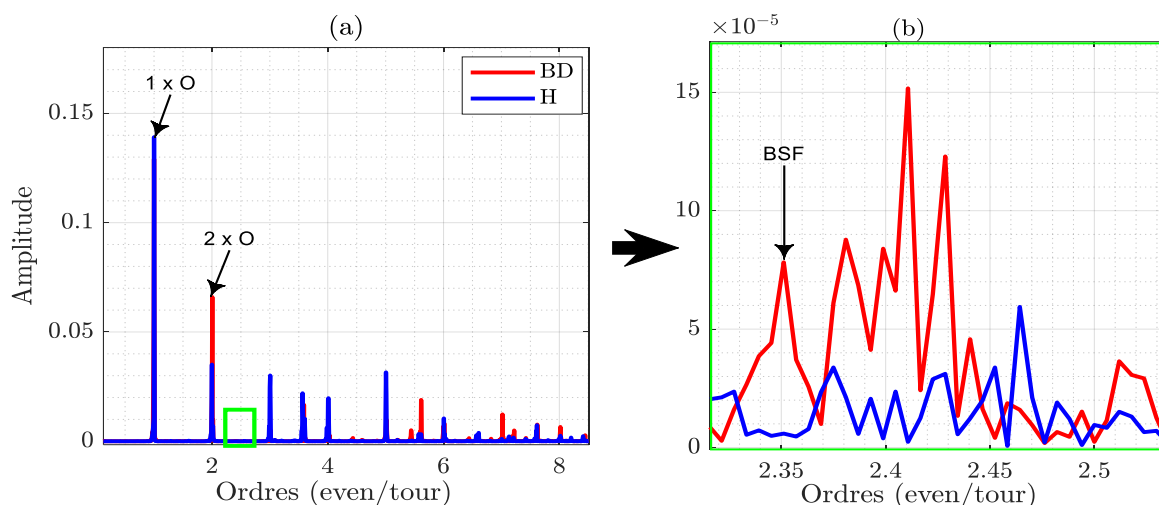


Figure 4.18 : (a) DSP du signal angulaire avec un défaut de billes (BD) (vitesse de rotation augmentant de 13Hz à 27,9Hz), (b) la partie zoomée du signal indiquée par un cadre vert.

Les figures précédentes permettent de suivre avec précision les composantes d'ordre des puissances associées aux différentes conditions, qu'il s'agisse d'un état sain, d'un défaut de la bague intérieure, d'un défaut de la bague extérieure, d'un défaut de bille ou de défauts combinés. Plusieurs approches ont été développées pour automatiser la détection des défauts des roulements. Par exemple, Shiroishi et al [336] ont proposé trois indicateurs dans le domaine fréquentiel : Spectrum Peak Ratio Outer (SPRO), Spectrum Peak Ratio Inner (SPRI) et Spectrum Peak Ratio Rolling élément (SPRR) pour identifier les défauts des roulements. Ces indicateurs n'ont prouvé leur efficacité que dans des conditions de vitesses stationnaires. Farhat et al [337] ont adapté les indicateurs précédents pour le champ angulaire en utilisant la technique d'analyse d'ordre de l'enveloppe du signal pour éliminer la variation de vitesse. Les indicateurs mis à jour : SPROa, SPRIa et SPRRa sont obtenues en divisant la somme des pics de défauts (fondamentaux et harmoniques) par la somme de tous les pics du spectre d'ordre. Cette méthode nécessite un temps de calcul important pour construire un vecteur forme (VF). Cependant, la première harmonique d'un défaut dans le spectre d'ordre est suffisante pour détecter le défaut dans le roulement.

Dans cette recherche, on utilise uniquement l'énergie de la première harmonique pour chaque fréquence de défaut, l'énergie de la fréquence de défaut de la bague intérieure (LIRFD), l'énergie de la fréquence de défaut de la bague extérieure (LORFD), et l'énergie de la fréquence de défaut de bille (Lbfd), nous prenons également la somme des énergies des 40 premières harmoniques

d'ordres (SO) comme indicateur, car la majorité des défauts de roulements génèrent un effet de modulation. De plus, cet indicateur ne nécessite pas un long temps de calcul. Nous avons utilisé un ordinateur équipé d'un processeur Intel(R) Core (TM) i7-10750H, fonctionnant sous Windows 11 Pro (version 24H2), avec 16,0 Go de RAM pour construire les vecteurs formes (VFs). Pour évaluer l'efficacité informatique de notre méthodologie, nous avons mesuré le temps nécessaire au rééchantillonnage angulaire et à l'extraction de tous les indicateurs. Pour un seul signal, l'ensemble du processus a été réalisé en moins de 0,2 seconde. Lors du traitement de l'ensemble de la base de données, le temps de calcul total était inférieur à 18 secondes. Les résultats montrent l'efficacité et la rapidité de la méthode proposée, confirmant qu'elle convient aux applications en temps réel et à l'analyse de données de séries temporelles à haute dimension. En outre, les résultats démontrent que la méthode proposée surpasse les techniques trouvées dans la littérature pour le diagnostic des défauts de roulements dans diverses conditions, telles que celles basées sur les indicateurs temps-fréquence extraites par la transformée en paquet d'ondelettes (WPT) et la réduction de la dimension à l'aide de la décomposition en valeur singulière multi-poids (MWSVD), où les indicateurs de dimensionnalité réduite sont utilisés dans les SVMs pour le diagnostic des défauts de roulements [338]. Cet avantage en termes de performances est attribué à la capacité de la méthode à traiter efficacement des ensembles de données complexes tout en conservant une facilité de calcul.

4.5.3 Construction de vecteurs formes (VFs)

L'une des étapes les plus importantes du processus de reconnaissance de formes est la construction du vecteur forme. L'objectif de cette étape est double : premièrement, la réduction de la dimensionnalité des données fournies au classificateur tout en conservant le maximum d'informations relatives aux différentes classes de fonctionnement. Deuxièmement, convertir les signaux vibratoires en indicateurs de surveillance et/ou de diagnostic, ce qui permet une utilisation plus efficace de la classification [339]. A partir des signaux angulaires cités dans la section précédente, nous avons calculé 8 indicateurs qui sont résumés dans le tableau 4.3. Au total, 3 VFs ont été construits à partir de différents domaines afin de déterminer celui qui fournit la meilleure performance de classification dans l'étape de détection et d'identification des défauts de roulements. Les trois VFs utilisées sont les suivantes :

- VF composé à partir des indicateurs du domaine angulaire
- VF composé à partir des indicateurs originaux du spectre d'ordre

- VF composé d'une combinaison d'indicateurs du domaine angulaire et du domaine de spectre d'ordre.

Tableau 4.3 : Description d'indicateurs

Indicateurs	Domaine	H IRD ORD BD CD
1	Angulaire	RMS
2		Kurtosis
3		Crest Factor (CF)
4		Impulse Factor (IF)
5	Spectral	LIRFD
6		LORFD
7		LBFD
8		SO

La figure 4.19.a présente les quatre indicateurs angulaires extraits pour l'ensemble des signaux correspondant aux états sain et défectueux. On observe une séparation significative des valeurs de l'indicateur entre la classe associée à l'état sain et celles correspondant au défaut de la bague intérieure ainsi qu'au défaut combiné. En revanche, les valeurs relatives au défaut de la bague extérieure et au défaut de la bille apparaissent globalement proches de celles de l'état sain, traduisant une faible discriminabilité de ces deux modes de défaillance dans ce domaine. Ce comportement peut être interprété comme le signe d'un état de dégradation avancé de la bague extérieure, suggérant que l'initiation et la propagation de fissures pourraient être anticipées sur cet élément.

La figure 4.19.b illustre, quant à elle, les valeurs des indicateurs issus du spectre d'ordre (indicateurs originaux). Une séparation marquée est observée entre l'état sain et l'ensemble des états défectueux (défaut de la bague intérieure, défaut de la bille, défaut de la bague extérieure et défaut combiné), témoignant d'une meilleure capacité de discrimination dans ce domaine. Par ailleurs, une séparation plus subtile est relevée entre les classes correspondant au défaut de la bague extérieure et au défaut de la bille. Cette observation suggère que le défaut de la bague extérieure est à un stade d'évolution plus avancé, ce qui pourrait induire un phénomène de lissage de la surface de contact. Ce mécanisme entraîne une atténuation de l'énergie vibratoire associée à la fréquence porteuse correspondant à la fréquence caractéristique de la bague extérieure. En outre, le niveau vibratoire associé au défaut de bille se caractérise généralement par une variance plus faible, ce qui limite sa contribution énergétique dans le spectre analysé.

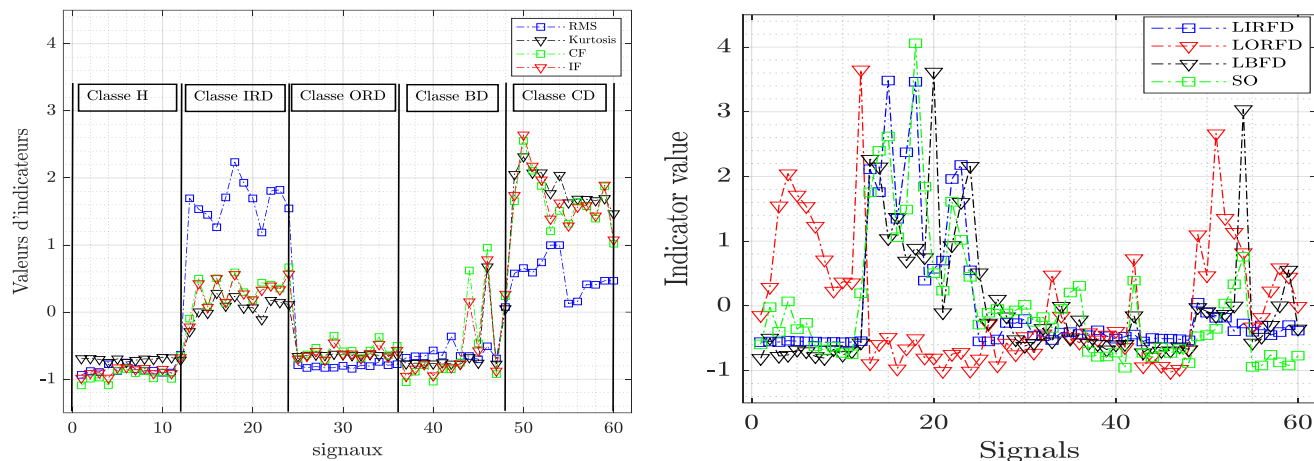


Figure 4.19 : Les valeurs d'indicateurs angulaire & spectrale

4.5.4 Normalisation du vecteurs formes (VFs)

La normalisation des données constitue une étape fondamentale du prétraitement dans les chaînes de traitement et d'analyse de données, notamment en apprentissage automatique et en diagnostic des machines tournantes. Elle vise à réduire la redondance informationnelle, à atténuer les effets d'échelle entre variables et à améliorer la condition numérique des algorithmes d'apprentissage. Sur le plan méthodologique, elle consiste à appliquer une transformation mathématique des données afin d'uniformiser leur distribution et de garantir une comparabilité inter-caractéristiques, ce qui contribue à renforcer la robustesse et la stabilité des modèles d'analyse. Par ailleurs, cette opération permet de limiter les biais induits par les disparités d'amplitude entre variables et d'améliorer la convergence des algorithmes d'optimisation.

Dans ce travail, afin de conserver des ordres de grandeur homogènes et de réduire les effets liés aux unités physiques, l'ensemble des variables d'indicateurs (Feature Vectors, FV) est normalisé selon une transformation de type z-score, imposant une moyenne nulle et un écart-type unitaire. Cette opération est réalisée à l'aide de la fonction MATLAB « normalize » avec l'option « z-score ».

La standardisation par z-score repose sur une transformation affine des données, exprimant chaque observation en termes d'écarts à la moyenne, pondérés par l'écart-type empirique de la distribution. Les données résultantes suivent ainsi une distribution centrée réduite ($\mu = 0$, $\sigma = 1$), tout en conservant la structure statistique intrinsèque du signal original, notamment les moments

d'ordre supérieur tels que l'asymétrie (skewness) et l'aplatissement (kurtosis). Cette propriété est particulièrement avantageuse dans les applications de diagnostic de défauts, car elle permet de préserver les signatures statistiques discriminantes des différents états de dégradation tout en assurant une homogénéisation des échelles d'entrée pour les modèles d'apprentissage.

Pour une variable aléatoire X de moyenne μ et d'écart type σ , le z-score d'une valeur x est présenté dans l'équation suivante :

$$z = \frac{(x-\mu)}{\sigma} \quad (4.13)$$

Pour un échantillon de données dont la moyenne est \bar{X} et l'écart type S , le z-score d'un point de données x est le suivant :

$$z = \frac{(x-\bar{X})}{S} \quad (4.14)$$

4.5.5 Sélection d'indicateurs

Généralement, un grand nombre d'indicateurs sont calculés à partir des données collectées par les capteurs d'un système. Pour cette raison, il est nécessaire de sélectionner les indicateurs les plus pertinents [340], c'est-à-dire ceux qui permettront une discrimination maximale entre les classes. La sélection d'indicateurs a été largement étudiée dans plusieurs domaines tels que l'apprentissage automatique, la reconnaissance des formes, l'exploration des données et le traitement des signaux. Les indicateurs sélectionnés sont utilisés pour réduire la dimensionnalité des données en choisissant un sous-ensemble optimal d'indicateurs qui augmente la précision de la classification. En ce qui concerne la classification des classes/étiquettes, le défi consiste à trouver le sous-ensemble d'indicateurs ayant la cardinalité la plus faible qui conserve les informations trouvées dans l'ensemble d'indicateurs $X = \{X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(d)}\}$ avec l'ensemble des classes $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$. Dans la sélection d'indicateurs, on peut avoir recours à plusieurs types de méthodes dont le choix dépend d'abord du domaine d'application [340]. Ces dernières sont classées généralement en deux groupes :

4.5.5.1 Méthodes filtre

Les méthodes filtre sont basées sur les propriétés générales des données afin d'évaluer et de choisir des sous-ensembles d'indicateurs sans impliquer l'algorithme d'apprentissage. Elles comprennent le score de Fisher [341, 342], l'information mutuelle [343, 344] et ReliefF [345, 346] etc... De cette manière, la sélection d'indicateurs est indépendante de l'apprentissage du classificateur et repose sur diverses mesures des caractéristiques générales d'indicateurs, telles que le classement d'indicateurs, la distance interclasse, la distance probabiliste, la dépendance probabiliste, la variance d'indicateurs et la pertinence par rapport à la réponse. Toutes ces mesures sont indépendantes du classificateur utilisé et ont l'avantage d'être souvent assez faciles à mettre en œuvre [347].

4.5.5.2 Méthodes enveloppantes « wrapper »

Les méthodes enveloppantes s'appuient sur les performances d'un classificateur spécifique pour évaluer la qualité d'un ensemble d'indicateurs [348]. Elles recherchent l'espace des sous-ensembles d'indicateurs et calculent la précision estimée d'un algorithme d'apprentissage unique pour chaque indicateur qui peut être ajoutée ou retirée du sous-ensemble [349, 350]. Cependant, ils doivent exécuter le classificateur de nombreuses fois pour estimer la qualité des sous-ensembles d'indicateurs sélectionnés, ce qui est très coûteux sur le plan informatique [351].

4.5.5.3 Méthode intégrées « Embedded Methods »

Les méthodes intégrées intègrent la sélection d'indicateurs à la construction du classificateur. Il existe trois types de méthodes intégrées. Les premières sont des méthodes d'élagage qui utilisent d'abord tous les indicateurs pour former un modèle et tentent ensuite d'éliminer certains indicateurs en fixant les coefficients correspondants à 0, tout en maintenant les performances du modèle, comme l'élimination récursive des indicateurs à l'aide d'une machine à vecteurs de support (SVM) [352]. La deuxième catégorie comprend les modèles dotés d'un mécanisme intégré de sélection des indicateurs, tels que ID3 [353] et C4.5 [354]. Les troisièmes sont des modèles de régularisation avec des fonctions objectives qui minimisent les erreurs d'ajustement et qui, dans le même temps, forcent les coefficients à être petits ou à être exactement nuls [355, 356, 357].

4.5.6 Algorithme de sélection MRMR

Les méthodes filtres sélectionnent des indicateurs indépendants du classificateur et évitent l'étape de validation croisée des méthodes enveloppantes typiques, ce qui les rend efficaces sur le plan informatique (temps de calcul réduit). Par conséquent, nous proposons d'appliquer une méthode de sélection du type filtre appelée algorithme MRMR (*Minimum Redundancy Maximum Relevance Algorithm*). Cette méthode utilise l'information mutuelle des variables prédictives et des variables de réponse (Equation 4.15) pour identifier une collection optimale d'indicateurs mutuellement et maximale différentes afin de maximiser la pertinence d'un ensemble d'indicateurs par rapport à la variable de réponse [358, 359].

L'information mutuelle I des variables aléatoires discrètes X et Z est définie comme suit :

$$I(X, Z) = \sum_{i,j} P(X = x_i, Z = z_j) \log \frac{P(X=x_i, Z=z_j)}{P(X=x_i)P(Z=z_j)} \quad (4.15)$$

Où $I = 0$ si X et Z sont indépendants et I est égal à l'entropie de X si X et Z sont tous deux des variables aléatoires.

Le MRMR est utilisé pour identifier un ensemble optimal S d'indicateurs qui maximise la pertinence V_S de S pour une variable de réponse y , et réduit la redondance W_S de S .

En utilisant I , V_S et W_S sont exprimés dans les équations suivantes (4.16) et (4.17):

$$V_S = \frac{1}{|S|} \sum_{x \in S} I(x, y) \quad (4.16)$$

$$W_S = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x, z \in S} I(x, z) \quad (4.17)$$

$|S|$ Présente le nombre d'indicateurs dans S .

L'algorithme MRMR utilise la valeur du quotient d'information mutuelle (MIQ) Eq. (4.18) pour classer les indicateurs via le schéma d'addition en avant qui nécessite $O(|\Omega| \cdot |S|)$ calculs.

où Ω est l'ensemble complet des caractéristiques et S est l'ensemble optimal.

$$MIQ_x = V_x / W_x \quad (4.18)$$

V_x et W_x sont la pertinence et la redondance d'un indicateurs :

$$V_x = I(x, y) \quad (4.19)$$

$$W_x = \frac{1}{|S|} \sum_{z \in S} I(x, z) \quad (4.20)$$

L'algorithme MRMR classent les indicateurs comme suit:

1. Sélectionner l'indicateur avec $\max_{x \in \Omega} V_x$ et insérer l'indicateur sélectionné dans un ensemble vide S .
2. Trouver les indicateurs du complément de S , S^c , qui ont une pertinence non nulle et une redondance nulle. Si S^c n'a pas d'indicateur ayant une pertinence non nulle et une redondance nulle, passez à l'étape 4. Dans le cas contraire, choisir l'indicateur le plus pertinent $\max_{x \in S^c, W_x=0} V_x$.
3. Répéter l'étape 2 jusqu'à ce que la redondance de tous les indicateurs de S^c soit différente de zéro.
4. Sélectionnez l'indicateur dans S^c ayant la plus grande valeur MIQ , une pertinence non nulle et une redondance non nulle, et ajoutez-la à l'ensemble S .

$$\max_{x \in S^c} MIQ_x = \max_{x \in S^c} \frac{I(x, y)}{\frac{1}{|S|} \sum_{z \in S} I(x, z)} \quad (4.21)$$

5. Répéter l'étape 4 jusqu'à ce que l'importance de tous les indicateurs de S^c soit nulle.
6. Ajouter de manière aléatoire les indicateurs sans rapport avec S .

L'algorithme de sélection MRMR est appliqué pour sélectionner les meilleurs indicateurs du VF combiné afin de vérifier que la combinaison des indicateurs classiques des signaux angulaires et du spectre d'ordre améliore les performances de la classification. Le tableau 4.4 présente les indicateurs classés pour les étapes de détection et d'identification. Dans l'étape de détection, on peut observer que les indicateurs spectraux LIRFD et LORFD sont les plus pertinents, tandis que le facteur de crête et le Lbfd sont classés respectivement troisième et quatrième. Les autres indicateurs sont classés en dernière position (Figure 4.20.a). Au stade de l'identification, les cinq indicateurs pertinents sont respectivement le RMS, le SO, le LORFD, le kurtosis et le LIRFD. Les autres indicateurs, classés par ordre de pertinence, sont les suivants : IF, Lbfd et CF : IF, Lbfd et CF (Figure 4.20.b). D'après ces résultats, on peut logiquement supposer que la combinaison des indicateurs angulaires classiques et des indicateurs spectraux d'ordre donne la meilleure performance de classification parce que les indicateurs classiques permettent de suivre l'état de santé général de la machine, ce qui permet de détecter facilement la présence d'une anomalie, tandis que les indicateurs spectraux permettent d'identifier le type et l'origine du défaut, ce qui confirme le résultat donné par la référence Mohanty dans [328].

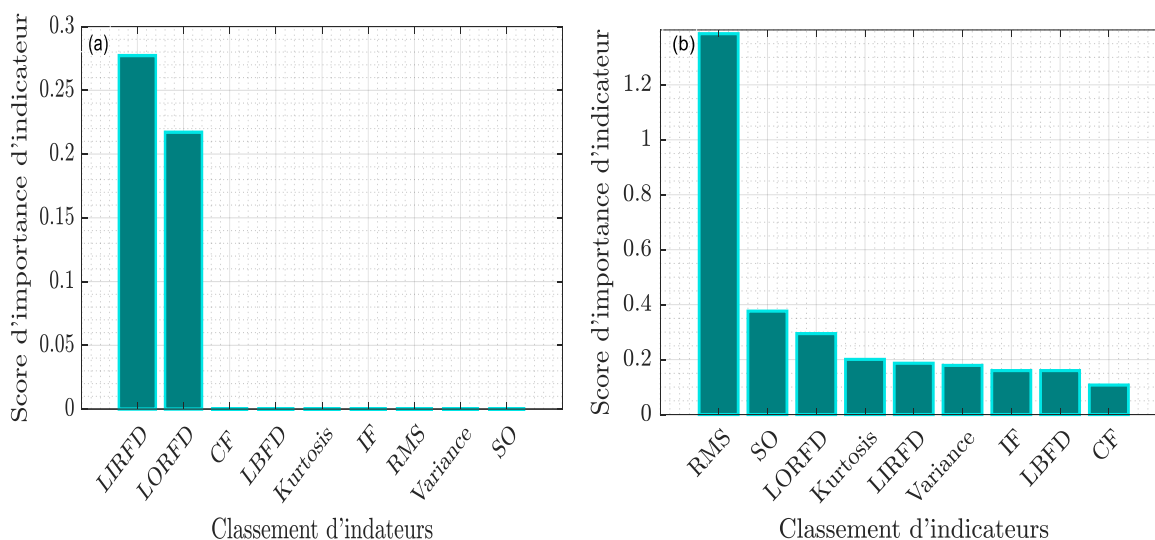


Figure 4.20 : Classement d'indicateurs pour la phase de détection et d'identification

Tableau 4.4 : Classement d'indicateurs

	Détection	Identification
Nombre		
1	LIRFD	RMS
2	LORFD	SO
3	Crest Factor (CF)	LORFD
4	LBFD	Kurtosis
5	Kurtosis	LIRFD
6	Impulse Factor (IF)	Impulse Factor (IF)
7	RMS	LBFD
8	SO	Crest Factor (CF)

4.5.7 Résultats et discussions

Nous avons différents types de défauts, il est donc essentiel non seulement de détecter mais aussi d'identifier ces défauts. Pour ce faire, un classificateur SVM cubique est utilisé pour chacune des deux étapes de diagnostic. L'étape de détection, où l'ensemble des données est divisé en deux classes, les conditions saines et les conditions endommagées. La classification à ce stade est effectuée à l'aide d'une validation croisée (CV) à 5 niveaux. L'étape d'identification, dans laquelle l'ensemble des données ne comprend que des cas de fonctionnement défectueux (4 classes). Ici, nous avons appliqué l'approche One-Against-One pour la classification multi-classes en utilisant une CV quadruple. Au total, $N(N-1)/2$ sont construits et chacun d'entre eux entraîne les données de deux classes (N est le nombre de classes). La précision de la validation croisée (CVA) est obtenue en faisant la moyenne des k précisions individuelles:

$$CVA = 1/k \sum_{j=1}^k A_j \quad (4.22)$$

Où k (4 dans notre cas) est le nombre de pliages utilisés,

Et A_j est la mesure de précision de chaque pliage, $j=1 \dots, k$

Tableau 4.5 : Performances de la classification SVM sans sélection

Domaine		
Angulaire	VF (04 indicateurs)	
	Succès (%)	
	Détection	90
	Identification	93.8
Spectre d'ordre	VF (04 indicateurs)	
	Détection	93.3
	Identification	89.6
	Angulaire & spectre d'ordre	VF (08 indicateurs)
Détection		98.3
Identification		97.9

Le tableau 4.5 illustre les performances de classification pour les trois VF : angulaire, spectrale et combiné (angulaire et spectrale). On peut noter que la meilleure performance de classification est obtenue en utilisant le VF combiné avec un pourcentage de réussite de 98,3 % pour l'étape de détection et de 97,9 % pour l'étape d'identification. En revanche, les performances obtenues avec les deux autres VF sont plus faibles. Pour le VF angulaire, les performances atteignent 90 % pour l'étape de détection et 93,8 % pour l'étape d'identification. Pour le VF qui consiste les indicateurs spectral, la performance de classification est égale à 93,3% pour l'étape de détection et 89,6% pour l'étape d'identification. Ce qui montre la robustesse et la pertinence de ces derniers dans le domaine de diagnostic intelligent des défauts de roulements.

Les matrices de confusion des phases de détection et d'identification utilisant le VF combiné sont affichées dans les figures 4.21 a, b respectivement. On constate que, dans les deux phases, un seul échantillon a été mal classé. Il s'agit d'un échantillon de la classe saine qui est classé avec la classe avec défauts pour la phase de détection et d'un échantillon de la classe des défauts de bille qui est classé avec la classe des défauts de la bague extérieure pour la phase d'identification.

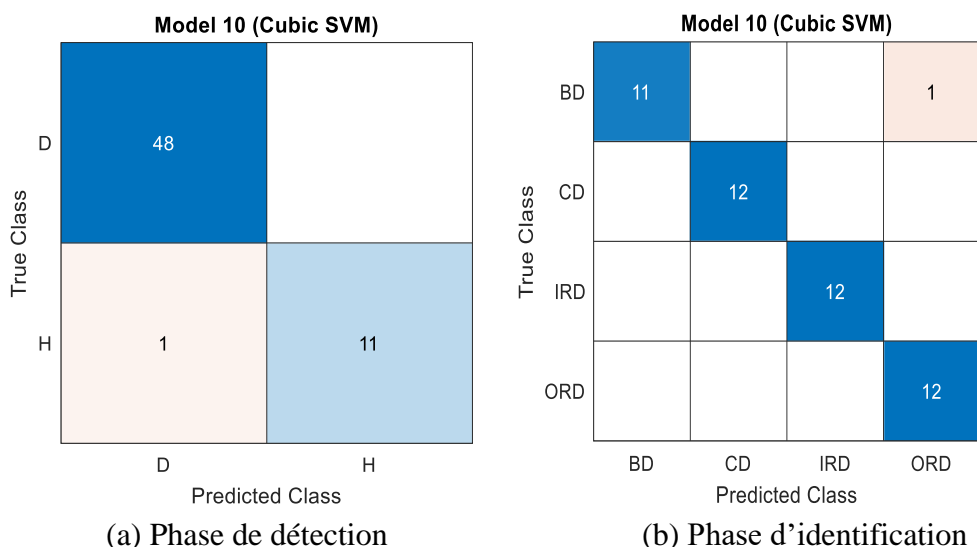


Figure 4.21 : Matrices de confusion du VF combiné

Le tableau 4.6 indique les performances du classificateur SVM après la sélection d'indicateurs du VF combiné à l'aide de l'algorithme MRMR. Le taux de classification atteint 100 % pour les phases de détection et d'identification en utilisant seulement 7 et 4 indicateurs respectivement.

Tableau 4.6 : Performances de la classification SVM avec l'algorithme de sélection MRMR

Domaine			
Angulaire & spectrale	Détection	Succès (%)	100
		Nombre d'indicateurs sélectionnés	7
	Identification	Succès (%)	100
		Nombre d'indicateurs sélectionnés	4

Figures 4.22 (a), (b) montrent les matrices de confusion des phases de détection et d'identification en utilisant les VF combinés après la sélection d'indicateurs. On peut voir que tous les échantillons sont bien classés, ce qui donne des performances parfaites pour la détection et l'identification des défauts de roulements.

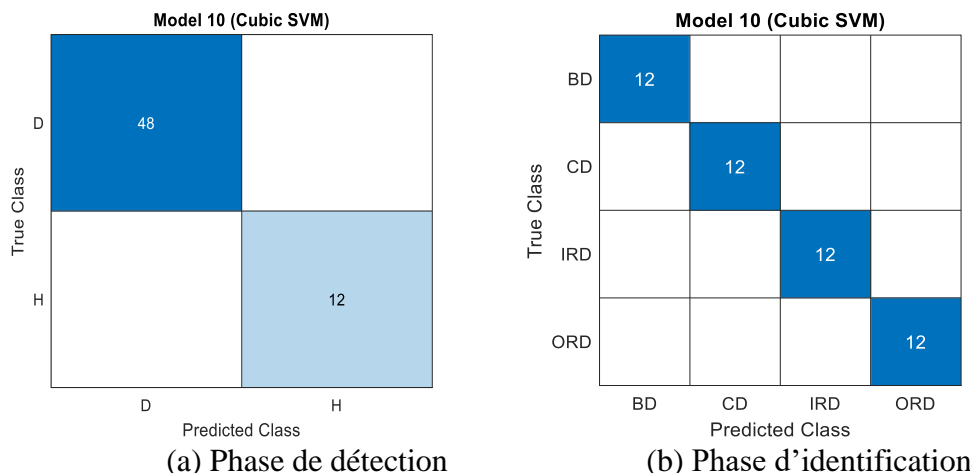


Figure 4.22 : Matrices de confusion de VF combinés après sélection d'indicateurs

Les résultats de la section précédente montrent que l'approche proposée peut distinguer avec précision les différentes conditions de défauts des roulements, en particulier dans des conditions non stationnaires. Lors de l'étape de prétraitement, le rééchantillonnage angulaire des signaux de vibration présente plusieurs avantages. Tout d'abord, il élimine le décalage du spectre induit par la variation de la vitesse. En outre, il fournit le même nombre de points par révolution que les signaux temporels dans des conditions non stationnaires, ce qui préserve l'homogénéité de l'accélération angulaire. Le rééchantillonnage angulaire est également efficace pour minimiser le bruit dans les signaux de vibration. Il améliorera donc la pertinence des indicateurs de surveillance et de diagnostic.

Dans l'étape de classification, les indicateurs spectraux proposés (LIRFD, LORFD, Lbfd, SO) montrent leur efficacité par rapport à d'autres indicateurs utilisés dans la littérature, comme l'indiquent Farhat et al. Dans la référence [337]. Les performances obtenues sont de 93,3% pour la phase de détection et de 89,6% pour la phase d'identification. Par ailleurs, les indicateurs angulaires classiques utilisés (RMS, kurtosis, IF, CF) ont quasiment les mêmes résultats de classification que ceux obtenus avec les indicateurs spectraux.

La combinaison d'indicateurs angulaires et spectrales dans un seul VF augmente la performance de la classification pour les deux phases de détection et d'identification avec 98,3 % et 97,9 % de réussite respectivement. Cette combinaison d'indicateurs exploite la complémentarité des informations, car les indicateurs statistiques sont efficaces pour surveiller l'état de santé de la machine et les indicateurs du domaine spectral sont efficaces pour localiser les défauts. L'algorithme de sélection d'indicateurs MRMR permet d'obtenir une performance de classification

parfaite avec 100% de réussite et minimise également la taille du VF, ce qui réduit considérablement les coûts de calcul.

4.6 Conclusion

Dans cette étude, nous proposons une nouvelle méthode intelligente de diagnostic des défauts de roulements dans des conditions non stationnaires, basée sur le rééchantillonnage angulaire des signaux d'accélération et l'SVM.

Dans l'étape de prétraitement, les signaux d'accélération sont rééchantillonnés angulairement à l'aide des signaux de vitesse fournis par un codeur incrémental. Les instants correspondant à chaque position angulaire sont déterminés par interpolation cubique. Dans l'étape de construction des VF, nous avons utilisé quatre indicateurs angulaires classiques (RMS, Kurtosis, IF, CF) et nous avons proposé quatre indicateurs calculés à partir du spectre d'ordre (LIRFD, LORFD, LBFD et SO). Dans l'étape de classification, l'SVM est entraîné à classer les catégories de défauts pour les phases de détection et d'identification en utilisant trois VFs différents. Le premier est calculé à partir du domaine angulaire, le deuxième est extrait du domaine du spectre d'ordre. Pour tirer parti de la complémentarité des informations, nous avons combinés les deux VFs en un seul VF.

Les résultats indiquent que le rééchantillonnage angulaire permet d'obtenir des indicateurs plus pertinents et que la combinaison de ces indicateurs augmente la performance de la classification, qui atteint environ 98 %. D'autre part, l'algorithme de sélection MRMR permet de réduire la taille du VF, ce qui présente un double avantage. Premièrement, les performances de classification atteindront une précision de 100 % pour les phases de détection et d'identification. Deuxièmement, le temps de calcul de l'algorithme de classification sera réduit. La méthode proposée prouve son efficacité pour le diagnostic des défauts de roulements dans des conditions de vitesse variable. En outre, cette approche sera testée sur des systèmes plus complexes fonctionnant dans des conditions non stationnaires, tels que les multiplicateurs d'éoliennes, et cette méthode pourrait également être utilisée pour construire un système de diagnostic en ligne.

Conclusion Générale

Ce travail a débuté par une étude approfondie des outils de diagnostic ainsi que des instruments de mesure utilisés dans les systèmes de surveillance et de diagnostic. Une analyse rétrospective des défaillances affectant les organes mécaniques, tels que les arbres, les roulements et les engrenages, a également été réalisée. En effet, l'analyse vibratoire repose sur un retour d'expérience de plus de cinquante ans, sur lequel nous nous sommes appuyés. Elle constitue aujourd'hui la technique la plus dominante dans le domaine du diagnostic des machines tournantes.

A travers une étude bibliographique, des méthodes de traitements de signal a ensuite été discutés, après la présentation de ces méthodes, l'analyse angulaire a été retenus en raison de ces avantages, une discrétisation angulaire du signal, une mise en œuvre simple et rapide et une élimination de l'effets de variation de vitesse. De plus des méthodes d'intelligence artificielle notamment les méthodes d'apprentissages supervisé ont été présentés, afin de choisir la meilleure technique de diagnostic intelligent des défauts de roulements. Ces dernières sont étroitement liées à la finesse d'analyse et à la pertinence d'indicateurs retenus.

Dans le troisième chapitre, nous avons proposé un algorithme de rééchantillonnage angulaire basé sur l'approche MOPA dans des conditions de vitesses et de charges non stationnaire. Dans le but de développer un système de diagnostic capable de détecter les dégradations des roulements dans n'importe quelle condition de fonctionnement et dans l'absence du signal codeur (TTL). Les résultats montrent l'efficacité de l'approche proposée.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous avons mené une étude pour démontrer l'efficacité de rééchantillonnage angulaire et les supports à vecteurs de machines (SVM) dans le domaine de diagnostic des défauts de roulements dans des conditions de fonctionnement non stationnaires (variation de vitesse). Les résultats indiquent que le rééchantillonnage angulaire permet d'obtenir des indicateurs plus pertinents et que la combinaison de ces indicateurs augmente la performance de la classification. D'autre part, les méthodes de sélections permet de réduire la taille du vecteur forme, ce qui présente un double avantage. Premièrement, augmentent les performances de classification. Deuxièmement, le temps de calcul de l'algorithme de classification sera réduit.

Perspectives de recherche

De par l'extrême complexité de notre problème, les résultats que nous avons obtenus ont montré des caractéristiques intéressantes qui nous poussent à approfondir nos recherches dans plusieurs directions. Ainsi, plusieurs perspectives peuvent être envisagées. Néanmoins, plusieurs points mériteraient d'être explorés ou encore améliorés :

- Utiliser d'autres techniques de rééchantillonnage angulaire plus performantes.
- Développer autres indicateurs pour le diagnostic des défauts de roulements et d'engrenages.
- Utiliser les indicateurs proposés pour la prédiction de la durée de vie résiduelle de roulements.
- Appliquer les techniques d'apprentissage non supervisé afin de suivre un défaut de roulement naissant,
- Extraire les indicateurs proposés dans cette étude du signal de vitesse angulaires instantanées
- Utiliser les méthodes d'extraction d'indicateurs pour la réduction de la dimensionnalité.
- Utiliser les méthodes de l'extraction de la propriété CS pour développer nouveaux indicateurs
- Employer les méthodes de la restauration de la cyclo-stationnarité des signaux de roulements à billes pour le développement d'indicateurs

Références

- [1] W. W. E. Association, «Worldwide wind capacity reaches 744 gigawatts—An unprecedented 93 gigawatts added in 2020,» *Press Release, Statistics.*, 2021.
- [2] G. W. E. Council, «GWEC| global wind report 2021,» *Global Wind Energy Council: Brussels, Belgium*, vol. 80, 2021.
- [3] M. I. Blanco, «The economics of wind energy,» *Renewable and sustainable energy reviews.*, vol. 13, n° (6-7), pp. 1372-1382, 2009.
- [4] S. Krohn, P. E. Morthorst et S. Awerbuch, «The economics of wind energy,» *European Wind Energy Association*, vol. 3, 2009.
- [5] W. Hu, H. Chang et X. Gu, «A novel fault diagnosis technique for wind turbine gearbox,» *Applied Soft Computing*, vol. 82, n° 105556, 2019.
- [6] D. Zappalá, P. J. Tavner, C. J. Crabtree et S. Sheng, «Side-band algorithm for automatic wind turbine gearbox fault detection and diagnosis,» *IET Renewable Power Generation*, vol. 8, n° 4, pp. 380-389.
- [7] H. Gu, , W. Y. Liu, Q. W. Gao et Y. Zhang, «A review on wind turbines gearbox fault diagnosis methods,» *Journal of Vibroengineering*, vol. 23, n° 1, pp. 26-43, 2021.
- [8] S. Yang, W. Li et C. Wang, «The intelligent fault diagnosis of wind turbine gearbox based on artificial neural network,» *In 2008 international conference on condition monitoring and diagnosis. IEEE*, pp. 1327-1330, 2008, April.
- [9] L. Yang et Z. Zhang, «Wind turbine gearbox failure detection based on SCADA data: A deep learning-based approach,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1-11, 2020.
- [10] S. P. Mogal et D. I. Lalwani, «Experimental investigation of unbalance and misalignment in rotor bearing system using order analysis,» *J. Meas. Eng.*, vol. 3, n° 4, p. 114-122, 2015.
- [11] M. C. S. Reddy et A. S. Sekhar, «Application of artificial neural networks for identification of unbalance and looseness in rotor bearing systems,» *Int. J. Appl. Sci. Eng*, vol. 11, n° 1, p. 69-84, 2013.
- [12] O. Tonks et Q. Wang, «The detection of wind turbine shaft misalignment using temperature monitoring,» *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, vol. 17, pp. 71-79, 2017.
- [13] D. P. Rommel, D. Di Maio et T. Tinga, «Calculating loads and life-time reduction of wind turbine gearbox and generator bearings due to shaft misalignment,» *Wind Engineering*, vol. 45, n° 13, pp. 547-568, 2021.
- [14] M. Whittle , J. Trevelyan, W. Shin et P. Tavner, «Improving wind turbine drivetrain bearing reliability through pre-misalignment,» *Wind Energy*, vol. 17, n° 8, pp. 1217-1230, 2014.
- [15] D. J. Gardels, W. Qiao et X. Gong, «Simulation studies on imbalance faults of wind turbines,» *In IEEE PES General Meeting. IEEE*, pp. 1-5, 2010, July.
- [16] X. Gong et W. Qiao, «Imbalance fault detection of direct-drive wind turbines using generator current signals,» *IEEE Transactions on energy conversion*, vol. 27, n° 2, pp. 468-476, 2012.
- [17] F. C. Mehlan et A. R. Nejad, «Rotor imbalance detection and diagnosis in floating wind turbines by means of drivetrain condition monitoring,» *Renewable energy*, vol. 212, pp. 70-81, 2023.

- [18] J. Xu, X. Ding, Y. Gong, N. Wu et H. Yan, «Rotor imbalance detection and quantification in wind turbines via vibration analysis,» *Wind Engineering*, vol. 46, n° 1, pp. 3-11, 2022.
- [19] S. Fedala , «Diagnostic des défauts des machines tournantes par reconnaissance des formes,» Université Ferhat Abbas Sétif -1-, Doctoral dissertation, Sétif, 2021.
- [20] M. N. Kotzalas et G. L. Doll, «Tribological advancements for reliable wind turbine performance,» *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 368, n° 1929, pp. 4829-4850, 2010.
- [21] W. Teng, X. Ding, S. Tang, J. Xu, B. Shi et Y. Liu, «Vibration analysis for fault detection of wind turbine drivetrains—a comprehensive investigation,» *Sensors*, vol. 21, n° 5, p. 1686, 2021.
- [22] S. Fedala, «Le diagnostic vibratoire automatisé : comparaison des méthodes d'extraction et de sélection du vecteur forme,» Institut d'optique et de mécanique de précision: Université Ferhat Abbas Sétif, Algérie, 2005.
- [23] M. Nie et L. Wang, «Review of condition monitoring and fault diagnosis technologies for wind turbine gearbox,» *Procedia Cirp*, vol. 11, pp. 287-290, 2013.
- [24] S. Sheng, «Wind turbine micropitting workshop,» *a recap (No. NREL/TP-500-46572). National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States),*, 2010.
- [25] N. Feki, *Modelisation électro-mécanique de transmissions par engrenages - applications a la détection et au suivi des avaries*, Lyon, France: Thèse de Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2012.
- [26] R. Ma et Y. Chen, «Research on the dynamic mechanism of the gear system with local crack and spalling failure,» *Engineering Failure Analysis*, vol. 26, pp. 12-20, 2012.
- [27] H. Sentoku, «AE in tooth surface failure process of spur gears,» *Journal of acoustic emission*, vol. 16, n° 1-4, pp. S19-S24, 1998.
- [28] «<https://automatykab2b.pl/temat-miesiaca/42973-jak-unikac-awarii-w-zakladach-przemyslowych/strona/1-inne-uszkodzenia>,» [En ligne]. Available: <https://automatykab2b.pl>. [Accès le 10 avril 2025].
- [29] G. Shrimali, C. Konda et A. A. Farooquee , «Designing renewable energy auctions for India: Managing risks to maximize deployment and cost-effectiveness,» *Renewable Energy*, vol. 97, pp. 656-670., 2016.
- [30] J. Igba, K. Alemzadeh, K. Henningsen et C. Durugbo, «Effect of preventive maintenance intervals on reliability and maintenance costs of wind turbine gearboxes,» *Wind Energy*, vol. 18, n°11, pp. 2013-2024, 2015.
- [31] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring: industrial, automotive and aerospace applications*, John Wiley & Sons, 2021.
- [32] A. Rai et S. H. Upadhyay, «A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings,» *Tribology International*, vol. 96, pp. 289-306, 2016.
- [33] Z. Q. Liu, J. Sun et W. D. Shen, «Study of plowing and friction at the surfaces of plastic deformed metals,» *Tribology International*, vol. 35, n° 8, pp. 511-522, 2002.
- [34] F. Wang, D. Qian, L. Hua et X. Lu, «The effect of prior cold rolling on the carbide dissolution, precipitation and dry wear behaviors of M50 bearing steel,» *Tribology International*, vol. 132, pp. 253-264, 2019.
- [35] G. G. Ren, «Hypo-elastohydrodynamic lubrication of journal bearings with deformable surface,» *Tribology International*, vol. 175, n° 107787, 2022.

-
- [36] R. Antunović, G. Šiniković et N. Vučetić, «Diagnostics and failure of plain bearings,» *IETI Transactions on Engineering Research and Practice*, vol. 2, n° 2, pp. 9-18, 2018.
- [37] A. Greco, S. Sheng, J. Keller et A. Erdemir, «Material wear and fatigue in wind turbine systems.,» *Wear*, vol. 302, n° 1-2, pp. 1583-1591, 2013.
- [38] J. R. Stack, T. G. Habetler et R. G. Harley, «Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines,» *IEEE Transactions on Industry applications*, vol. 40, n° 3, pp. 735-739, 2004.
- [39] M. N. Kotzalas et M. R. Eckels, «Repair as an option to extend bearing life and performance,» *SAE Transactions*, pp. 276-284.
- [40] X. Chen , W. Xu, Y. Liu et M. R. Islam, «Bearing corrosion failure diagnosis of doubly fed induction generator in wind turbines based on stator current analysis,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 67, n° 5, pp. 3419-3430, 2019.
- [41] M. Stammer, A. Reuter et G. Poll, «Cycle counting of roller bearing oscillations—case study of wind turbine individual pitching system,» *Renewable Energy Focus*, vol. 25, pp. 40-47, 2018.
- [42] S. M. Muzakkir, K. P. Lijesh et H. Hirani, «Failure mode and effect analysis of journal bearing. 10(16), 36843-36850.,» *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 10, n° 16, pp. 36843-36850, 2015.
- [43] J. H. Kang, B. Hosseinkhani et P. E. Rivera-Díaz-del-Castillo, «Rolling contact fatigue in bearings: multiscale overview,» *Materials Science and Technology*, vol. 28, n° 1, pp. 44-49, 2012.
- [44] M. H. Evans, «White structure flaking (WSF) in wind turbine gearbox bearings: effects of ‘butterflies’ and white etching cracks (WECs),» *Materials Science and Technology*, vol. 28, n° 1, pp. 3-22, 2012.
- [45] Z. Liu, Wind turbine blade bearing fault detection and diagnosis using vibration and acoustic emission signal analysis, United Kingdom: The University of Manchester, 2021.
- [46] P. Hellstein et M. Szwedo, «3D thermography in non-destructive testing of composite structures,» *Measurement Science and Technology*, vol. 27, n° 12, 2016/10/19.
- [47] S. Bagavathiappan, B. B. Lahiri, T. Saravanan, J. Philip et T. Jayakumar, «Infrared thermography for condition monitoring—A review,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 60, pp. 35-55, 2013.
- [48] M. S. Jadin et S. Taib, «Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment by using infrared thermography,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 55, n° 4, pp. 236-245, 2012.
- [49] M. L. Pastor, X. Balandraud, M. Grédiac et J. L. Robert , «Applying infrared thermography to study the heating of 2024-T3 aluminium specimens under fatigue loading,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 51, n° 6, pp. 505-515, 2008.
- [50] Y. Li, J. X. Gu, D. Zhen, M. Xu et A. Ball, «An evaluation of gearbox condition monitoring using infrared thermal images applied with convolutional neural networks,» *Sensors*, vol. 19, n° 9, 2019.
- [51] B. S. Yang, F. Gu et A. Ball, «(2013). Thermal image enhancement using bi-dimensional empirical mode decomposition in combination with relevance vector machine for rotating machinery fault diagnosis. , ,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 38, n° 2, pp. 601-614, 2013.
- [52] O. Janssens, M. Loccufer, R. Van de Walle et S. Van Hoecke, «Data-driven imbalance and hard particle detection in rotating machinery using infrared thermal imaging,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 82, pp. 28-39, 2017.

- [53] M. Vellvehi, X. Perpiñà, G. L. Lauro, F. Perillo et X. Jordà, «Irradiance-based emissivity correction in infrared thermography for electronic applications,» *Review of scientific instruments*, vol. 82, n° 11, 114901, 2011.
- [54] C. Ibarra-Castanedo, E. Grinzato, S. Marinetti, P. Bison, M. Genest, M. Grenier et X. ... & Maldague, «Recent progresses in the inspection of aerospace components by infrared thermography,» *In 17th World Conference on Nondestructive Testing*, 2008, October.
- [55] S. Al-Dossary, R. R. Hamzah et D. Mba, «Observations of changes in acoustic emission waveform for varying seeded defect sizes in a rolling element bearing,» *Applied acoustics*, vol. 70, n° 1, pp. 58-81, 2009.
- [56] M. Elforjani et D. Mba, «Natural mechanical degradation measurements in slow speed bearings,» *Engineering Failure Analysis*, vol. 16, n° 1, pp. 521-532, 2009.
- [57] Z. Bo, Z. Yanan et C. Changzheng, «Acoustic emission detection of fatigue cracks in wind turbine blades based on blind deconvolution separation,» *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, vol. 40, n° 6, pp. 959-970, 2017.
- [58] P. Liu, D. Xu, J. Li, Z. Chen, S. Wang, J. Leng et Z. ... & Li, «Damage mode identification of composite wind turbine blade under accelerated fatigue loads using acoustic emission and machine learning,» *Structural Health Monitoring*, vol. 19, n° 4, pp. 1092-1103, 2020.
- [59] S. Menon, J. N. Schoess, R. Hamza et D. Busch, «Wavelet-based acoustic emission detection method with adaptive thresholding,» *Smart Structures and Materials 2000: Sensory Phenomena and Measurement Instrumentation for Smart Structures and Materials*, vol. 3986, n° 71-77, 2000, June.
- [60] Y. Zhang, W. Lu et F. Chu, «Planet gear fault localization for wind turbine gearbox using acoustic emission signals,» *Renewable Energy*, vol. 109, pp. 449-460, 2017.
- [61] F. Leaman, S. Hinderer, R. Baltès, E. Clausen, B. Rieckhoff, R. Schelenz et G. Jacobs, «Acoustic emission source localization in ring gears from wind turbine planetary gearboxes,» *FORSCHUNG IM INGENIEURWESEN-ENGINEERING RESEARCH*, vol. 83, n° 1, pp. 43-52, 2019.
- [62] C. Li, R. V. Sanchez, G. Zurita, M. Cerrada, D. Cabrera et R. E. Vásquez, «Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 76, pp. 283-293, 2016.
- [63] E. Mollasalehi, D. Wood et Q. Sun, «Indicative fault diagnosis of wind turbine generator bearings using tower sound and vibration,» *Energies*, vol. 10, n° 11, p. 1853, 2017.
- [64] Z. Liu, X. Wang et L. Zhang, «Fault diagnosis of industrial wind turbine blade bearing using acoustic emission analysis,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 69, n° 9, pp. 6630-6639, 2020.
- [65] Z. Liu, B. Yang, X. Wang et L. Zhang, «Acoustic emission analysis for wind turbine blade bearing fault detection under time-varying low-speed and heavy blade load conditions,» *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 57, n° 3, pp. 2791-2800, 2021.
- [66] D. Papasalouros, N. Tsopeles, A. Anastasopoulos, D. Kourousis, D. J. Lekou et F. Mouzakis, «Acoustic Emission Monitoring of Composite Blade of NM48/750 NEG-MICON Wind Turbine,» *Journal of Acoustic Emission*, vol. 31, n° 1, 2013.
- [67] M. R. Wilkinson, F. Spinato et P. J. Tavner, «Condition monitoring of generators & other subassemblies in wind turbine drive trains,» *In 2007 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drive. IEEE*, pp. 388-392, 2007, September.

- [68] B. Lu, Y. Li, X. Wu et Z. Yang, «A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and fault diagnosis,» *Proceedings of the IEEE Power Electronics and Machines in Wind Applications, Lincoln, NE, USA*, pp. 1-7, 2009.
- [69] N. Perišić, P. H. Kirkegaard et B. J. Pedersen, «Cost-effective shaft torque observer for condition monitoring of wind turbines,» *Wind Energy*, vol. 18, n° 1, pp. 1-19, 2015.
- [70] H. Zhang, R. Ortiz de Luna, M. Pilas et J. A. Wenske, «study of mechanical torque measurement on the wind turbine drive train—ways and feasibilities,» *Wind Energy*, vol. 21, n° 12, pp. 1406-1422, 2018.
- [71] D. Zappalá, C. J. Crabtree et S. Hogg, «Investigating wind turbine dynamic transient loads using contactless shaft torque measurements,» *The Journal of Engineering*, vol. 2019, n° 18, pp. 4975-4979, 2019.
- [72] S. Djurović, D. S. Vilchis-Rodriguez et A. C. Smith, «Investigation of wound rotor induction machine vibration signal under stator electrical fault conditions,» *The Journal of Engineering*, vol. 5, pp. 248-258, 2014.
- [73] D. Zappalá, N. Sarma, S. Djurović, C. J. Crabtree, A. Mohammad et P. J. Tavner, «Electrical & mechanical diagnostic indicators of wind turbine induction generator rotor faults,» *Renewable energy*, vol. 131, pp. 14-24, 2019.
- [74] V. Macián, B. Tormos, G. Miró et I. Rodes, «Experimental assessment and validation of an oil ferrous wear debris sensors family for wind turbine gearboxes,» *Sensor Review*, vol. 38, n° 1, pp. 84-91, 2018.
- [75] L. Chitra, «RETRACTED: IOT-based oil condition monitoring of wind turbine gear boxes with smart sensor technology,» *International Journal of Electrical Engineering & Education*, vol. 60, n° 1_suppl, pp. 3052-3068, 2023.
- [76] D. He, E. Bechhoefer, J. Ma et J. Zhu, «A particle filtering based approach for gear prognostics,» *Diagnostics and prognostics of engineering systems: Methods and techniques. IGI Global*, pp. 257-266, 2013.
- [77] C. Nutakor, D. Talbot et A. Kahraman, «An experimental characterization of the friction coefficient of a wind turbine gearbox lubricant,» *Wind Energy*, vol. 22, n° 4, pp. 509-522, 2019.
- [78] S. Sheng, Écrivain, *Investigation of Oil Conditioning, Real-Time Monitoring and Oil Sample Analysis for Wind Turbine Gearboxes*. [Performance]. (Presentation) (No. NREL/PR-5000-50301). National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States)., 2011.
- [79] T. H. Loutas, D. Roulias, E. Pauly et V. Kostopoulos, «The combined use of vibration, acoustic emission and oil debris on-line monitoring towards a more effective condition monitoring of rotating machinery,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 25, n° 4, pp. 1339-1352, 2011.
- [80] S. Sheng, «Monitoring of wind turbine gearbox condition through oil and wear debris analysis: A full-scale testing perspective,» *Tribology Transactions*, vol. 59, n° 1, pp. 149-162, 2016.
- [81] K. Lopez de Calle, S. Ferreiro, C. Roldán-Paraponiaris et A. Ulazia, «A context-aware oil debris-based health indicator for wind turbine gearbox condition monitoring,» *Energies*, vol. 12, n° 17, p. 3373, 2019.
- [82] J. Zhu, J. M. Yoon, D. He et E. Bechhoefer, «Online particle-contaminated lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction for wind turbines,» *Wind Energy*, vol. 18, n° 6, pp. 1131-1149, 31 March 2014.

- [83] J. Zhu, J. M. Yoon, D. He, Y. Qu et E. Bechhofer, «Lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction with particle filtering,» *International Journal of Prognostics and Health Management*, vol. 4, pp. 124-138, 2013.
- [84] E. Artigao, A. Honrubia-Escribano et E. Gomez-Lazaro, «Current signature analysis to monitor DFIG wind turbine generators: A case study ,» *Renewable Energy*, vol. 116, pp. 5-14, 2018.
- [85] X. Gong et W. Qiao, «Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 60, n° 8, pp. 3419-3428, 2013.
- [86] E. Artigao, A. Honrubia-Escribano et E. Gómez-Lázaro, «In-service wind turbine DFIG diagnosis using current signature analysis,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 67, n° 3, pp. 2262-2271, 2019.
- [87] F. P. G. Márquez, A. M. Tobias, J. M. P. Pérez et M. Papaalias, «Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods,» *Renewable energy*, vol. 46, pp. 169-178, 2012.
- [88] Y. Du, S. Zhou, X. Jing, Y. Peng, H. Wu et N. Kwok, «Damage detection techniques for wind turbine blades: A review,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 141, n° 106445, 2020.
- [89] E. Madi, K. Pope, W. Huang et T. Iqbal, «A review of integrating ice detection and mitigation for wind turbine blades,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 103, pp. 269-281, 2019.
- [90] I. Amenabar, A. Mendikute, A. López-Arraiza, M. Lizaranzu et J. Aurrekoetxea, «Comparison and analysis of non-destructive testing techniques suitable for delamination inspection in wind turbine blades,» *Composites Part B: Engineering*, vol. 42, n° 5, pp. 1298-1305, 2011.
- [91] J. Tautz-Weinert et S. J. Watson, «Using SCADA data for wind turbine condition monitoring—a review,» *IET Renewable Power Generation*, vol. 11, n° 4, pp. 382-394, 2017.
- [92] A. Kusiak et W. Li, «The prediction and diagnosis of wind turbine faults. ,» *Renewable energy*, vol. 36, n° 1, pp. 16-23, 2011.
- [93] H. Long, L. Wang, Z. Zhang, Z. Song et J. Xu, «Data-driven wind turbine power generation performance monitoring,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, n° 10, pp. 6627-6635, 2015.
- [94] L. Chen et G. Xu, «Learning deep representation of imbalanced SCADA data for fault detection of wind turbines,» *Measurement*, vol. 139, pp. 370-379, 2019.
- [95] L. Wang, Z. Zhang, H. Long, J. Xu et R. Liu, «Wind turbine gearbox failure identification with deep neural networks,» *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 13, n° 3, pp. 1360-1368, 2016.
- [96] Y. Qiu, Y. Feng, J. Sun, W. Zhang et D. Infield, «Applying thermophysics for wind turbine drivetrain fault diagnosis using SCADA data,» *IET Renewable Power Generation*, vol. 10, n° 5, pp. 661-668, 2016.
- [97] Y. Zhao, D. Li, A. Dong, D. Kang, Q. Lv et L. Shang, «Fault prediction and diagnosis of wind turbine generators using SCADA data,» *Energies*, vol. 10, n° 8, p. 1210, 2017.
- [98] S. Zhang et Z. Q. Lang, «SCADA-data-based wind turbine fault detection: A dynamic model sensor method,» *Control Engineering Practice*, Vols. 1 sur 2102, 104546, 2020.
- [99] Y. Pang, Q. He, G. Jiang et P. Xie, «Spatio-temporal fusion neural network for multi-class fault diagnosis of wind turbines based on SCADA data,» *Renewable Energy*, vol. 161, pp. 510-524, 2020.
- [100] Z. Kong, B. Tang, L. Deng, W. Liu et Y. Han, «Condition monitoring of wind turbines based on spatio-temporal fusion of SCADA data by convolutional neural networks and gated recurrent units,» *Renewable Energy*, vol. 146, pp. 760-768, 2020.

- [101] Y. Hu, H. Li, P. Shi, Z. Chai, K. Wang, X. Xie et Z. Chen, «A prediction method for the real-time remaining useful life of wind turbine bearings based on the Wiener process,» *Renewable energy*, vol. 127, pp. 452-460, 2018.
- [102] F. Ruiming, W. Minling, S. Rongyan et S. Pengfei, «Identifying early defects of wind turbine based on SCADA data and dynamical network marker,» *Renewable Energy*, vol. 154, pp. 625-635, 2020.
- [103] Y. Qiu, Y. Feng et D. Infield, «Fault diagnosis of wind turbine with SCADA alarms based multidimensional information processing method,» *Renewable energy*, vol. 1 n° 21923-1931, n° 1145, 2020.
- [104] M. Schlechtingen, I. F. Santos et S. Achiche, «Wind turbine condition monitoring based on SCADA data using normal behavior models. Part 1: System description,» *Applied Soft Computing*, vol. 13, n° 1, pp. 259-270, 2013.
- [105] Z. Yongjie, W. Dongfeng, Z. Junying et H. Yuejiao, «Research on early fault diagnostic method of wind turbines. ,» *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, vol. 11, n° 5, pp. 2330-2341, 2013.
- [106] W. Yang, R. Court et J. Jiang, «Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis,» *Renewable energy*, vol. 53, pp. 365-376, 2013.
- [107] A. B. Sasi, B. Payne, F. Gu et A. D. Ball, «The exploitation of instantaneous angular speed for condition monitoring of electric motors,» *In Proceedings of the 14th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineer*, 2001, September.
- [108] A. Yousef Ben Sasi, F. Gu, B. Payne et A. Ball, «Instantaneous angular speed monitoring of electric motors,» *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 10, n° 2, pp. 123-135, 2004.
- [109] H. André, Z. Daher, J. Antoni et D. Rémond, «Comparison between angular sampling and angular resampling methods applied on the vibration monitoring of a gear meshing in non stationary conditions,» *Proceedings of ISMA2010 including USD2010*, pp. 2727-2736, 2010.
- [110] L. Renaudin, F. Bonnardot, O. Musy, J. B. Doray et D. Rémond, «Natural roller bearing fault detection by angular measurement of true instantaneous angular speed,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 24, n° 7, pp. 1998-2011, 2010.
- [111] S. Fedala, D. Rémond, R. Zegadi et A. Felkaoui, «Contribution of angular measurements to intelligent gear faults diagnosis,» *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 29, p. 1115–1131, 29-30 October 2018.
- [112] H. Crohas et P. Lepert, «Damage-detection monitoring method for offshore platforms is field-tested,» *Oil Gas J.; (United States)*, vol. 80, n° 8, 1982.
- [113] E. P. Carden et P. Fanning, «Vibration based condition monitoring: a review,» *Structural health monitoring*, vol. 3, n° 4, pp. 355-377, 2004.
- [114] A. K. Jardine, D. Lin et D. Banjevic, «A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, n° 7, pp. 1483-1510, 2006.
- [115] R. Zimroz, W. Bartelmus, T. Barszcz et J. Urbanek, «Diagnostics of bearings in presence of strong operating conditions non-stationarity—A procedure of load-dependent features processing with application to wind turbine bearings,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 46, n° 1, pp. 16-27, 2014.

- [116] D. Yang, H. Li, Y. Hu, J. Zhao, H. Xiao et Y. Lan, «Vibration condition monitoring system for wind turbine bearings based on noise suppression with multi-point data fusion,» *Renewable energy*, vol. 92, pp. 104-116, 2016.
- [117] A. Joshuva et V. Sugumaran, «A data driven approach for condition monitoring of wind turbine blade using vibration signals through best-first tree algorithm and functional trees algorithm: A comparative study,» *ISA transactions*, vol. 67, pp. 160-172, 2017.
- [118] D. Tcherniak et L. L. Mølgaard, «Active vibration-based structural health monitoring system for wind turbine blade: Demonstration on an operating Vestas V27 wind turbine,» *Structural Health Monitoring*, vol. 16, n° 5, pp. 536-550, 2017.
- [119] G. Oliveira, F. Magalhães, Á. Cunha et E. Caetano, «Vibration-based damage detection in a wind turbine using 1 year of data,» *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 25, n° 11, p. 2238, 2018.
- [120] L. Guo, N. Li, F. Jia, Y. Lei et J. Lin, «A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings,» *Neurocomputing*, vol. 240, pp. 98-109, 2017.
- [121] L. Cao, Z. Qian, H. Zareipour, D. Wood, E. Mollasalehi, S. Tian et Y. Pei, «Prediction of remaining useful life of wind turbine bearings under non-stationary operating conditions,» *Energies*, vol. 11, n° 12, p. 3318, 2018.
- [122] C. Peeters, J. Antoni et J. Helsen, «Blind filters based on envelope spectrum sparsity indicators for bearing and gear vibration-based condition monitoring,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 138, n° 106556, 2020.
- [123] I. Vamsi, G. R. Sabareesh et P. K. Penumakala, «Comparison of condition monitoring techniques in assessing fault severity for a wind turbine gearbox under non-stationary loading,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 124, pp. 1-20, 2019.
- [124] M. Elforjani, «Diagnosis and prognosis of real world wind turbine gears,» *Renewable energy*, vol. 147, pp. 1676-1693, 2020.
- [125] Y. Pan, R. Hong, J. Chen et W. Wu, «A hybrid DBN-SOM-PF-based prognostic approach of remaining useful life for wind turbine gearbox,» *Renewable Energy*, vol. 152, pp. 138-154, 2020.
- [126] L. Saidi, J. B. Ali, E. Bechhoefer et M. Benbouzid, «Wind turbine high-speed shaft bearings health prognosis through a spectral Kurtosis-derived indices and SVR ,» *Applied Acoustics*, vol. 120, pp. 1-8, 2017.
- [127] J. B. Ali, L. Saidi, S. Harrath, E. Bechhoefer et M. Benbouzid, «Online automatic diagnosis of wind turbine bearings progressive degradations under real experimental conditions based on unsupervised machine learning,» *Applied Acoustics*, vol. 132, pp. 167-181, 2018.
- [128] F. Elasha, S. Shanbr, X. Li et D. Mba, «Prognosis of a wind turbine gearbox bearing using supervised machine learning,» *Sensors*, vol. 19, n° 14, p. 3092, 2019.
- [129] S. P. Venkateshan, *Mechanical measurements*, Second Edition, Gewerbestrasse 11, 6330 Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland AG, 2022.
- [130] S. P. Venkateshan, *Mechanical measurements*, Chichester: Wiley, 2015, (pp. 103-182).
- [131] Y. Lei, H. Liu, N. Li, J. Cao, Y. Qiao et H. Wang, «Condition monitoring and fault diagnosis of industrial robots: A review,» *Science China Technological Sciences*, vol. 68, n° 1, p. 1110301, 2025.
- [132] R. Randall, *Vibration-based Condition Monitoring*, Hoboken, NJ: Wiley, 2011.

- [133] A. Abu Al-Hija'a, B. J. Szekeres et M. Ando, «Comparative evaluation of voltage conversion and encoder pulse detection methods for controlling a model high-bay warehouse,» *Discover Applied Sciences*, vol. 7, n° 2, p. 112, 2025.
- [134] J. Wen, W. Shi, C. Gao, Y. Liu, S. Feng, Y. Shao et C. Yang, «A computational spectrometer for the visible, near, and mid-infrared enabled by a single-spinning film encoder,» *Communications Engineering*, vol. 4, n° 1, p. 37, 2025.
- [135] K. Lizoul, *Démodulation de signaux de vitesse instantanée pour le diagnostic et la surveillance des machines tournantes*, Roanne, France : Doctoral dissertation, Université de Lyon, 2021.
- [136] G. A. Rincón-Mora, *Switched inductor power IC design*, (p. 52). Berlin/Heidelberg, Germany: Springer., 2023.
- [137] S. Yawale, *Operational amplifier*, Singapore: Springer, 2022.
- [138] S. J. Gift et B. Maundy, *Electronic Circuit Design and Application*, Gewerbestrasse 11, 6330 Cham, Switzerland: Springer Nature, 2021.
- [139] C. Siu, *Electronic Devices, Circuits, and Applications* (p. 35), Berlin: Springer, 2022.
- [140] A. Izadian, «Circuit Response Analysis. In *Fundamentals of Modern Electric Circuit Analysis and Filter Synthesis: A Transfer Function Approach*,» *Cham: Springer International Publishing*, pp. 173-221, 2023.
- [141] S. J. Gift et B. Maundy, *Electronic Circuit Design and Application*, Springer Nature, 2020.
- [142] H. André, A. Bourdon et D. Rémond, «Shaft line monitoring based on the instantaneous angular speed observation,» *In 11th German Wind Energy Conference*, 2012.
- [143] H. André, A. Bourdon et D. Rémond, «Instantaneous Angular Speed Monitoring of a 2MW Wind Turbine Using a Parametrization Process,» *In Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations. Springer, Berlin, Heidelberg*, 2012.
- [144] H. André, *Surveillance angulaire d'une ligne d'arbre d'éolienne sous conditions non stationnaires*, Lyon, France: Université de Lyon, 2011.
- [145] Y. Li, F. Gu, G. Harris, A. Ball, N. Bennett et K. Travis, «The measurement of instantaneous angular speed,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 4, pp. 786-805, 2005.
- [146] R. Bonert, «Digital tachometer with fast dynamic response implemented by a microprocessor,» *IEEE transactions on industry applications*, vol. 6, pp. 1052-1056, 2008.
- [147] R. Bonert, «Design of a high performance digital tachometer with a microcontroller,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 38, n° 6, pp. 1104-1108, 2002.
- [148] T. Ohmae, T. Matsuda, K. Kamiyama et M. Tachikawa, «A microprocessor-controlled high-accuracy wide-range speed regulator for motor drives,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 3, pp. 207-211, 1982.
- [149] D. Vakman, «On the analytic signal, the Teager-Kaiser energy algorithm, and other methods for defining amplitude and frequency,» *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 44, n° 4, pp. 791-797, 2002.
- [150] F. Gu, I. Yesilyurt, Y. Li, G. Harris et A. Ball, «An investigation of the effects of measurement noise in the use of instantaneous angular speed for machine diagnosis,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° 6, pp. 1444-1460, 2006.
- [151] M. Feldman, «Hilbert transform in vibration analysis,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 25, n° 3, pp. 735-802, 2011.

- [152] F. Bonnardot, M. El Badaoui, R. B. Randall, J. Danière et F. Guillet, «Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation),» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 19, n° 4, pp. 766-785, 2005.
- [153] Y. Qin, S. Qin et Y. Mao, «Research on iterated Hilbert transform and its application in mechanical fault diagnosis,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, n° 8, pp. 1967-1980, 2008.
- [154] Q. Leclère, H. André et J. Antoni, «A multi-order probabilistic approach for Instantaneous Angular Speed tracking debriefing of the CMMNO14 ' diagnosis contest,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 81, pp. 375-386, 2016.
- [155] C. Peeters, A. Jakobsson, J. Antoni et J. Helsen, «Enhanced multi-order probabilistic approach for rotation speed estimation using the short-time iterative adaptive approach,» *In HUMS conference*, vol. 1, 2023.
- [156] Y. Hawwari et J. Antoni, «Robust bayesian approach of instantaneous speed estimation in non-stationary operating conditions,» *In ISMA2020 Conference on Noise and Vibration Engineering*, 2020, September.
- [157] R. Randall et W. Smith, «Use of the Teager Kaiser Energy Operator to estimate machine speed,» *In PHM Society European Conference*, vol. 3, n° 1, 2016, July.
- [158] M. D. Coats et R. B. Randall, «Order-Tracking with and without a tacho signal for gear fault diagnostics,» *In Proceedings of Acoustics*, pp. 1-6, 2012, November.
- [159] K. R. Fyfe et E. D. S. Munck, «Analysis of computed order tracking,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 11, n° 2, pp. 187-205, 1997.
- [160] A. Jablonski, «Rational Resampling Ratio as Enhancement to Shaft Imbalance Detection,» *Sensors*, vol. 23, n° 3, p. 1719, 2023.
- [161] J. Antoni, «Cyclostationarity by examples,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, n° 4, pp. 987-1036, 2009.
- [162] D. Abboud et J. Antoni, «Order-frequency analysis of machine signals,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 87, pp. 229-258, 2017.
- [163] S. M. Kay et S. L. Marple, «Spectrum analysis—A modern perspective,» *Proceedings of the IEEE*, vol. 69, n° 11, pp. 1380-1419, 2005.
- [164] P. Borghesani, P. Pennacchi, R. B. Randall, N. Sawalhi et R. Ricci, «Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 36, n° 2, pp. 370-384, 2013.
- [165] P. D. McFadden et M. M. Toozhy, «Application of synchronous averaging to vibration monitoring of rolling element bearings,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 14, n° 6, pp. 891-906, 2000.
- [166] M. R. Schroeder, «Period histogram and product spectrum: New methods for fundamental-frequency measurement,» *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 43, n° 4, pp. 829-834, 1968.
- [167] A. M. Noll, «Pitch determination of human speech by the harmonic product spectrum, the harmonic sum spectrum, and a maximum likelihood estimate,» *In Symposium on Computer Processing in Communication, University of Broodl*, vol. 19, pp. 779-797, 1970.
- [168] H. Andre, I. Khelf et Q. Leclere, «Harmonic product spectrum revisited and adapted for rotating machine monitoring based on IAS,» *In Proceedings of the 9th International Conference Surveillance, Fes, Morocco. Institut International des Sciences Appliquées*, 2017, April.

- [169] A. Hugo, K. Ilyes et Q. Leclere, «Wind turbine bearing fault detected with IAS combined with harmonic product spectrum,» *In COMADEM 2017*, 2017, July.
- [170] R. Bertoni et H. André, «Proposition of a bearing diagnosis method applied to IAS and vibration signals: The BEARing Frequency Estimation Method,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 187, n° 109891, 2023.
- [171] Y. Liu, Z. Chen, L. Tang et W. Zhai, «Skidding dynamic performance of rolling bearing with cage flexibility under accelerating conditions,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 150, n° 107257, 2021.
- [172] A. Boulenger. et C. Pachaud, *Analyse vibratoire en maintenance. Surveillance et diagnostic*, 2ème éd., Parid: Dunod, 2003.
- [173] J. Morel, *Vibration des machines et diagnostic de leur état mécanique*, Edition Eyrolles, Paris, 1995.
- [174] P. McFadden et J. Smith, «A Signal Processing Technique for Detecting Local Defects in a Gear from a Signal Average of the Vibration,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 199, n° 4, pp. 287-292, 1985.
- [175] «Decker, H. J. (1999). Comparison of interpolation methods as applied to time synchronous averaging. Army research lab cleveland oh.»
- [176] P. McFadden, «A Revised Model for the Extraction of Periodic Waveforms by Time Domain Averaging.» ; Vol. 1, No. 1, 1999; pp. .,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 1, n° 1, pp. 83-95, 1999.
- [177] V. Sharma et A. Parey, «Gear crack detection using modified TSA and proposed fault indicators for fluctuating speed conditions,» *Measurement*, vol. 90, pp. 560-575, 2016.
- [178] W. Q. Wang, F. Ismail et M. F. Golnaraghi, «Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 5, pp. 905-922, 2001.
- [179] W. Wang, «Early detection of gear tooth cracking using the resonance demodulation technique,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 5, pp. 887-903, 2001.
- [180] A. Klepka, «Wavelet based signal demodulation technique for bearing fault detection,» *Mechanics and Mechanical Engineering*, vol. 15, n° 4, 2011.
- [181] L. Zhiwei et F. Yi, «ADAPTIVE NOISE CANCELLING TECHNIQUE AND BEARING FAULT DIANOSIS,» *航空动力学报*, vol. 5, n° 3, pp. 199-203, 1990.
- [182] F. Karkafi, J. Antoni, Q. Leclère, M. Yazdanianasr, K. Gryllias et M. El Badaoui, «Enhanced diagnostics empowered by improved mechanical vibration component extraction in nonstationary regimes,» *In PHM Society European Conference*, vol. 8, n° 1, 2024, June.
- [183] H. Zheng et X. Qiao, «Reliability Analysis Method of Rotating Machinery Based on Conditional Random Field,» *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, n° 1, 7326730, 2022.
- [184] H. Su, C. Lu et J. Ma, «An approach to fault diagnosis for gearbox based on order tracking and extreme learning machine,» *Vibroengineering Procedia*, vol. 10, pp. 210-216, 2016.
- [185] X. Yu, X. Chen, M. Du, Y. Yang et Z. Feng, «Rotating machinery fault diagnosis under time-varying speed conditions based on adaptive identification of order structure,» *Processes*, vol. 12, n° 4, 752, 2024.

- [186] T. Wang, L. Zhang, H. Qiao et P. Wang, «Fault diagnosis of rotating machinery under time-varying speed based on order tracking and deep learning,» *Journal of Vibroengineering*, vol. 22, n° 2, pp. 366-382, 2020.
- [187] Y. Pan, Y. Chen, X. Fei, K. Wang, T. Fang et J. Wang, «Intelligent Fault Diagnosis for Rotating Mechanical Systems: An Improved Multiscale Fuzzy Entropy and Support Vector Machine Algorithm,» *Algorithms*, vol. 17, n° 12, 588, 2024.
- [188] M. Elbadaoui, *Contribution au diagnostic vibratoire des réducteurs complexes à engrenage par l'analyse cepstrale*, Roanne, France: Thèse de doctorat. Université Jean-Monnet, 1999.
- [189] R. B. Randall, W. A. Smith, P. Borghesani et Z. Peng, «A new angle-domain cepstral method for generalised gear diagnostics under constant and variable speed operation,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 178, n° 109313, 2022.
- [190] J. L. Frarey, «The History and Application of the Envelope Detector,» *Technology Showcase: Integrated Monitoring, Diagnostics and Failure Prevention, Proceeding of a Joint Conference, Mobile, Alabama Haymarket, VA: Society for Machinery Failure Prevention Technology*, April 22-26, 1996.
- [191] N. Weller, *Acceleration enveloping—higher sensitivity, earlier detection*, Orbit? 10-19, 2004.
- [192] L. J. Marple, «Computing the Discrete-Time Analytic Signal via FFT,» *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 47, n° 9, pp. 2600-2603, 1999.
- [193] H. Luo et X. Fang, «Hilbert transform and its engineering applications,» *AIAA Journal*, vol. 47, n° 4, pp. 923-932, 2009.
- [194] R. B. Randall et J. Antoni, «Rolling Element Bearing Diagnostics-A Tutorial,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 2, pp. 485-520, 2011.
- [195] W. Cheng, R. X. Gao, J. Wang, T. Wang, W. Wen et J. Li, «Envelope deformation in computed order tracking and error in order analysis,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 48, n° 1-2, pp. 92-102, 2014.
- [196] J. Antoni, «Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: Facts and fictions,» *Journal of Sound and vibration*, vol. 304, n° (3-5), pp. 497-529, 2007.
- [197] R. B. Randall, «Applications of spectral kurtosis in machine diagnostics and prognostics,» *Key Engineering Materials*, vol. 293, pp. 21-32, 2005.
- [198] R. F. Dwyer, «A technique for improving detection and estimation of signals contaminated by under ice noise,» *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 74, n° 1, pp. 124-130, 1983.
- [199] J. Antoni, «The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, n° 2, pp. 282-307, 2006.
- [200] J. Antoni et R. B. Randall, «The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, n° 2, pp. 308-331, 2006.
- [201] J. Urbanek, T. Barszcz et J. Antoni, «Time–frequency approach to extraction of selected second-order cyclostationary vibration components for varying operational conditions,» *Measurement*, vol. 46, n° 4, pp. 1454-1463, 2013.
- [202] E. e. a. Cabal-Yeppez, «Reconfigurable monitoring system for time-frequency analysis on industrial equipment through STFT and DWT,» *IEEE transactions on industrial informatics*, vol. 9, n° 2, pp. 760-771, 2012.

- [203] J. e. a. Burriel-Valencia, «Short-frequency Fourier transform for fault diagnosis of induction machines working in transient regime,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 66, n° 3, pp. 432-440, 2017.
- [204] L. H. Wang, X. P. Zhao, J. X. Wu, Y. Y. Xie et Y. H. Zhang, «Motor fault diagnosis based on short-time Fourier transform and convolutional neural network,» *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 30, pp. 1357-1368, 2017.
- [205] N. E. Huang, Z. Shen et S. R. Long, «The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,» *proceedings of the royal society of London*, n° 454, pp. 903-995, 1998.
- [206] N. E. Huang, Z. Shen et S. R. Long, «A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum,» *Annual Review of Fluid Mechanics*, vol. 31, pp. 417-457, 1999.
- [207] S. J. Loutridis, «Damage detection in gear systems using empirical mode decomposition,» *Engineering Structures*, vol. 26, p. 1833–1841, 2004.
- [208] H. Sharabaty, *Diagnostic de la somnolence d'un operateur: analyse automatique de signaux physiologiques*, Toulouse III: thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, 2007.
- [209] Y. Yang, J. Deng et W. Caipeng, «Analysis of Mode Mixing Phenomenon in the Empirical Mode Decomposition Method,» *Second International Symposium on Information Science and Engineering IEEE*, pp. 553-556, 2009.
- [210] W. Zhaohua et N. Huang, «Ensemble Empirical Mode Decomposition: a noise-assisted data analysis method,» *Advances in Adaptive Data Analysis, world scientific publishing company*, vol. 1, n° 1, pp. 1- 41, 2009.
- [211] F. Zhipeng , L. Ming, Z. Yi et H. Shumin, «Fault diagnosis for wind turbine planetary gearboxes via demodulation analysis based on Ensemble Empirical Mode Decomposition and energy separation,» *Renew.Energy*, vol. 47, p. 112–126, 2012.
- [212] L. Jinshan, «Improved Ensemble Empirical Mode Decomposition and it's applications to gearbox fault,» *signal processing, Sci,IJCSIInt.J.Comput.Sci. 9 (6) .ISSN:1694-0814.*, n° 2.
- [213] M. E. Torres, M. A. Colominas, G. Schlotthauer et P. Flandrin, «A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise,» *IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech and Signal Proc. ICASSP-11, Prague (CZ)*, vol. 11, pp. 4144-4147, 06 June 2011.
- [214] Huang, Q., Jiang, D., Hong, L., & Ding, Y., «Application of wavelet neural networks on vibration fault diagnosis for wind turbine gearbox,» *In Advances in Neural Networks-ISNN 2008: 5th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2008, Beijing, China, Proceedings, Part II 5, Springer Berlin Heidelberg.*, pp. 313-320, September 24-28, 2008,.
- [215] S. Watson et J. Xiang, «Real-time condition monitoring of offshore wind turbines,» *In Proceedings of European Wind Energy Conference & Exhibition (EWEC), Athens, Greece*, vol. 27, n° 647654, 2006, February.
- [216] «Tsai, C. S., Hsieh, C. T., & Huang, S. J. (2006). Enhancement of damage-detection of wind turbine blades via CWT-based approaches. *IEEE Transactions on energy conversion*, 21(3), 776-781.».
- [217] C. C. S. Y. Z. & N. W. Changzheng, «Fault diagnosis for large-scale wind turbine rolling bearing using stress wave and wavelet analysis,» *in 2005 international conference on electrical machines and systems, IEEE*, vol. 3, pp. 2239-2244, 2005.

- [218] W. Yang, P. J. Tavner et M. R. Wilkinson, «Condition monitoring and fault diagnosis of a wind turbine synchronous generator drive train,» *IET Renewable Power Generation*, vol. 3, n° 1, pp. 1-11, 2009.
- [219] W. Yang, P. J. Tavner, C. J. Crabtree et M. Wilkinson, «Cost-effective condition monitoring for wind turbines,» *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 57, n° 1, pp. 263-271, 2009.
- [220] S. J. Watson, B. J. Xiang, W. Yang, P. Tavner et C. J. Crabtree, «Condition monitoring of the power output of wind turbine generators using wavelets,» *IEEE transactions on energy conversion*, vol. 25, n° 3, pp. 715-721, 2010.
- [221] Y. Guo, W. Yan et Z. Bao, «Gear fault diagnosis of wind turbine based on discrete wavelet transform,» *In 2010 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, IEEE*, pp. 5804-5808, 2010, July.
- [222] J. Gilles, «Empirical Wavelet Transform,» *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, n° 16, pp. 3999-4010, 2013.
- [223] M. Kedadouche, M. Thomas et A. Tahan, «A comparative study between Empirical Wavelet Transforms and Empirical Mode Decomposition Methods: Application to bearing defect diagnosis,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 81, pp. 88-107, 2016.
- [224] K. Yun , W. Tianyang et C. Fulei , «Meshing frequency modulation assisted empirical wavelet transform for fault diagnosis of wind turbine planetary ring gear,» *Renewable Energy* , vol. 132, pp. 1373-1388, 2019.
- [225] X. Hua , Y. Ni, J. Ko et K. Wong , «Modeling of temperature and frequency correlation using combined principal component analysis and support vector regression technique,» *J Comput Civil Eng*, vol. 21, n° 2, p. 122–35, 2007.
- [226] C. J. Stander, P. S. Heyns et W. Schoombie, «Using vibration monitoring for local fault detection on gears operating under fluctuating load conditions,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 16, n° 6, pp. 1005-1024, 2002.
- [227] K. Worden, H. Sohn et C. R. Farrar, «Novelty detection in a changing environment: regression and interpolation approaches,» *Journal of sound and vibration*, vol. 258, n° 4, pp. 741-761, 2002.
- [228] J. McBain et M. Timusk, «Fault detection in variable speed machinery: Statistical parameterization,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 327, n° 3-5, pp. 623-646, 2009.
- [229] C. Saunders, A. Gammerman et V. Vovk, «Ridge regression learning algorithm in dual variables,» 1998.
- [230] H. Drucker, C. J. Burges, L. Kaufman, A. Smola et V. Vapnik, «Support vector regression machines. Advances in neural information processing systems,» 1996, vol. 9.
- [231] H. André, F. Allemand, I. Khelf, A. Bourdon et D. Rémond, «Improving the monitoring indicators of a variable speed wind turbine using support vector regression,» *Applied Acoustics*, vol. 166, n° 107350, 2020.
- [232] W. Li, Z. Shang, J. Zhang, M. Gao et S. Qian, «A novel unsupervised anomaly detection method for rotating machinery based on memory augmented temporal convolutional autoencoder,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 123, n° 106312, 2023.
- [233] R. Lu, D. Zheng, Q. Yang, W. Cao et C. Zhu, «Anomaly detection for non-stationary rotating machinery based on signal transform and memory-guided multi-scale feature reconstruction,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 154, n° 11082, 2025.

- [234] F. De Fabritiis et K. Gryllias, «A Self-supervised Learning Approach for Anomaly Detection in Rotating Machinery,» *In Proceedings of the Annual Conference of the PHM Society 2024, PHM Society*, vol. 16, n° 1, 2024, November.
- [235] H. Yan, X. Si, J. Liang, J. Duan et T. Shi, «Unsupervised Learning for Machinery Adaptive Fault Detection Using Wide-Deep Convolutional Autoencoder with Kernelized Attention Mechanism,» *Sensors*, vol. 24, n° 24, 8053, 2024.
- [236] H. Mo, A. Huang, S. Chen, Z. Wang, X. Kong, Z. Jiang et Z. Mao, «Unsupervised fault diagnosis and novel fault recognition for rotating machinery based on enhanced clustered autoencoder,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 159, n° 111822, 2025.
- [237] C. Zhao, Y. Lv et W. Li, «Threshold-free anomaly detection for rotational machinery: A probabilistic framework based on VAE and KDE to mitigate false alarms,» *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 17, n° 9, 16878132251379915, 2025.
- [238] H. Jeong, S. Kim, D. Seo et J. Kwon, «Source-Free Domain Adaptation Framework for Rotary Machine Fault Diagnosis,» *Sensors*, vol. 25, n° 14, 4383, 2025.
- [239] H. Wang, H. Wang et X. Tang, «A Review of Deep Learning in Rotating Machinery Fault Diagnosis and Its Prospects for Port Applications,» *Applied Sciences*, vol. 15, n° 21, 11303, 2025.
- [240] G. Qian et J. Liu, «A comparative study of deep learning-based fault diagnosis methods for rotating machines in nuclear power plants,» *Annals of Nuclear Energy*, vol. 178, n° 109334, 2022.
- [241] A. Moosavian, H. Ahmadi, A. Tabatabaeefar et M. Khazaei, «Comparison of two classifiers; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing,» *Shock and Vibration*, vol. 20, n° 2, pp. 263-272, 2013.
- [242] O. Surucu, S. A. Gadsden et J. Yawney, «Condition monitoring using machine learning: A review of theory, applications, and recent advances,» *Expert Systems with Applications*, vol. 221, n° 119738, 2023.
- [243] Z. Lei, L. Zhu, Y. Fang, X. Li et B. Liu, «Anomaly detection of bridge health monitoring data based on KNN algorithm,» *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 39, n° 4, pp. 5243-5252, 2020.
- [244] A. Bouguerne, *Diagnostic automatique des défauts des moteurs asynchrones*, Algérie: Université Mentouri Constantine Faculté des sciences de l'ingénieur département d'électrotechnique, Juin 2009.
- [245] C. Touzet, *les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme. Ec2.*, 1992.
- [246] K. Gharehbaghi et K. McManus, «TIS condition monitoring using ANN integration: an overview,» *Journal of Engineering, Design and Technology*, vol. 17, n° 1, pp. 204-217, 2019.
- [247] W. S. McCulloch et W. Pitts, «A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,» *The bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- [248] S. Fedala, *Diagnostic des défauts des machines tournantes par reconnaissance des formes*, Sétif: Thèse doctorat, Ferhat Abbas 1, 2021.
- [249] Y. Lei, Z. He et Y. Zi, «Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis,» *Expert Systems with Applications*, vol. 36, n° 6, pp. 9941-9948, 2009.
- [250] T. Kohonen et S. O. Maps, «Springer series in information sciences. Self-organizing maps, 30,» 1995.
- [251] T. W. Chow et Y. Fang, «A recurrent neural-network-based real-time learning control strategy applying to nonlinear systems with unknown dynamics,» *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 45, n° 1, pp. 151-161, 1998.

- [252] A. Kurani, P. Doshi, A. Vakharia et M. Shah, «A comprehensive comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machines (SVM) on stock forecasting,» *Annals of Data Science*, vol. 10, n° 1, pp. 183-208, 2023.
- [253] A. S. Ahmad, M. Y. Hassan, M. P. Abdullah, H. A. Rahman, F. Hussin, H. Abdullah et R. Saidur, «A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 33, pp. 102-109, 2014.
- [254] J. & H. G. Chen, «Research on the fault diagnosis of wind turbine gearbox based on bayesian networks,» *In Practical Applications of Intelligent Systems: Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering, Shanghai, China, Dec 2011 (ISKE2011), Springer Berlin Heidelberg.*, pp. 217-223, 2012.
- [255] J. Korbicz, J. M. Koscielny, Z. Kowalczyk et W. Cholewa, «Fault diagnosis: models, artificial intelligence, applications,» *Springer Science & Business Media*, 2012.
- [256] T. Elusakin et M. Shafiee, «Fault diagnosis of offshore wind turbine gearboxes using a dynamic Bayesian network,» *International Journal of Sustainable Energy*, vol. 41, n° 11, pp. 1849-1867, 2022.
- [257] C. E. W. G. K. A. Q. F. & Z. A. Plumley, «Diagnostics and prognostics utilising dynamic Bayesian networks applied to a wind turbine gearbox,» *In International Conference on Condition Monitoring and Machine Failure Prevention Technologies, CM & MFPT 2012*, 2012, June.
- [258] B. Cai, L. Huang et M. Xie, «Bayesian networks in fault diagnosis,» *IEEE Transactions on industrial informatics*, vol. 13, n° 5, pp. 2227-2240, 2017.
- [259] T. Liu, X. Wu, Y. Guo et C. Liu, «Bearing performance degradation assessment by orthogonal local preserving projection and continuous hidden Markov model,» *Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering*, vol. 40, n° 5, pp. 1019-1030, 2016.
- [260] C. M. Bishop et N. M. Nasrabadi, *Pattern recognition and machine learning (Vol. 4, No. 4, p. 738)*, New York: springer, 2006.
- [261] A. Widodo et B. S. Yang , «Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 21, n° 6, pp. 2560-2574, 2007.
- [262] Z. Yin et J. Hou, «Recent advances on SVM based fault diagnosis and process monitoring in complicated industrial processes,» *Neurocomputing*, vol. 174, pp. 643-650, 2016.
- [263] G. F. Wang, Y. W. Yang, Y. C. Zhang et Q. L. Xie , «Vibration sensor based tool condition monitoring using v support vector machine and locality preserving projection,» *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 209, pp. 24-32, 2014.
- [264] A. A. Dubaish et A. A. Jaber, «Comparative Analysis of SVM and ANN for Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis in Gearboxes,» *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, vol. 11, n° 4, 2024.
- [265] A. Moosavian, S. M. Jafari, M. Khazaei et H. Ahmadi, «A Comparison Between ANN, SVM and Least Squares SVM: Application in Multi-Fault Diagnosis of Rolling Element Bearing,» *International Journal of Acoustics & Vibration*, vol. 23, n° 4, 2018.
- [266] J. e. a. Pacheco-Chérrez, «Bearing fault detection with vibration and acoustic signals: Comparison among different machine learning classification methods,» *Engineering Failure Analysis*, vol. 139, n° 106515, 2022.

- [267] J. Veldman, W. Klingenberg et H. Wortmann, «Managing condition-based maintenance technology: A multiple case study in the process industry,» *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 17, n° 1, pp. 40-62, 2011.
- [268] J. Z. Sikorska, M. Hodkiewicz et L. Ma, «Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry ,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 25, n° 5, pp. 1803-1836, 2011.
- [269] B. Sun, S. Zeng, R. Kang et M. G. Pecht, «Benefits and challenges of system prognostics,» *IEEE Transactions on reliability*, vol. 61, n° 2, pp. 323-335, 2012.
- [270] L. Liao, «Discovering prognostic features using genetic programming in remaining useful life prediction,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, n° 5, pp. 2464-2472, 2013.
- [271] Z. Tian, T. Jin, B. Wu et F. Ding, «Condition based maintenance optimization for wind power generation systems under continuous monitoring,» *Renewable Energy*, vol. 36, n° 5, pp. 1502-1509, 2011.
- [272] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring: industrial, aerospace and automotive applications* John Wiley & Sons, 2011.
- [273] Y. Peng, M. Dong et M. J. Zuo, «Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review,» *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 50, n° 1, pp. 297-313, 2010.
- [274] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, N. Zerhouni et G. Tripot, «A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians hidden Markov models,» *IEEE Transactions on reliability*, vol. 61, n° 2, pp. 491-503, 2012.
- [275] D. An, J. H. Choi et N. H. Kim, «Options for Prognostics Methods: A review of data-driven and physics-based prognostics,» *In 54th aiaa/asme/asce/ahs/asc structures, structural dynamics, and materials conference*, p. 1940, 2013.
- [276] Z. Tian, M. J. Zuo et S. Wu, «Crack propagation assessment for spur gears using model-based analysis and simulation,» *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 23, n° 2, pp. 239-253, 2012.
- [277] R. Shao, P. Jia et F. Dong, «Dynamic characteristics of cracked gear and three-dimensional crack propagation analysis,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 227, n° 6, pp. 1341-1361, 2013.
- [278] I. Howard, S. Jia et J. Wang, «The dynamic modelling of a spur gear in mesh including friction and a crack,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 15, n° 5, pp. 831-853, 2001.
- [279] M. J. Daigle et K. Goebel, «Model-based prognostics with concurrent damage progression processes. ,» *IEEE Transactions on Systems, man, and cybernetics: systems*, vol. 43, n° 3, pp. 535-546, 2012.
- [280] M. Chiachío, J. Chiachío, G. Rus et J. L. Beck, «Predicting fatigue damage in composites: A Bayesian framework,» *Structural Safety*, vol. 51, pp. 57-68, 2014.
- [281] A. Heng, S. Zhang, A. C. Tan et J. Mathew, «Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 23, n° 3, pp. 724-739, 2009.
- [282] M. Gašperin, D. Juričić, P. Boškoski et J. Vižintin, «Model-based prognostics of gear health using stochastic dynamical models,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 2, pp. 537-548, 2011.

- [283] J. Fan et Y. Tang, «An EMD-SVR method for non-stationary time series prediction,» *In 2013 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE). IEEE*, pp. 1765-1770, 2013, July.
- [284] P. Baraldi, F. Mangili et E. Zio, «Investigation of uncertainty treatment capability of model-based and data-driven prognostic methods using simulated data,» *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 112, pp. 94-108, 2013.
- [285] E. Zio, F. Di Maio et M. Stasi, «A data-driven approach for predicting failure scenarios in nuclear systems,» *Annals of Nuclear Energy*, vol. 37, n° 4, pp. 482-491, 2010.
- [286] J. Jiang et B. Zhang, «Rolling element bearing vibration modeling with applications to health monitoring,» *Journal of Vibration and Control*, vol. 18, n° 2, pp. 1768-1776, 2012.
- [287] O. Cardona-Morales, L. D. Avendaño et G. Castellanos-Dominguez, «Nonlinear model for condition monitoring of non-stationary vibration signals in ship driveline application,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 44, n° 1-2, pp. 134-148, 2014.
- [288] G. Gregorčič et G. Lightbody, «Nonlinear system identification: From multiple-model networks to Gaussian processes,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 21, n° 7, pp. 1035-1055, 2008.
- [289] X. S. Si, W. Wang, C. H. Hu et D. H. Zhou, «Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches,» *European journal of operational research*, vol. 213, n° 1, pp. 1-14, 2011.
- [290] A. K. Jardine, D. Lin et D. Banjevic, «A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, n° 7, pp. 1483-1510, 2006.
- [291] J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao et D. Siegel, «Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 42, n° 1-2, pp. 314-334, 2014.
- [292] Z. Li, P. Mantas, T. Verwimp, A. Mauricio et K. Gryllias, «Prognostics of Rolling Element Bearings based on Cyclostationarity-based Indicators and Kalman filter under Varying Load and Speed,» *In Annual Conference of the PHM Society*, vol. 17, n° 1, October 2025.
- [293] I. Komorska et A. Puchalski, «Rotating machinery diagnosing in non-stationary conditions with empirical mode decomposition-based wavelet leaders multifractal spectra,» *Sensors*, vol. 21, n° 22, 7677, 2021.
- [294] Y. Gao, Z. Ahmad et J. M. Kim, «The Prediction of the Remaining Useful Life of Rotating Machinery Based on an Adaptive Maximum Second-Order Cyclostationarity Blind Deconvolution and a Convolutional LSTM Autoencoder,» *Sensors*, vol. 24, n° 8, 2382, 2024.
- [295] S. A. Hosseinli, T. Ooijevaar et K. Gryllias, «Context-aware machine learning for estimating the remaining useful life of bearings under varying speed operating conditions,» *2023, October*.
- [296] S. Sheng, «Wind turbine gearbox vibration condition monitoring benchmarking datasets,» *NREL National Wind Technology Center, Boulder, CO, Report No. NREL/TP-5000, 54530.*, 2012.
- [297] «IMI. SENSORS,» [En ligne]. Available: <http://www.imi626b01.com>. [Accès le 8 5 2017].
- [298] «IMI. SENSORS,» [En ligne]. Available: <http://www.imi626B02.com>. [Accès le 8 5 2017].
- [299] R. Errichello et J. Muller, *Gearbox Reliability Collaborative Gearbox 1 Failure Analysis Report*, December 2010 - January 2011. 63 pp.; NREL Report No. SR-5000-53062, 2012.

- [300] W. Jung, S. H. Kim, S. H. Yun, J. Bae et Y. H. Park, «Vibration, acoustic, temperature, and motor current dataset of rotating machine under varying operating conditions for fault diagnosis,» *Data in brief*, n° 48, 109049, 2023.
- [301] J. Antoni, J. Daniere et F. Guillet, «Effective vibration analysis of IC engines using cyclostationarity. Part IA methodology for condition monitoring,» *Journal of sound and vibration*, vol. 257, n° 5, pp. 815-837, 2002.
- [302] J. Antoni, F. Bonnardot, A. Raad et M. El Badaoui, «Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals,» *Mechanical systems and signal processing*, vol. 18, n° 6, pp. 1285-1314, 2004.
- [303] D. Abboud, J. Antoni, M. Eltabach et S. Sieg-Zieba, «Angle \ time cyclostationarity for the analysis of rolling element bearing vibrations,» *Measurement*, vol. 75, pp. 29-39., 2015.
- [304] Q. Wang, J. Huang, J. Xiong, X. Yang, Y. Dong, Y. Wu et T. Lu, «A survey on fault diagnosis of rotating machinery based on machine learning,» *Meas. Sci. Technol*, vol. 35, n° 10. 102001, 2024.
- [305] S. Manikandan et K. Duraivelu, «Fault diagnosis of various rotating equipment using machine learning approaches—a review,» *Proc. Inst.Mech. Eng. E: J. ProcessMech. Eng*, vol. 235, n° 2, p. 629–642, 2021.
- [306] H. S. Kumar et G. Upadhyaya, «Fault diagnosis of rolling element bearing using continuous wavelet transform and K-nearest neighbour,» *Mater. Today: Proc*, vol. 92, p. 56–60, 2023.
- [307] J. W, J. Lee et J. W. Sutherland, «Time to failure prediction of rotatingmachinery using dynamic feature extraction and gaussian process regression,» *Int. J. Adv.Manuf. Technol*, vol. 130, n° 5, p. 2939–2955, 2024.
- [308] E. Soave, G. D’Elia et G. Dalpiaz, «Prognostics of rotating machines through generalized Gaussian hidden Markov models,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 185, n° 109767, 2023.
- [309] W. Shuhui, X. Jiawei, Z. Yongteng et Z. Yuqing, «Convolutional neural network-based hidden markov models for rolling element bearing fault identification”, . 144 (2018), pp. .,» *Knowl.-Based Syst*, vol. 144, n° 2018, p. 65–76, 2018.
- [310] Z. K. Abdul et A. K. Al-Talabani, «Highly accurate gear fault diagnosis based on support vector machine,» *J. Vib. Eng. Technol*, vol. 11, n° 7, p. 3565–3577, 2023.
- [311] B. S. Yang, T. Han et W. W. Hwang, «Fault diagnosis of rotating machinery based on multi-class support vector machines,» *J.Mech. Sci. Technol*, vol. 19, n° 3, p. 846–859, 2005.
- [312] H. Li, T. Wu, T. Liu et S. Li., «Rotating machinery fault diagnosis based on typical resonance demodulation methods: a review,» *IEEE Sens. J*, vol. 23, n° 7, p. 6439–6459, 2023.
- [313] D. Liu, L. Cui et H. Wang, «Rotating machinery fault diagnosis under time-varying speeds: A review,» *IEEE Sensors Journal*, vol. 23, n° 24, pp. 29969-29990, 2023.
- [314] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long et et al, «The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis,» *Proc. R. Soc. Lond. A 454*, n° 1971, p. 903–995, 1998.
- [315] Z. Wu et N. E. Huang, «A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method,» *Proc. R. Soc. Lond. A 460*, vol. 2046, p. 1597–1611, 2004.
- [316] J. S. Smith., «The local mean decomposition and its application to EEG perception data,» *J. R. Soc. Interface R. Soc*, vol. 2, n° 5, p. 443–454, 2005.
- [317] J. Zheng, J. Cheng et Y. Yang, «A rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy,» *Mech.Mach. Theory* , vol. 70, p. 441–453, 2013.

- [318] Y. Guo, Y. K. Ho, X. Zhao, C. Zhang et S. Long, «An IGSA-VMD method for fault frequency identification of cylindrical roller bearing,» *Proc. Inst.Mech. Eng. Part C: J.Mech. Eng. Sci.*, vol. 238, n° 18, p. 9307–9320, 2024.
- [319] A. Cicone, J. Liu et H. Zhou, «Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis,» *Appl. Comput. Harmon. Analysis*, vol. 41, n° 2, p. 384–411, 2016.
- [320] M. Zhao, J. Lin, X. Wang, Y. Lei et J. Cao, «A tachometer-less order tracking technology for large speed variations,» *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 40, n° 1, p. 76–90, 2013.
- [321] D. Remond, «Practical performances of high-speed measurement of gear transmission error or torsional vibrations with optical encoders,» *Meas. Sci. Technol.*, vol. 9, n° 3, p. 347–353, 1998.
- [322] H. Huang et N. Baddour, «Bearing vibration data collected under time-varying rotational speed conditions,» *Data in Brief, Elsevier BV*, vol. 21, p. 1745–1749., 2018.
- [323] H. Huang et N. Baddour, «Bearing Vibration Data under Time-varying Rotational Speed Conditions,» *University of Ottawa: Canada*, 2019.
- [324] W. T. Wong et S. H. Hsu, «Application of SVM and ANN for image retrieval,» *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 173, n° 3, p. 938–950, 2006.
- [325] C. W. Hsu et C. J. Lin, «A comparison of methods for multi-class support vector machines,» *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, n° 2, p. 415–425, 2002.
- [326] S. Fedala, D. Rémond, R. Zegadi et A. Felkaoui, «Gear fault diagnosis based on angular measurements and support vector machines in normal and nonstationary conditions,» in *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations. CMMNO 2014. Applied Condition Monitoring (F. Chaari, R. Zimroz, W. Bartelmus and M. Haddar, eds.)*, Springer International Publishing: Cham, p. 291–308, 2015.
- [327] A. Boulenger et C. Pachaud, *Diagnostic Vibratoire en Maintenance Préventive*, Dunod: Paris, 1998.
- [328] A. R. Mohanty, «Machinery Condition Monitoring, Principles and Practices,» *CRC Press/Taylor & Francis Group: Boca Raton*, 2014.
- [329] A. A. Mohammed, R. D. Neilson, W. F. Deans et P. MacConnell, «Crack detection in a rotating shaft using artificial neural networks and PSD characterisation,» *Meccanica*, vol. 49, p. 255–266, 2014.
- [330] J. Antoni et J. Schoukens, «A comprehensive study of the bias and variance of frequency-response-function measurements: Optimal window selection and overlapping strategies,» *Automatica*, vol. 43, n° 10, pp. 1723–1736, 2007.
- [331] A. Brandt, *Noise and Vibration Analysis: Signal Analysis and Experimental Procedures*, John Wiley & Sons, Ltd: Chichester, 2011.
- [332] T. Williams, X. Ribadeneira, S. Billington et T. Kurfess, «Rolling element bearing diagnostics in run-to-failure lifetime testing,» *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 15, n° 5, p. 979–993, 2001.
- [333] M. Buzzoni, J. Antoni et G. D’Elia, «Blind deconvolution based on cyclostationarity maximization and its application to fault identification,» *J. Sound Vib.*, vol. 432, p. 569–601, 2018.
- [334] H. Qiu, J. Lee, J. Lin et G. Yu, «Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics,» *J. Sound Vib.*, vol. 289, n° 4–5, p. 1066–1090, 2006.
- [335] A. Had et K. Sabri, «A two-stage blind deconvolution strategy for bearing fault vibration signals,» *Mech. Syst Signal Process.*, vol. 134, n° 106307, 2019.

- [336] J. Shiroishi, Y. Li, S. Liang, T. Kurfess et S. Danyluk, «Bearing condition diagnostics via vibration and acoustic emission measurements,» *Mech. Syst. Signal Process*, vol. 11, n° 5, p. 693–705, 1997.
- [337] M. H. Farhat, X. Chimentin, F. Chaari, F. Bolaers et M. Haddar, «Order-based identification of bearing defects under variable speed condition,» *Appl. Sci*, vol. 11, n° 9, 3962, 2021.
- [338] Z. Huibin, H. Zhangming, W. Juhui, W. Jiongqi et Z. Haiyin, «Bearing fault feature extraction and fault diagnosis method based on feature fusion,» *Sensors*, vol. 21, n° 7, 2524, 2021.
- [339] T. W. Rauber, E. M. do Nascimento, E. D. Wandekokem, F. M. Varejão et A. Herout, «Pattern recognition based fault diagnosis in industrial processes: review and application,» in *Pattern Recognition Recent Advances*, (A. Herout, ed.), *IntechOpen: Rijeka, ISBN: 978-953-7619-90-9*, p. 483–508, 2010.
- [340] M. Dash et H. Liu, «Feature selection for classification,» *Intelligent data analysis*, vol. 1, n° 1-4, pp. 131-156, 1997.
- [341] R. O. Duda et P. E. Hart, *Pattern classification*, John Wiley & Sons, 2006.
- [342] Q. Gu, Z. Li et J. Han, «Generalized fisher score for feature selection,» *arXiv preprint arXiv*, p. 1202.3725, 2012.
- [343] H. Peng, F. Long et C. Ding, «Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy,» *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 27, n° 8, pp. 1226-1238, 2005.
- [344] L. Yu et H. Liu, «Feature selection for high-dimensional data: A fast correlation-based filter solution,» *In Proceedings of the 20th international conference on machine learning (ICML-03)*, pp. 856-863, 2003.
- [345] K. Kira et L. A. Rendell, «A practical approach to feature selection,» *In Machine learning proceedings? Morgan Kaufmann*, pp. 249-256, 1992.
- [346] M. Robnik-Šikonja et I. Kononenko, «Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF,» *Machine learning*, vol. 53, pp. 23-69, 2003.
- [347] Y. Saeys, I. Inza et P. Larranaga, «A review of feature selection techniques in bioinformatics,» *bioinformatics*, vol. 23, n° 19, pp. 2507-2517, 2007.
- [348] R. Kohavi et G. H. John, «Wrappers for feature subset selection,» *Artificial intelligence*, vol. 97, n° 1-2, pp. 273-324, 1997.
- [349] A. F. Famili, «Advances in Intelligent Data Analysis VI,» *Proceedings in 6th International Symposium on Intelligent Data Analysis, ED : Springer Science & Business Media, Madrid, Spain*, vol. 6, September 8-10, 2005.
- [350] I. Inza, P. Larranaga, R. Blanco et A. J. Cerrolaza, «Filter versus wrapper gene selection approaches in DNA microarray domains,» *Artificial intelligence in medicine*, vol. 31, n° 2, pp. 91-103, 2004.
- [351] B. Waske, S. Schiefer et M. Braun, «Random feature selection for decision tree classification of multi-temporal SAR data,» *In 2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, pp. 168-171, 2006, July.
- [352] I. Guyon, J. Weston, S. Barnhill et V. Vapnik, «Gene selection for cancer classification using support vector machines,» *Machine learning*, vol. 46, pp. 389-422, 2002.
- [353] J. R. Quinlan, «Induction of decision trees,» *Machine learning*, vol. 1, pp. 81-106, 1986.
- [354] J. R. Quinlan, «C4. 5: programs for machine learning,» *Elsevier*, 2014.

- [355] S. Ma et J. Huang, «Penalized feature selection and classification in bioinformatics,» *Briefings in bioinformatics*, vol. 9, n° 5, pp. 392-403, 2008.
- [356] R. Tibshirani, «Regression shrinkage and selection via the lasso,» *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, vol. 58, n° 1, pp. 267-288, 1996.
- [357] H. Zou, «The adaptive lasso and its oracle properties,» *Journal of the American statistical association*, vol. 101, n° 476, pp. 1418-1429, 2006.
- [358] G. A. Darbellay et I. Vajda,, «Estimation of the information by an adaptive partitioning of the observation space,» *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 45, n° 4, p. 1315–1321, 1999.
- [359] C. Ding et H. Peng, «Minimum redundancy feature selection from microarray gene expression data,» *J. Bioinform. Comput. Biol*, vol. 3, n° 2, p. 185–205, 2005.

Annexe 1 : Outils de diagnostic d'éoliennes

1. *Température*

Les températures de tous les composants ou sous-systèmes d'une éolienne ne doivent pas dépasser certaines valeurs dans des conditions de fonctionnement normales. Une température anormale peut être causée par une dégradation des engrenages, des court-circuit, des roulements de la génératrice et du rotor [1, 2]. Par conséquent, les mesures de température peuvent fournir des informations utiles sur l'état de santé d'une éolienne [3]. Les techniques basées sur la température ont principalement été appliquées pour le diagnostic des pannes des multiplicateurs de vitesses, des génératrices et des roulements [4, 5].

Cependant, une élévation de température dans une éolienne peut être causée par de nombreux facteurs. Il peut être difficile d'identifier la source et la cause profonde de la variation de température. En particulier, les normes 1310-2012 IEEE [6], 1718-2012 IEEE [7] et la norme ISO 17359-2006 [8] ont normalisé l'utilisation de la température pour la surveillance et le diagnostic des défauts

2. *Radiographie*

La radiographie, également connue sous le nom d'imagerie à rayons X, est une technique de contrôle non destructif qui utilise un système de scanner à rayons X pour produire des images radiographiques de la structure intérieure des objets. Cela révèle des variations structurelles des matériaux, causées par des changements dans les propriétés des matériaux, un délaminage interne ou des fissures [9, 10]. En effet, les données de transmission des rayons X fournissent des informations quantitatives sur ces variations structurelles et permettent une détection et un diagnostic efficaces des défauts de structure dans les composants d'éoliennes [11, 9].

Le contrôle radiographique en temps réel est une technique pratique, précise et efficace non seulement pour détecter et localiser les défauts (en particulier les défauts laminés), mais également pour déterminer l'ampleur des défauts [11]. En revanche, pour la radiographie sur film, la radiographie en temps réel (également appelée radiographie numérique) utilise un ensemble de capteurs numériques sensibles aux rayonnements et permet un aperçu et une disponibilité immédiate des images [12]. Ainsi, les images radiographiques peuvent être rapidement affichées,

traitées, et stocké sous format numérique sur un ordinateur [13, 14]. La technique basée sur les signaux radiographiques est principalement appliquée à la surveillance de l'état des structures d'éoliennes : pales de rotor [15, 16], Roulements [17]. Il convient de mentionner qu'en plus des rayons X, le Gamma ray, en tant qu'autre source radioactive, peut également être utilisé dans la radiographie de la structure d'une éolienne [18].

Cependant, cette technologie présente certains défis et limites, principalement en ce qui concerne d'éventuelles complications techniques et les coûts liés aux équipements. De plus elle provoque un risque sanitaire lié aux rayonnements pour les opérateurs et autres personnels à proximité.

3. Vision industrielle

Le contrôle par vision industrielle, également connue sous le nom d'approche de surveillance à distance basée sur la vision industrielle, détecte les défauts de structure visibles de l'extérieur : fissures de surface, déplacements, déformations, déflexions, etc..., donnant les informations sur l'objet ciblé grâce à des séquences d'images numériques 2D ou 3D provenant de différents lieux et perspectives. Cette technologie s'appuie sur des principes similaires à ceux de la vue stéréoscopique de la vision biologique humaine [19, 20].

La technologie basée sur la vision industrielle consiste généralement en un système de détection (mesure), comprenant des dispositifs d'acquisition d'images (appareils photo numériques haute résolution, objectifs, etc...) ainsi que des plates-formes logicielles/matérielles appropriées de traitement d'image et d'identification des défauts [21]. Le contrôle et la surveillance en ligne peuvent être réalisées en utilisant des dispositifs d'acquisition d'images haute résolution au sol ou aéroportés [22, 23, 24, 25].

Cependant, les résultats de l'imagerie peuvent être affectés par les conditions météorologiques [26]. De plus, elle nécessite un traitement d'image numérique avec des calculs lourds. Enfin, cette technique est incapable d'expliquer le mécanisme physique des défauts.

4. Mesure de déformation

Une structure d'éolienne est constituée de matériaux qui se déforment sous les charges appliquées. Ces déformations structurelles peuvent être caractérisées par une quantité sans

dimension appelée déformation. Les signaux de contrainte mesurés peuvent être utilisés efficacement pour surveiller les conditions de santé structurelle par rapport à des défauts sous la forme de défauts structurels par exemple, la boîte de vitesses [27] et le générateur [28] etc... Les capteurs de contrainte sont souvent montés en surface ou intégrés dans les couches d'une structure [29].

Cependant, l'utilisation de capteurs de contrainte pose encore des défis. Ils doivent toujours être fixés aux matériaux surveillés ; sinon, les mesures ne sont pas précises [30]. Autrement, la déformation des matériaux peut conduire à la séparation des capteurs et des matériaux. De plus, le niveau de déformation des matériaux ne doit pas dépasser la limite physique des capteurs ; sinon, les capteurs ne fourniront pas de mesures précises ou seront même endommagés [31].

5. Impulsions de choc

Les impulsions de choc ont été introduite pour la première fois en 1969 pour déterminer l'état des roulements ou de toute pièce de machine avec un contact métal sur métal continu, qui émet des signaux d'impulsion de choc [32]. En termes simples, au moment instantané de l'impact mécanique entre deux masses, le contact moléculaire se produit et une onde/impulsion de compression (choc) se développe dans chaque masse. Dans un roulement (qu'il soit neuf ou ancien), les impacts mécaniques se produisent lors de la rotation du roulement et en raison de sa rugosité naturelle de surface. Ces impacts mécaniques génèrent des impulsions de choc dans l'interface entre l'élément roulants chargé et le chemin de roulement, ce qui fait que le roulement agit comme un générateur d'impulsions de choc. Ces impulsions de choc ont une bande de fréquence ultrasonore et se produisent généralement autour d'une fréquence centrale [33].

Cependant, la mise en œuvre de cette technologie pourrait devenir compliquée, coûteuse et nécessite généralement la présence d'un personnel semi-qualifié pour effectuer le suivi en temps réel et interpréter les résultats. En outre, la surveillance et la détection des défauts peuvent être moins précises à basse vitesse. Enfin, en raison du caractère exclusif de la technologie, la littérature publiée sur ce sujet, en particulier pour les éoliennes, est rare, et il n'existe pratiquement aucune preuve des capacités de diagnostic et de pronostic par impulsions de choc.

6. Instruments de mesure

Les signaux émis par les machines doivent être mesurés et analysés afin d'interpréter l'état de la machine. Pour ce faire, la machine doit d'abord être équipée des capteurs appropriés pour mesurer le paramètre mécanique qui se manifeste sous la forme d'un signal provenant de la machine. Dans le cadre de la surveillance de l'état des machines, les paramètres mécaniques les plus couramment mesurés sont les vibrations, la température, le courant du moteur, l'état de l'huile, la vitesse angulaire instantanée etc...

6.1 Normes de mesure

Des normes mondiales sont établies pour la procédure de mesure à suivre pour mesurer un paramètre particulier. Ces normes ont également des versions régionales et nationales. Lorsqu'une norme est adoptée, il devient plus facile de communiquer les données obtenues à l'emplacement d'une machine à un autre emplacement dans une autre partie du monde où les données peuvent être analysées par une organisation complètement différente. Ces normes aident également le fabricant d'équipement, le développeur de capteurs et l'ingénieur de maintenance, qui disposent ainsi d'une plateforme commune pour partager leurs préoccupations.

6.2 Erreurs de mesure

Malgré tous les efforts et toutes les intentions de l'ingénieur de maintenance sur le terrain, des erreurs de mesure se produisent. Cela peut être dû à plusieurs raisons, telles que le manque de connaissances sur l'équipement de mesure, l'installation incorrecte du capteur et de ses accessoires, l'utilisation du capteur pour mesurer une quantité pour laquelle il n'est pas conçu etc... [34]. On s'efforce toujours de mesurer la quantité physique avec le plus de précision possible, car l'interprétation de la qualité de la machine dépend des données mesurées [35]. Les erreurs de mesure peuvent être classées en deux catégories à savoir :

a. Erreurs aléatoires

L'erreur aléatoire est une variation imprévisible qui affecte les résultats d'une mesure ou d'une expérience. Elle provient de fluctuations incontrôlables, comme des conditions expérimentales changeantes ou des limites des instruments. Contrairement à l'erreur systématique, elle ne biaise pas les résultats dans une direction précise, mais introduit une dispersion autour de la valeur réelle. Dans une thèse, il est important de reconnaître et d'estimer l'erreur aléatoire, souvent à l'aide

d'analyses statistiques, afin d'évaluer la précision et la fiabilité des résultats obtenus. L'erreur aléatoire d'une mesure peut être réduite en effectuant une moyenne arithmétique des résultats mesurés [34]. Cela signifie qu'un certain nombre de mesures doivent être effectuées [35].

b. Erreurs de décalage

L'erreur de décalage est due à une différence fixe entre la quantité réelle et la quantité mesurée [34]. Ce décalage ou cette différence est généralement appelé décalage. La quantité réelle est déterminée par étalonnage par rapport à une quantité de référence connue [35].

6.3 Principes d'étalonnage

Les instruments peuvent être étalonnés de plusieurs manières. La méthode d'étalonnage la plus courante consiste à effectuer une comparaison avec un étalon de référence considéré comme plus précis et plus exact que l'instrument étalonné. L'étalon de laboratoire ou de l'atelier est à son tour étalonné par rapport à un meilleur étalon régional ou national conservé dans les laboratoires d'essai accrédités. Souvent, sur le terrain, lorsqu'on effectue une mesure sur une machine, il y a des cas dans la chaîne de mesure, comme des amplificateurs dont on ne connaît pas les réglages de gain, ou même des cas où l'on ne connaît pas la sensibilité du capteur installé. Dans ce cas, on utilise généralement une source de référence mécanique portable dont le paramètre mécanique de sortie est connu [34].

6.4 Mesures statiques et dynamiques

Il existe deux type de mesure à la sortie d'un système mécanique : Les mesures statiques sont effectuées dans les cas où la quantité mécanique ne change pas avec le temps, il suffit de mesurer de temps en temps et d'interpréter les valeurs mesurées comme étant constantes dans le temps, tandis que les mesures dynamiques sont effectuées dans les cas où la quantité mécanique change avec le temps, il faut mesurer pendant le temps nécessaire pour que la quantité mécanique change afin de tirer des conclusions significatives [34].

6.5 Réponse en fréquence

Dans les mesures dynamiques, la réponse en fréquence du capteur joue un rôle important. Chaque capteur peut être considéré comme un système mécanique doté de caractéristiques d'inertie, de rigidité et d'amortissement. Ces capteurs ont donc leur propre fréquence naturelle.

Pour une représentation du capteur en un seul degré de liberté [36, 37, 38], sa fréquence circulaire naturelle amortie en rad/s est donnée par l'équation (1).

$$\omega_d = \omega_n \sqrt{1 - \delta^2} \quad (1)$$

Où $\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}}$ et δ est le facteur d'amortissement

k : (raideur du système) : constante de rigidité (en N/m).

m : (masse du système) : masse associée au système (en kg).

δ : (facteur d'amortissement) : paramètre sans dimension qui quantifie l'importance de l'amortissement dans le système.

Lors des mesures dynamiques, il est souhaitable que la fréquence de la grandeur mesurée ne soit pas proche de la fréquence propre du capteur. Ainsi, chaque capteur est doté d'une gamme de fréquences opérationnelles et cette gamme de fréquences est différente de la fréquence naturelle du système de capteur.

6.6 Plage dynamique

Une autre caractéristique importante d'un capteur est sa plage dynamique, qui correspond aux valeurs maximales et minimales mesurables. La plage dynamique est généralement exprimée en dB et correspond au logarithme naturel du rapport entre les valeurs maximales et minimales mesurées par le capteur. Elle dépend également de la fréquence du signal mesuré [34].

6.7 Générateurs de signaux

Les générateurs de signaux sont des dispositifs qui fournissent un signal défini par l'utilisateur d'un niveau de tension et d'une fréquence ou d'une période de temps particuliers. Parmi les signaux les plus courants, citons les signaux sinusoïdaux, carrés, en dents de scie et les signaux aléatoires. Les générateurs peuvent également être utilisés pour étalonner des capteurs dynamiques.

6.8 Oscilloscope

Il s'agit d'un instrument qui permet d'afficher le signal de tension acquis par un capteur en fonction du temps. Les anciens oscilloscopes étaient de nature analogique et fonctionnaient sur le principe d'un tube cathodique. Cependant, avec la révolution numérique, les oscilloscopes sont devenus numériques. Les oscilloscopes numériques les plus populaires sont les oscilloscopes à stockage numérique, à phosphore numérique, à signaux mixtes et à échantillonnage numérique. De nos jours, les oscilloscopes numériques disponibles disposent également d'une mémoire

supplémentaire pour le stockage des données ou le transfert vers un ordinateur par le biais d'une connexion USB. Les oscilloscopes numériques avec des taux d'échantillonnage élevés sont pratiques pour capturer rapidement des événements transitoires changeants, par exemple, la vibration due au passage d'une bille sur un défaut de la bague intérieure d'un roulement

6.9 Stroboscope

Un stroboscope se compose essentiellement d'une lampe au xénon ou krypton à haute intensité qui est rapidement allumée et éteinte par un signal d'oscillateur, la fréquence de clignotement de la lumière sur l'objet pouvant être modifiée. En particulier, lorsque la fréquence de clignotement de la lumière coïncide avec la vitesse de l'objet, ce dernier semble être immobile. La vitesse de l'objet peut donc être connue [39].



Figure 1 : stroboscopes utilisés pour mesurer la vitesse de rotation [39]

6.10 Sonde inductive

Une sonde inductive se compose essentiellement d'une bobine sur un noyau de fer doux conservé à l'intérieur d'un boîtier. Si une telle sonde est approchée d'une surface de fer en mouvement, une tension est induite dans la bobine. Ainsi, sur un arbre en rotation sur lequel est montée une roue dentée, en mesurant les périodes de temps des impulsions (nombre de dents = nombre d'impulsion par tour). Donc, on peut estimer la vitesse de rotation. Parfois, même la clavette d'un arbre peut être utilisée pour fournir un signal de tension une fois par tour (signal top tour) [40].

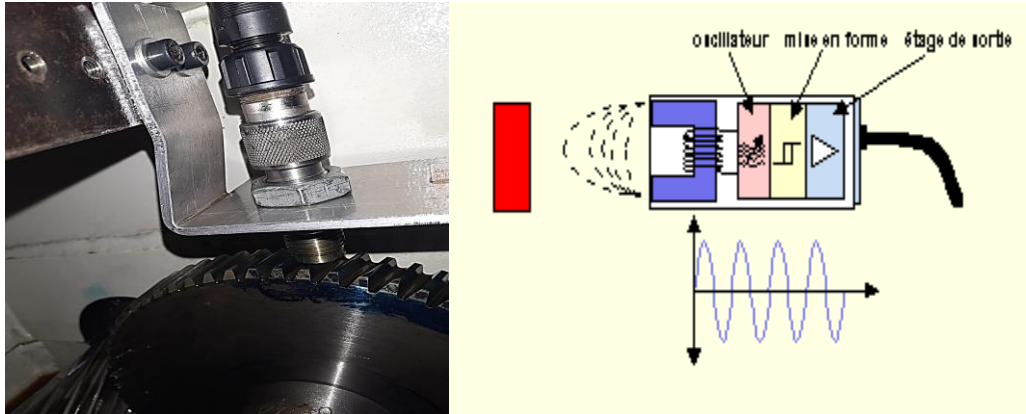


Figure 2 : sonde inductive pour mesurer la vitesse de rotation [40]

6.11 Tachymètre optique

Le tachymètre optique ou photo tachymètre est un dispositif populaire de mesure de la vitesse de rotation. Dans ce dispositif, une lumière provenant d'une diode optique est focalisée sur un arbre en rotation [34]. Si un ruban réfléchissant est placé sur l'arbre rotatif, qui doit être par ailleurs en rotation, la lumière incidente est réfléchiée et peut être reçue par un récepteur à photodiode placé à côté de l'émetteur de lumière. En fonction du nombre de bandes réfléchissantes sur l'arbre, il génère un nombre correspondant d'impulsions, qui peuvent être mesurées par une minuterie et la vitesse de rotation affichée.



Figure 3 : principe de fonctionnement d'un tachymètre optiques [34]

6.12 Température

Les instruments de mesures de la température sont divisés en deux grande famille :

a. Sans contact

Les caméras thermiques et les pyromètres optiques sont utilisés pour les mesures de température sans contact. Tous les objets émettent de l'énergie infrarouge, appelée « signature thermique ». Une caméra infrarouge détecte et mesure l'énergie infrarouge des objets. Elle convertit ces données infrarouges en une image électronique qui indique la température de surface apparente de l'objet inspecté. Les pyromètres optiques sont utilisés pour mesurer la température de surface des corps rayonnants où, en raison des températures élevées. De plus, ils sont conçus de manière à ce que les ondes thermiques rayonnées soient focalisées sur un écran. Un autre circuit secondaire est présent à l'intérieur du pyromètre. Il est responsable du chauffage du filament à l'intérieur du pyromètre et passe à travers un filtre optique rouge [41]



Figure 4 : instruments de mesures de la température sans contact (a) caméra IR, (b) pyromètre optique [41]

b. Par contact

Les thermocouples et les détecteurs de température à résistance (RTD) sont utilisés pour les mesures de température par contact. Dans les RTD, la variation de la résistance du matériau est utilisée pour détecter la température. Ils peuvent être utilisés pour mesurer des températures très élevées en utilisant des fils de platine, qui ont un point de fusion élevé [3, 1]. Le thermocouple est un autre dispositif de mesure de la température très répandu. Habituellement, dans les mesures industrielles, une jonction du thermocouple est maintenue à l'endroit dont la température doit être mesurée, et l'autre jonction est maintenue à l'appareil d'acquisition de données, qui est compensé électriquement par une source de tension correspondant à la température du thermocouple à l'extrémité de l'acquisition de données [3].



Figure 5 : instruments de mesures de la température sans contact (a) détecteurs de température à résistance (RTD-PT100), (b) thermocouple [3]

6.13 Courant

Les formes d'onde du courant en fonction du temps sont mesurées par deux méthodes :

a. Capteur de courant inductif

Ce capteur est basé sur le principe de l'induction électromagnétique. Lorsqu'un courant alternatif traversant un conducteur est entouré d'une bobine électrique sur un noyau mou, une tension est induite dans la bobine en raison de l'induction électromagnétique. Cette tension peut être utilisée pour mesurer le courant dans le conducteur. Cependant, ces capteurs ne peuvent être utilisés que pour mesurer des courants alternatifs

b. Capteur à effet Hall

Lorsqu'un dispositif à effet Hall est inséré dans un noyau de fer doux autour du conducteur porteur de courant et qu'un courant est appliqué dans une direction perpendiculaire au champ magnétique, une tension à effet Hall est générée proportionnellement au courant circulant dans le conducteur. Dans un capteur de courant à effet Hall, une résistance variable permet d'étalonner le capteur en faisant varier la tension du champ appliqué. Le plus grand avantage des capteurs à effet Hall est qu'ils peuvent être utilisés pour mesurer le courant continu en plus de la forme d'onde alternative. Les sondes de courant sont des capteurs à effet Hall, ils mesurent le courant électrique au niveau d'un conducteur [42].

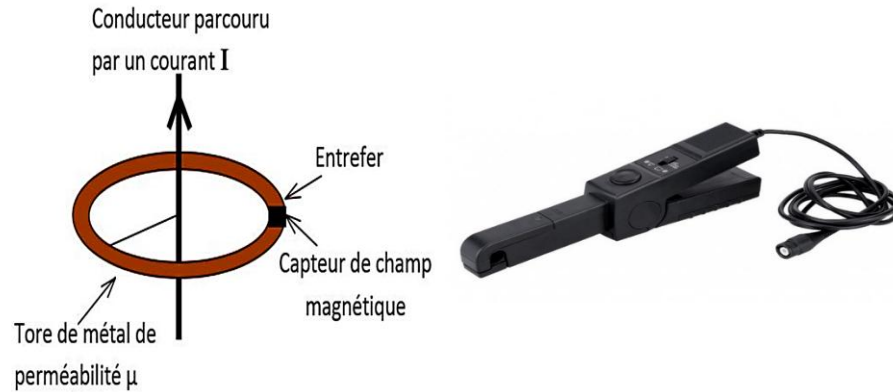


Figure 6 : (a) Mesure de courant en boucle fermée, (b) exemple d'une sonde de courant [42]

6.14 Couplemètre

Un couplemètre est un instrument de mesure utilisé dans toute l'industrie pour mesurer le couple lors d'essais de torsion. Ces instruments se basent sur le principe des jauges à excentricité. Les capteurs qui permettent de mesurer une force, une pression ou un couple, comme une cellule de charge, sont souvent basés sur un pont de Wheatstone formé par quatre jauges de déformation [43](Figure 7).

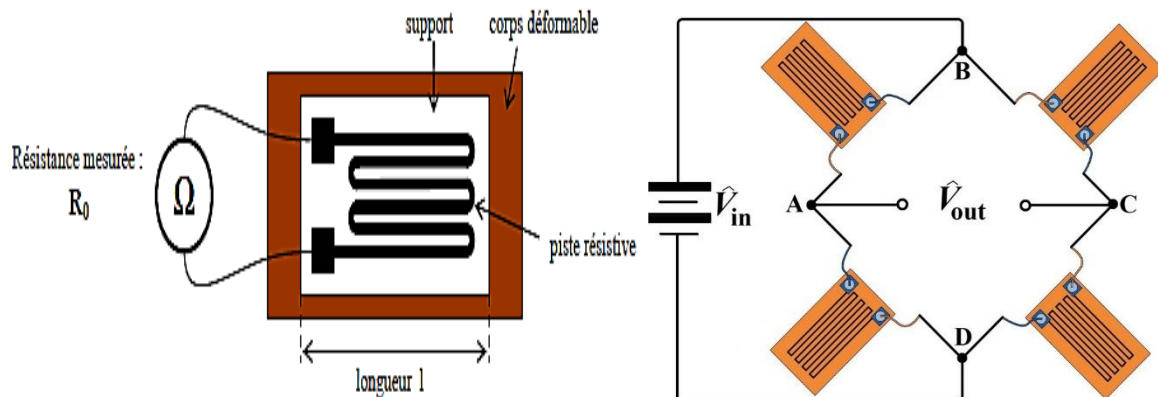


Figure 7 : (a) jauge de déformation, (b) pont de Wheatstone formant le couple mètre [43]

Annexe 2 : Les travaux de mobilité en France (protocole de mesure)

1. Présentation du banc d'essai back to back

Le banc d'essai est composé de deux réducteurs industriels hélicoïdal monté directement avec un moteur d'une puissance égale à 7.5 kW à 1500 tr/mn . Son vitesse est commandée par un variateur de vitesse. L'un des deux réducteurs à proximité du moteur, l'autre qui est le réducteur d'essai est éloigné du moteur. Les réducteurs sont liés à une extrémité par un manchon et de l'autre par deux manchons et un dispositif de mesure et mise en charge. Le rapport de la réduction global de chaque réducteur est 0.00716 .

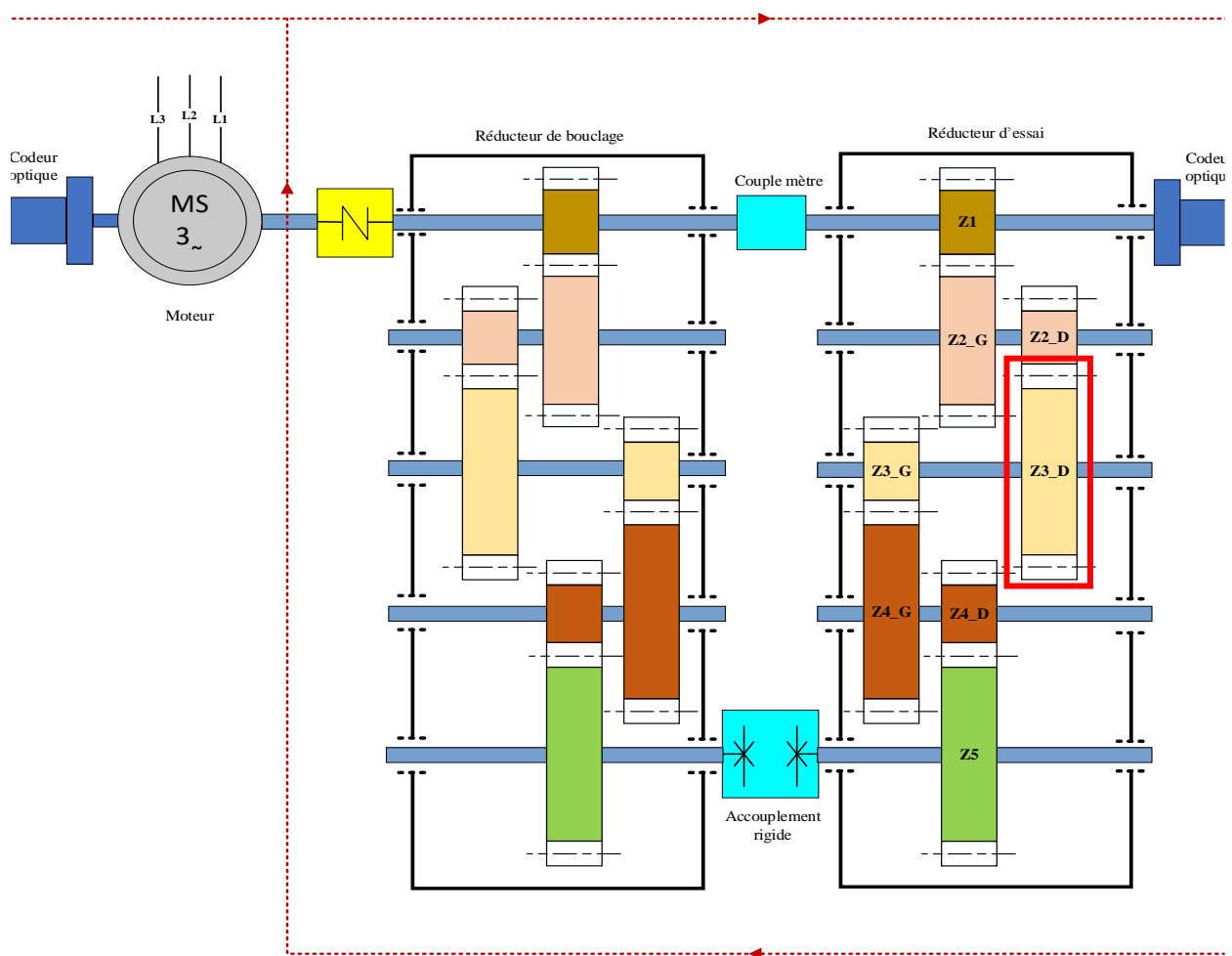


Figure 8 : Banc d'essais back to back

Tableau 1. Codage des roues dentée du banc et son nombre de dents

Codage des roues	Nombre de dents
Z1	23
Z2_G	62
Z2_D	15
Z3_D	70
Z3_G	18
Z4_G	59
Z4_D	18
Z5	61

Tableau 2. Type, nombre et emplacement des roulements

Emplacement	Numéro de pièce
Arbre A-B	22207 CC
	2207 CC
Arbre C-D	32208
	32208
Arbre E-F	32309 B
	32309 B
Arbre G-H	22312 E
	22312 E
Arbre I-J	23026 CC /W33
	23026 CC /W33

N.B 1:

- Pour la détérioration de la roue **Z_3D** (largeur 20mm) pour une durée de fonctionnement de 100 heures, il faut régler le couplemètre au couple de 32 Nm.

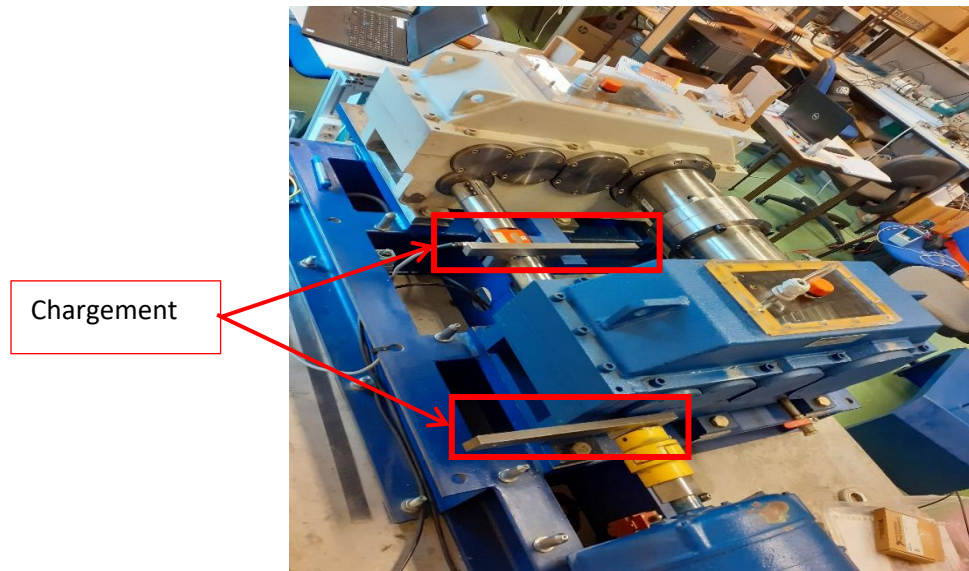


Figure 9: Chargement du banc back to back

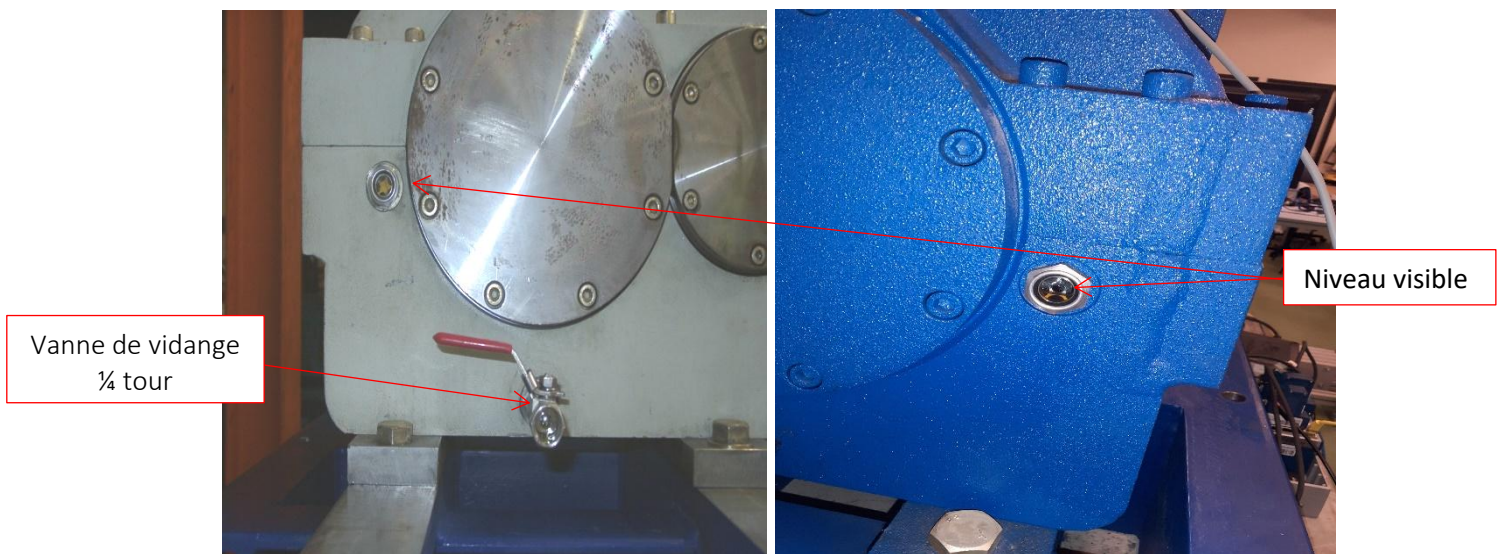


Figure 10: Vidange du banc back to back

2. Montage de la chaîne vibratoire

2.1 Présentation de la chaîne d'acquisition

Notre chaîne d'acquisition vibratoire est composée principalement :

- Une carte d'acquisition NI-9234 (figure 11), de quatre entrées analogiques acquièrent simultanément à des fréquences allant jusqu'à 51,2 kHz, de plus une résolution de 24 bits et une plage de mesure de (± 5 V) et un filtre anti rempliment.

3. Montage de la chaîne de Température

3.1 Présentation de la chaîne d'acquisition

Notre chaîne d'acquisition de température est composée principalement :

- Une carte d'acquisition NI-9217 (figure 14), d'entrée analogique RTD pour les systèmes NI CompactDAQ et Compact RIO, constituer quatre canaux et une résolution de 24 bits pour les mesures PT100 RTD.



Figure 14 : Carte d'acquisition (NI-9217)

- Deux Sonde industrielle sortie par tête, de type SI7D6,100, BC, PtCM3B, TB12Pe16,260°C, avec une gaine de protection inox 316 L - Ø 6,0 mm, et une fixation par bride coulissante tôle inox, une température maximale d'utilisation égale à +260°C. Montage 3 fils.



Figure 15. Sonde PT100

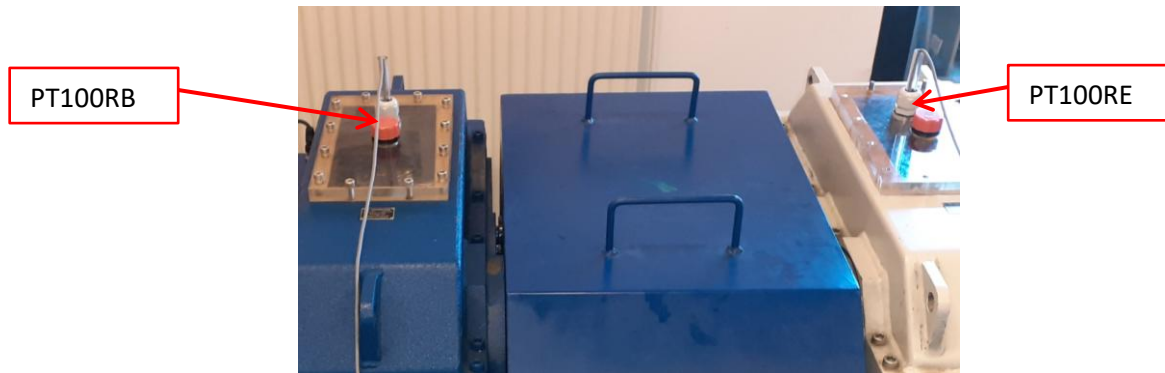


Figure 16 : Emplacement des capteurs

4. Montage de la chaine du courant et de déplacement (Inductif)

4.1 Présentation de la chaine d'acquisition

Concernant l'acquisition des signaux du courant et du capteur inductif nous avons utilisé une carte d'acquisition de même référence que la carte utilisée pour l'acquisition vibratoire (NI-9234).



Figure 17 : Carte d'acquisition (NI-9234)



Figure 18. Emplacement des capteurs

5. Montage de la chaîne de la vitesse

5.1 Présentation de la chaîne d'acquisition

Une carte d'acquisition NI-9104 de 8 voies permet de faire l'acquisition des signaux TTL. Pour réaliser l'acquisition de vitesse il faut brancher cette carte (NI-9104) avec un module (NI-9924), par exemple dans notre cas, on a deux codeurs TTL,

Emplacement des capteurs

Nous avons utilisé dans cette chaîne d'acquisition deux codeurs du fabricant Heidenhain de référence ROD 426 4096 27S12-03, avec résolution de 4096 pour chaque un. Ces codeurs sont déjà montés sur les deux cotée du banc back to back (figure 19).



Figure 19 : Emplacement des codeurs optique

Le codage du codeur est présenté sur le tableau suivant :

5.2 Présentation de la chaîne d'acquisition

Une carte d'acquisition NI 9237 pour une utilisation avec CompactDAQ et CompactRIO contient tout le conditionnement de signal nécessaire pour alimenter et mesurer jusqu'à quatre ponts capteurs simultanément. Avec une fréquence d'échantillonnage max égale à 50 kHz.



Figure 20 : Carte d'acquisition de couple (NI 9237)



Figure 21 : Photo du capteur de couple

6. Montage de la chaîne de commande et sécurité

La carte NI-9262 est un module de sortie analogique à mis à jour simultanément, cette dernière est assemblée avec un module NI-9923, qui sera utilisée principalement pour la sécurisation du banc ainsi que la commande du potentiomètre du variateur pour la commande de la vitesse du moteur.

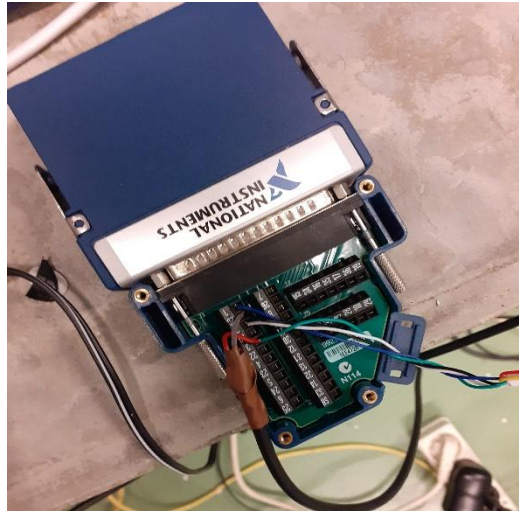


Figure 22 : Carte de sécurité et commande

7. Conditions d'essais

Tableau 3 présente les différents conditions d'essais et les instruments nécessaires pour le lancement d'acquisitions de vieillissement du banc back to back.

Tableau 3. Conditions d'essais

	Capteur	Carte d'acquisition	Fréquences d'échantillonnages	Régime de vitesse du banc	Heurs de mesure
Vibration	IMI 622B01	NI-9234	51200 Hz	Variable	100
Courant	E3N	NI-9234	51200 Hz	//	//
Déplacement	Inductif			//	//
Température	SI7D6,100	NI-9217	1 Hz	//	//
Vitesse	Codeur TTL	NI-9401	100 MHz	//	//
Couple	TQ503R-20	NI-9237	50000 Hz	//	//

8. Assemblage de la chaine d'acquisition

8.1 CompactDAQ 9188

Le CompactDAQ 9188 peut supporter jusqu'à 8 différentes cartes d'acquisitions, nous avons choisis ce châssis pour le montage de toutes les cartes susmentionnées sauf une des deux cartes NI-9234, nous avons monté cette dernière avec un châssis cDAQ-9171 car le compactDAQ-9188 ne supporte pas deux carte de même référence.



Figure 23 : CompactDAQ 9188



Figure 24 : Châssis cDAQ-9171

Nous avons utilisé en global 6 cartes d'acquisition comme il est indiqué dans les sections précédentes.

- 5 cartes d'acquisition sont positionnées dans le châssis cDAQ-9188 respectivement comme il est montré dans le tableau 4 et la figure 24.
- Une carte NI 9234 est assemblée avec le châssis cDAQ-9171.

Tableau 4. Positionnement des cartes dans le châssis cDAQ-9188

Numéro	Référence de la carte
1	NI 9234
2	NI-9262 & NI-9923
3	NI 9217
4	NI 9401 & NI 9924
5	NI 9237

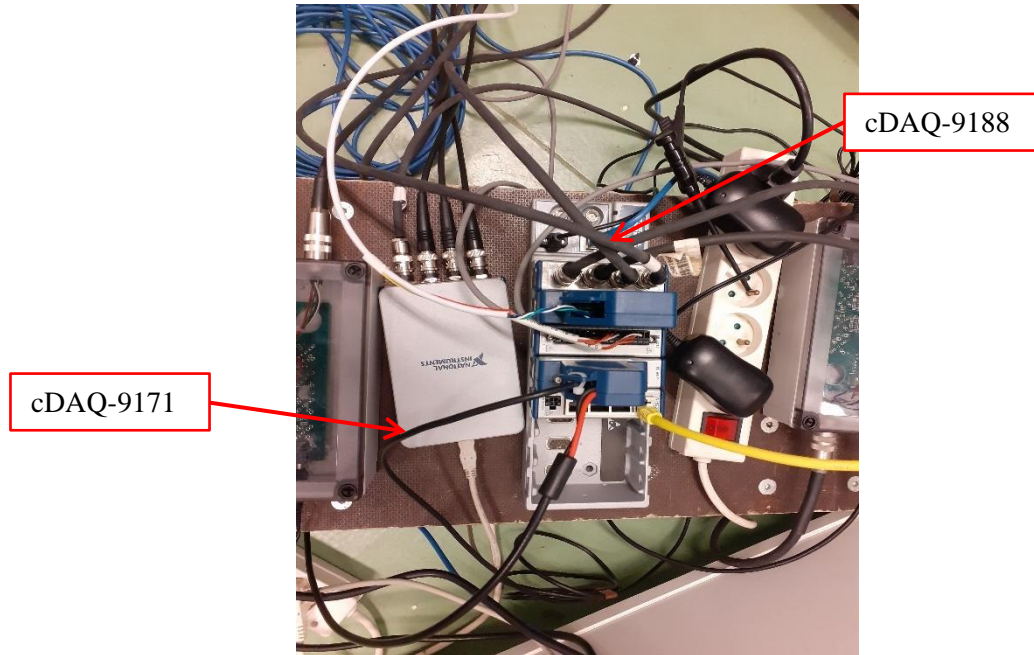


Figure 25 : Positionnement des cartes d'acquisition

9. Schéma de câblage

Le schéma de câblage et d'instrumentation de la compagnie de mesure est le suivant :

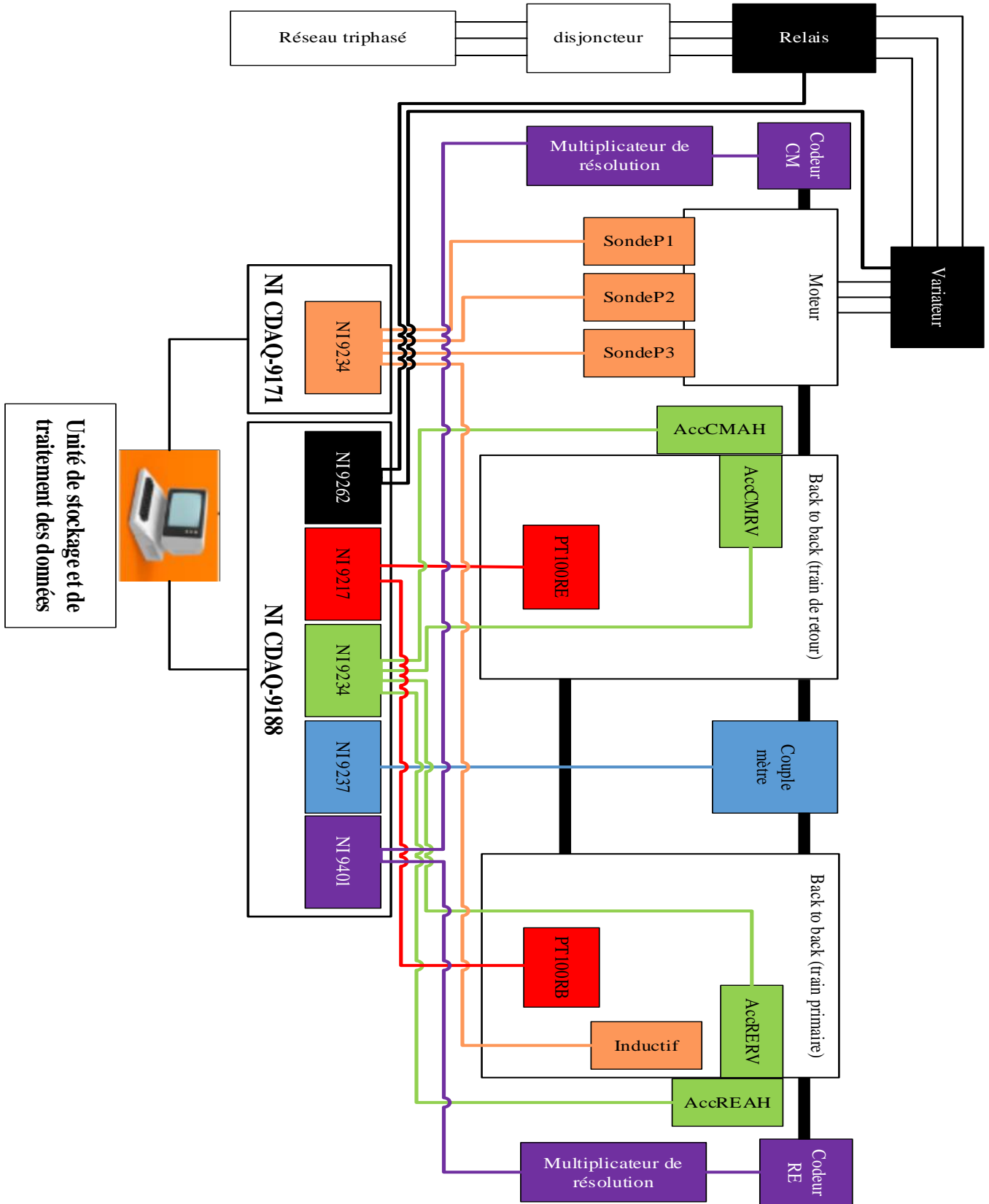


Figure 26 : Schéma de câblage

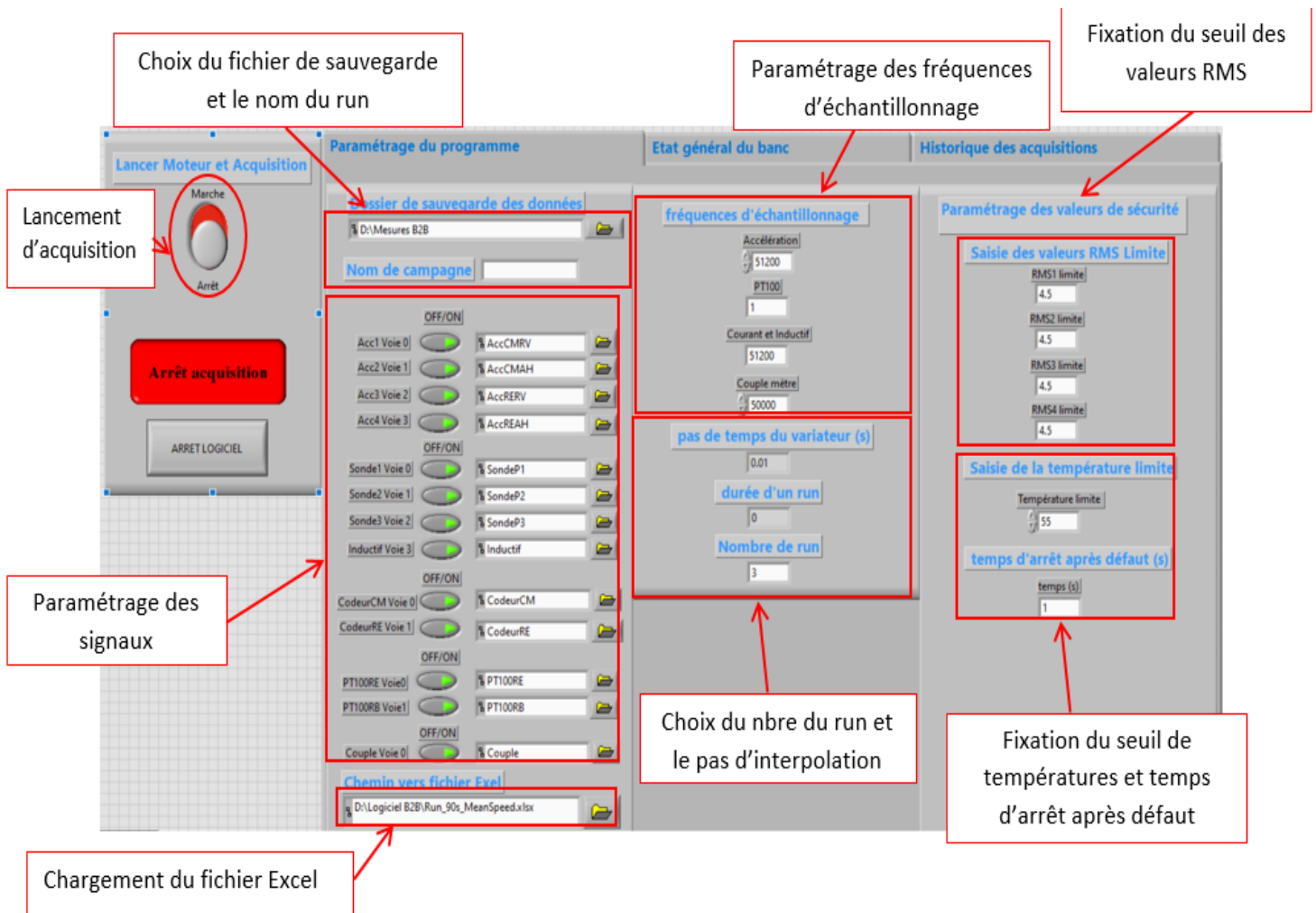


Figure 27 : Paramétrage du programme



Figure 28: Historiques des acquisitions

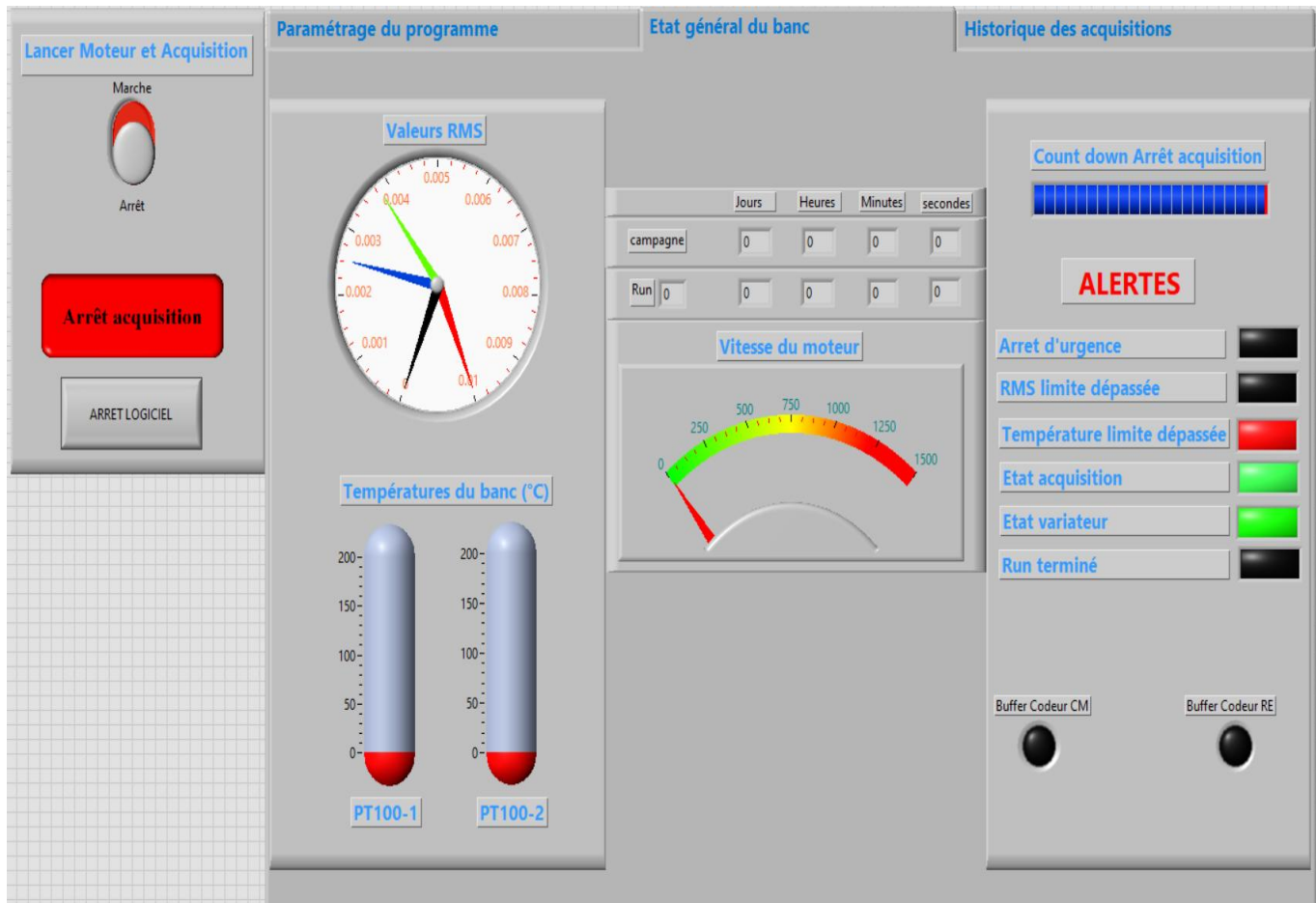


Figure 29: Etat général du banc

Références

- [1] Y. Qiu , W. Zhang, M. Cao, Y. Feng and D. Infield, "An electro-thermal analysis of a variable-speed doubly-fed induction generator in a wind turbine," *Energies*, vol. 8, no. 5, pp. 3386-3402, 2015.
- [2] D. Astolfi, F. Castellani and L. Terzi, "Fault prevention and diagnosis through SCADA temperature data analysis of an onshore wind farm," *Diagnostyka*, vol. 15, 2014.
- [3] P. Guo, D. Infield and X. Yang, "Wind Turbine Generator Condition-Monitoring Using Temperature Trend Analysis," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 3, no. 1, pp. 124-133, Jan 2012.
- [4] P. Caselitz and J. Giebhardt, "Rotor condition monitoring for improved operational safety of offshore wind energy converters," *J. Sol. Energy Eng.*, vol. 127, no. 2, pp. 253-261, 2005.
- [5] Y. Qiu, Y. Feng , J. Sun, W. Zhang and D. Infield, "Applying thermophysics for wind turbine drivetrain fault diagnosis using SCADA data," *IET Renewable Power Generation*, vol. 10, no. 5, pp. 661-668, 2016.
- [6] "IEEE Recommended Practice for Thermal Cycle Testing of Form-Wound Stator Bars and Coils for Large Rotating Machines - Redline," *IEEE Std 1310-2012 (Revision of IEEE Std 1310-1996)-Redline*, pp. 1-58,, 21 May 2012.
- [7] "IEEE Guide for Temperature Monitoring of Cable Systems," *IEEE Std 1718-2012*, pp. 1-35, 8 June 2012.
- [8] L. Hitchcock, "ISO Standards for Condition Monitoring," *Proc. 1st World Congress on Engineering Asset Management*, pp. 606-613, Jul. 2006.
- [9] R. W. Martin, A. Sabato, A. Schoenberg, R. H. Giles and C. Niezrecki, "Comparison of nondestructive testing techniques for the inspection of wind turbine blades' spar caps," *Wind Energy*, vol. 21, no. 11, pp. 980-996, 2018.
- [10] R. Raišutis, E. Jasiūnienė, R. Šliteris and A. Vladišauskas, "The review of non-destructive testing techniques suitable for inspection of the wind turbine blades," *Ultragarsas/Ultrasound*, vol. 63, no. 2, pp. 26-30, 2008.
- [11] B. F. S. e. al, "Fundamentals for remote structural health monitoring of wind turbine blades—A preproject," *Risø Nat. Lab., Roskilde, Denmark, Tech. Rep. Risø-R-1336(EN)*, 2002.
- [12] M. Korner, C. H. Weber, S. Wirth, K. J. Pfeifer, M. F. Reiser and M. Treitl, "Advances in digital radiography: physical principles and system overview," *Radiographics*, vol. 27, no. 3, pp. 675-686, 2007.
- [13] J. G. Fantidis, C. Potolias and D. V. Bandekas, "Wind turbine blade nondestructive testing with a transportable radiography system," *Science and Technology of Nuclear Installations*, no. 347320 , 2011.

-
- [14] J. D. A. Y. Lucena and K. Â. A. Lucena, "Wind energy in Brazil: an overview and perspectives under the triple bottom line," *Clean Energy*, vol. 3, no. 2, pp. 69-84, 2019.
- [15] E. Jasiniën, R. Raiutis, A. Voleiis, A. Vladiauskas, D. Mitchard and M. Amos, "NDT of wind turbine blades using adapted ultrasonic and radiographic techniques," *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 51, no. 9, pp. 477-483, 2009.
- [16] T. P. Sattar, V. Marques, R. N. Z. Anvo, G. Gallegos Garrido, A. P. Kaur , P. Routledge and K. Markham, "Climbing robot to perform radiography of wind blades," *In Robotics for Sustainable Future: CLAWAR 2021. Springer International Publishing*, vol. 24, pp. 165-176, 2022.
- [17] A. e. a. Reid, "Measurement of strain evolution in overloaded roller bearings using energy dispersive X-ray diffraction," *Tribology International*, vol. 140, no. 105893, 2019.
- [18] R. Yang, Y. He and H. Zhang, "Progress and trends in nondestructive testing and evaluation for wind turbine composite blade," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 60, pp. 1225-1250, 2016.
- [19] Y. Du, S. Zhou, X. Jing, Y. Peng, H. Wu and N. Kwok, "Damage detection techniques for wind turbine blades: A review," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 141, no. 106445, 2020.
- [20] H. F. Zhou, H. Y. Dou, L. Z. Qin, Y. Chen, Y. Q. Ni and J. M. Ko, "A review of full-scale structural testing of wind turbine blades," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 33, pp. 177-187, 2014.
- [21] X. W. Ye, C. Z. Dong and T. Liu, "A review of machine vision-based structural health monitoring: Methodologies and applications," *Journal of Sensors*, vol. 2016, no. 7103039, 2016.
- [22] J. Franko, S. Du, S. Kallweit, E. Duelberg and H. Engemann, "Design of a multi-robot system for wind turbine maintenance," *Energies*, vol. 13, no. 10, p. 2552, 2020.
- [23] L. Wang and Z. Zhang, "Automatic detection of wind turbine blade surface cracks based on UAV-taken images," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 64, no. 9, pp. 7293-7303, 2017.
- [24] D. Xu, C. Wen and J. Liu, "Wind turbine blade surface inspection based on deep learning and UAV-taken images," *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, vol. 11, no. 5, 2019.
- [25] A. S. M. e. a. Shihavuddin, "Wind turbine surface damage detection by deep learning aided drone inspection analysis," *Energies*, vol. 12, no. 4, p. 676, 2019.
- [26] W. Yang, Z. Peng, K. Wei and W. Tian, "Structural health monitoring of composite wind turbine blades: challenges, issues and potential solutions," *IET Renewable Power Generation*, vol. 11, no. 4, pp. 411-416, 2017.
- [27] J. Yoon, D. He and B. Van Hecke, "On the use of a single piezoelectric strain sensor for wind turbine planetary gearbox fault diagnosis," *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 62, no. 10, pp. 6585-6593, 2015.

-
- [28] Y. Wang, A. Mohammed, N. Sarma and S. Djurović, "Double fed induction generator shaft misalignment monitoring by FBG frame strain sensing," *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 15, pp. 8541-8551, 2020.
- [29] M. Ramakrishnan, G. Rajan, Y. Semenova and G. Farrell, "Overview of fiber optic sensor technologies for strain/temperature sensing applications in composite materials," *Sensors*, vol. 16, no. 1, p. 99, 2016.
- [30] O. J. e. a. Kristensen, "Fundamentals for remote structural health monitoring of wind turbine blades-a pre-project. Annex D-Full-scale test of wind turbine blade, using sensors and NDT," 2002.
- [31] B. F. e. a. Sørensen, "Fundamentals for remote structural health monitoring of wind turbine blades-a preproject.2002 ",.
- [32] K. Barthel, "The shock pulse method for determining the condition of anti-friction bearings," *In Proceedings of the Machinery Vibration Monitoring Analysis Seminar, Sponsored by the Vibration Institute*, February 1978.
- [33] S. T. Kandukuri, A. Klausen, H. R. Karimi and K. G. Robbersmyr, "A review of diagnostics and prognostics of low-speed machinery towards wind turbine farm-level health management," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, pp. 697-708, 2016.
- [34] "Venkateshan, S. P., Venkateshan, S. P., & Venkateshan. (2015). Mechanical measurements (pp. 103-182). Chichester: Wiley."
- [35] S. P. Venkateshan, *Mechanical measurements*, Second Edition, Gewerbestrasse 11, 6330 Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland AG, 2022.
- [36] J. L. Guzmán, R. Costa-Castelló, M. Berenguel and S. Dormido, *Automatic control with interactive tools*. Berlin/Heidelberg, Germany: Springer, 2023.
- [37] G. A. Rincón-Mora, *Switched inductor power IC design*, (p. 52). Berlin/Heidelberg, Germany: Springer., 2023.
- [38] C. Siu, *Electronic Devices, Circuits, and Applications* (p. 35), Berlin: Springer, 2022.
- [39] J. S. Bendat and A. G. Piersol, *Random data: analysis and measurement procedures*, John Wiley & Sons, 2011.
- [40] K. Feng, J. C. Ji, Q. Ni and M. Beer, "A review of vibration-based gear wear monitoring and prediction techniques," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 182, no. 109605, 2023.
- [41] E. Yadav and V. K. Chawla, "Role and significance of defect detection methods for rotating machines: an explicit literature review," *Journal of The Institution of Engineers (India): Series C*, vol. 105, no. 5, pp. 1293-1310., 2024.
- [42] F. Becher, *Conception d'une sonde pour la mesure de puissance moyenne dans la bande de fréquence 110 GHz–170 GHz*, Doctoral dissertation, Université paris saclay, 2024.

- [43] M. Srivastava, S. Hloch, L. Krejci, S. Chattopadhyaya, A. R. Dixit and J. Foldyna, "Residual stress and surface properties of stainless steel welded joints induced by ultrasonic pulsed water jet peening," *Measurement*, vol. 127, pp. 453-462, 2018.

العنوان: دراسة إشارات الاهتزاز من علبة تروس توربينات الرياح

ملخص

شهد قطاع طاقة الرياح نموًا ملحوظًا خلال العقود القليلة الماضية. ورغم أن هذا التطور مُشجع للغاية، إلا أنه لا يزال يُعاني من أعطال مكونات توربينات الرياح. تُعدّ المحامل مكونات أساسية تُستخدم على نطاق واسع في مختلف الآلات الدوارة، بما في ذلك توربينات الرياح، ويُعدّ تعطلها أحد الأسباب الرئيسية لأعطال الآلات الدوارة. لذلك، يتمثل الهدف الرئيسي من المراقبة في تقليل التكاليف الباهظة الناجمة عن التوقف غير المُخطط له وأعطال المعدات، والتي قد تُسبب خسائر فادحة.

أصبحت طرق التشخيص الذكية للمدحرجات محورًا رئيسيًا للبحث. تتطلب هذه الطرق إنشاء شكل متجه، يتكون عادةً من مؤشرات محسوبة من إشارات اهتزاز أو سرعة مأخوذة من عينات زمنية. ومع ذلك، في الظروف غير الثابتة، تتطلب هذه الإشارات تطبيق أساليب مُعقدة ذات أزمنة حسابية طويلة جدًا. لهذا السبب، يُنصح باستخدام تقنيات إعادة أخذ العينات الزاوية، لأنها تُتيح تجنب تقلبات السرعة واستخدام أساليب معالجة بسيطة.

في المرحلة التشغيلية للتشخيص الذكي، استخدمنا إشارات تسارع معاد أخذ عينات منها زاويةً لتشخيص المحامل بدقة في ظروف غير ثابتة. يتضمن ذلك إنشاء عدة ناقلات حركة متغيرة. ثم تُستخدم خوارزميات اختيار لاختيار المؤشرات الأكثر صلة لمراحل الكشف والتحديد لمختلف حالات فشل وتقليل وقت الحساب. وأخيرًا، يُجرى التصنيف باستخدام آلة متجه الدعم المكعب المحامل. تُثبت الطريقة المقترحة فعاليتها في تشخيص عيوب المحامل في ظروف السرعة المتغيرة. علاوةً على ذلك، سيتم اختبار هذه الطريقة على أنظمة أكثر تعقيدًا تعمل في ظروف غير ثابتة، مثل علبة تروس توربينات الرياح، ويمكن أيضًا استخدامها لبناء نظام تشخيص إلكتروني.

Titre : Etude des signaux vibratoires d'une boîte de vitesse éolienne

Résumé

Le secteur de l'énergie éolienne a connu une croissance considérable au cours des dernières décennies. Bien que cette évolution soit très encourageante, elle reste marquée par des défaillances des composants des éoliennes. Les roulements sont des composants critiques et très utilisés dans diverses machines tournantes sachant que les éoliennes, et leurs défaillances sont l'une des principales causes de pannes dans les machines tournantes. C'est pourquoi le principal objectif de la surveillance est de minimiser autant que possible les coûts élevés induits par les temps d'arrêt non planifiés et les pannes d'équipement qui peuvent générer des pertes considérables.

Les méthodes de diagnostic intelligentes pour les roulements sont devenues un point essentiel de la recherche. Ces méthodes nécessitent la construction d'un vecteur forme (VF) généralement composé d'indicateurs calculés à partir de signaux de vibration ou de vitesse échantillonnés dans le temps. Cependant, dans des conditions non stationnaires, ces signaux nécessitent l'application de méthodes complexes dont le temps de calcul est très important. Pour cette raison, l'utilisation de techniques de rééchantillonnage angulaire est recommandée car elles permettent de s'affranchir des fluctuations de vitesse et d'utiliser des méthodes de traitement simples.

Dans la phase opérationnelle de diagnostic intelligent. Nous avons utilisé des signaux d'accélération rééchantillonnés angulairement pour le diagnostic intelligent des roulements dans des conditions non stationnaires. Il s'agit de construire plusieurs VFs et les comparer. Ensuite, l'utilisation des algorithmes de sélection pour sélectionner les indicateurs les plus pertinents et minimiser le temps de calculs. Enfin, la classification est effectuée par une machine à vecteur de support cubique (Cubic SVM) pour les étapes de détection et d'identification des différentes conditions de défaillance des roulements. La méthode proposée prouve son efficacité pour le

diagnostic des défauts des roulements dans des conditions de vitesse variable. En outre, cette approche sera testée sur des systèmes plus complexes fonctionnant dans des conditions non stationnaires, tels que les multiplicateurs d'éoliennes, et cette méthode pourrait également être utilisée pour construire un système de diagnostic en ligne.

Title: Study of vibration signals from a wind turbine gearbox

Abstract

The wind energy sector has grown considerably over the last few decades. Although this development is very encouraging, it is still marked by failures in wind turbine components. Bearings are critical and widely used components in various rotating machines such as wind turbines, and their failure is one of the main causes of breakdowns in rotating machines. For this reason, the main objective of monitoring is to minimize as far as possible the high costs incurred by unplanned downtime and equipment failure, which can lead to considerable losses.

Intelligent diagnostic methods for bearings have become a key focus of research. These methods require the construction of a shape vector (SV), usually composed of indicators calculated from time-sampled vibration or velocity signals. However, under non-stationary conditions, these signals require the application of complex methods that take a very long time to calculate. For this reason, the use of angular resampling techniques is recommended, as they make it possible to avoid velocity fluctuations and use simple processing methods.

In the operational phase of intelligent diagnosis. We used angularly resampled acceleration signals for intelligent diagnosis of bearings in non-stationary conditions. This involves constructing several VFs. Next, selection algorithms are used to select the most relevant indicators and minimize computation time. Finally, classification is performed using a Cubic Support Vector Machine (Cubic SVM) for the detection and identification stages of the various bearing failure conditions. The proposed method proves its effectiveness for diagnosing bearing faults under variable speed conditions. In addition, this approach will be tested on more complex systems operating under non-stationary conditions, such as wind turbine gearboxes, and the method could also be used to build an on-line diagnostic system.