

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCH SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE D'OUM EL BOUAGHI

Faculté des sciences et des sciences appliquees



Thèse

POUR OBTENIR LE DIPLOME DE

Doctorat 3ème Cycle

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Construction mécanique

Thème :

Exploitation des signaux vibratoires des machines tournantes pour la détection des défaillances et le suivi de leurs évolutions

Présenté Par :

MEHALAINE Abdelfettah

Thèse soutenue le dd/mm/yyyy devant le jury composé de :

N°	Nom et prénom	Grade	Etablissement	Qualité
01	MAHFOUDI Chawki	Prof.	Université d'Oum El Bouaghi	Président
02	BERKANI Oualid	MCA	Université d'Oum El Bouaghi	Rapporteur
03	BOUZID Lakhdar	MCA	Université d'Oum El Bouaghi	Examineur
04	RAMDANE Younes	MCA	Université de Tébessa	Examineur
05	MECHAKRA Hamza	MCA	Université de Boumerdes	Examineur
06	CHELLIL Ahmed	Prof.	Université de Boumerdes	Invité



Thèse

POUR OBTENIR LE DIPLOME DE
Doctorat 3ème Cycle

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Construction mécanique

Thème :

Exploitation des signaux vibratoires des machines tournantes pour la détection des défaillances et le suivi de leurs évolutions

Présenté Par :

MEHALAINE Abdelfettah

Thèse soutenue le dd/mm/yyyy devant le jury composé de :

N°	Nom et prénom	Grade	Etablissement	Qualité
01	MAHFOUDI Chawki	Prof.	Université d'Oum El Bouaghi	Président
02	BERKANI Oualid	MCA	Université d'Oum El Bouaghi	Rapporteur
03	BOUZID Lakhdar	MCA	Université d'Oum El Bouaghi	Examineur
04	RAMDANE Younes	MCA	Université de Tébessa	Examineur
05	MECHAKRA Hamza	MCA	Université de Boumerdes	Examineur
06	CHELLIL Ahmed	Prof.	Université de Boumerdes	Invité

تعد مراقبة وتشخيص السلوك الاهتزازي لتوربينات الغاز أمرًا بالغ الأهمية للكشف المبكر عن الأعطال الميكانيكية، والتي يمكن أن تؤدي إلى إيقاف الإنتاج بشكل غير متوقع وتكاليف صيانة كبيرة. يقدم تحليل الاهتزازات مجموعة متنوعة من الأساليب والأدوات والتقنيات لتحديد موقع هذه الأخطاء وتوصيفها.

تتطلب مراقبة الآلات التوربينية اختيارًا حكيماً للمؤشرات الزمنية أو الترددية لمنع حدوث أعطال كبيرة. تتم مراقبة هذه المؤشرات عن كثب لاكتشاف التغييرات التدريجية التي قد تشير إلى تدهور النظام.

تركز هذه الأطروحة على مراقبة وتشخيص والتنبؤ بالأعطال الميكانيكية في توربينات الغاز. تتشكل مقاربتها المنهجية من قسمين أساسيين. يطبق الأول استراتيجية الصيانة المشروطة (CBM) لرصد وتحليل الإشارات الاهتزازية الصادرة عن توربينات الغاز المقترنة بمولد كهربائي. هدفها هو اكتشاف أي علامات لتدهور النظام وتشخيص الأعطال باستخدام تقنيات معالجة الإشارات المختلفة. يهدف القسم الثاني إلى دمج أساليب CBM والصيانة التنبؤية الذكية (PdM) في استراتيجية متماسكة CBM/PHM هدفها هو تطوير نموذج الانحدار الأسّي باستخدام تقنيات التعلم الآلي للتنبؤ بالعمر الإنتاجي المتبقي (RUL) لتوربين غاز بقدرة 250 ميجاوات.

الكلمات المفتاحية: التوربينات الغازية، تشخيص الاهتزازات، التحليل المداري، الصيانة التنبؤية، التشخيص، الانحدار

الأسّي، العمر الإنتاجي المتبقي.

RÉSUMÉ

La surveillance et le diagnostic de l'état vibratoire des turbines à gaz revêtent une importance cruciale pour la détection précoce des défauts mécaniques, qui peuvent entraîner des arrêts de production imprévus et des coûts de maintenance considérables. L'analyse vibratoire offre une gamme variée de méthodes, d'outils et de techniques permettant de localiser et de caractériser ces défauts.

La surveillance des turbomachines requiert une sélection judicieuse d'indicateurs temporels ou fréquentiels afin de prévenir les défaillances majeures. Ces indicateurs sont suivis attentivement pour repérer les changements progressifs qui pourraient signaler une dégradation du système.

Cette thèse s'articule autour de la surveillance, du diagnostic et du pronostic des défaillances mécaniques dans les turbines à gaz. Son approche méthodologique consiste en deux sections fondamentales. La première applique une stratégie de maintenance conditionnelle (CBM) pour surveiller et analyser les signaux vibratoires d'une turbine à gaz couplée à un générateur électrique. Son objectif est de détecter tout signe de dégradation du système et de diagnostiquer les dysfonctionnements à l'aide de diverses techniques de traitement du signal. La deuxième section vise à fusionner les approches CBM et prédictive intelligente (PdM) dans une approche CBM/PHM cohérente. Son objectif est de développer un modèle de régression exponentielle utilisant des techniques d'apprentissage automatique pour prédire la durée de vie utile restante (RUL) d'une turbine à gaz produisant une puissance de 250 MW.

Mots clés : Turbine à gaz, diagnostic vibratoire, analyse orbitale, maintenance prédictive (PdM), pronostic, régression exponentielle, durée de vie utile restante (RUL).

ABSTRACT

The monitoring and diagnosis of the vibratory behavior of gas turbines are crucial for early detection of mechanical faults, which can lead to unforeseen production shutdowns and significant maintenance costs. Vibrational analysis offers a diverse range of methods, tools, and techniques for locating and characterizing these faults.

Monitoring turbomachinery requires a judicious selection of temporal or frequency indicators to prevent major failures. These indicators are closely monitored to spot progressive changes that may indicate system degradation.

This thesis focuses on monitoring, diagnosis, and prognostication of mechanical failures in gas turbines. Its methodological approach consists of two fundamental sections. The first applies a conditional maintenance strategy (CBM) to monitor and analyze vibrational signals from a gas turbine coupled with an electric generator. Its aim is to detect any signs of system degradation and diagnose malfunctions using various signal processing techniques. The second section aims to merge CBM and intelligent predictive maintenance (PdM) approaches into a coherent CBM/PHM strategy. Its goal is to develop an exponential regression model using machine learning techniques to predict the remaining useful life (RUL) of a 250 MW gas turbine.

Key words: Gas turbine, vibration diagnostic, orbital analysis, predictive maintenance (PdM), prognostic, exponential regression, remaining useful life (RUL).

DÉDICACES

Je dédie ce modeste travail

A ma mère : BERKANI TEFAHA

La fleur de ma vie, merci pour tout le soutien et l'amour que vous m'avez apporté. Les mots ne peuvent exprimer ma profonde gratitude et mon appréciation. Ce travail est pour vous. Que Dieu te protège, maman.

A mon père : MEHALAINE AZZEDINE

Toutes les expressions et appréciations ne suffisent pas pour te remercier, mon cher père. Cette thèse est un témoignage de mon amour et de mon dévouement envers vous. Dieu vous bénisse.

A ma femme : BECHOUA FAIROUZ

Merci d'être une belle femme, merci pour vos grands sacrifices et votre patience envers moi et mes enfants, RYM LAYANE et TAHA AMIR. Je vous offre mon sincère amour et ma gratitude. Que Dieu vous bénisse et vous protège.

Je tiens à remercier toutes mes sœurs, AMINA, KHADIDJA et HALIMA qui m'a soutenu du début à la fin de cette thèse.

Je n'oublie pas de remercier MOHAMMED OKSEL et ATEF LAICHE pour leur plein soutien.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude envers tous les enseignants et employés du département de mécanique, et des études supérieures.

REMERCIEMENTS

Je rends grâce à Allah

Le Tout-puissant, le très miséricordieux, qui nous a accordé la force, la santé et l'énergie indispensables pour accomplir cette humble œuvre.

Au prophète Mohammad S.A.W

Un de ses hadiths, que Dieu le bénisse et lui accorde la paix, « Apprendre du berceau jusqu'à la tombe » nous a donné envie d'apprendre. Nous exprimons notre gratitude pour vos actions au nom de l'humanité.

Je souhaite tout particulièrement remercier mon directeur de thèse à l'Université Larbi Ben M'hidi d'Oum El Bouaghi, Docteur BERKANI OUALID, pour l'aide compétente qu'il m'a apportée, sa disponibilité, ses multiples conseils et pour toutes les heures qu'elle a consacrés à diriger cette recherche. Ce travail ne serait pas aussi abouti sans ses conseils et sa compréhension.

Je tiens à remercier tout particulièrement Monsieur MAHFOUDI CHAWKI, professeur à l'Université Larbi Ben M'hidi d'Oum El Bouaghi, pour son acceptation d'être président du jury de cette thèse. En plus d'être mon professeur, nous avons beaucoup appris de lui et nous avons toujours hâte de bénéficier des connaissances qu'il a partagées avec nous. Vous étiez l'un des meilleurs enseignants.

J'adresse également mes sincères remerciements aux membres du jury Mr. BOUZID Lakhdar, Mr. MECHAKRA HAMZA, Mr. CHELLIL AHMED, Mr. RAMDANE YOUNES qui ont accepté d'être examinateur pour cette thèse.

Un remerciement assez spécial à tout le personnel de centrale électriques de Fkirina et de M'sila, en particulier le chef service de diagnostic vibratoire à Fkirina Mr. BOUZID NASRI, ainsi que l'équipes de maintenance : BERKANI TOUFIK, HAMRI YACIN, REMACHE YACINE, MOUASSI SABER, RIYAD, HMED.

Merci à tous...

TABLE DES MATIÈRES

Table des matières	I
Liste des figures	IV
Liste des tableaux	X
Liste des abréviations	XI
Introduction générale	1
Chapitre 01 : Maintenance & inspection des machines tournante	4
1.1 Maintenance industrielle	4
1.2 Types de maintenance	4
1.2.1 Maintenance corrective	4
1.2.2 Maintenance préventive	5
a) Maintenance systématique	5
b) Maintenance conditionnelle	7
c) Maintenance prévisionnelle	8
d) Maintenance active	8
1.3 Activités de maintenance	9
1.4 Enjeux de la maintenance	10
1.5 Evolutions de la maintenance PdM	11
1.6 Les terminologies de base en sûreté de fonctionnement	15
1.6.1 Notion de risque	15
1.6.2 Sûreté de fonctionnement	15
1.6.3 Temps de fiabilité, maintenabilité et disponibilité	16
1.7 Caractéristiques des Défaillances	18
1.7.1 Dégradation des machines tournantes	18
1.7.2 Modes de défaillance « mode de panne »	19
1.7.3 Causes de défaillance	19
1.7.4 Classification des défaillances	20
1.8 Surveillance des équipements	22
1.8.1 Indicateurs de surveillance	24
1.8.2 Techniques de surveillance	26

a) Surveillance thermique	26
b) Analyse d'huile	27
c) Surveillance acoustique	27
d) Analyse vibratoire	28
1.9. Surveillance et diagnostic vibratoire	29
1.9.1 Étapes du diagnostic industriel	29
1.10 Surveillance et pronostics	30
Chapitre 02 : Diagnostic des défaillances par l'analyse vibratoire	33
2.1 Notions fondamentales des vibrations	33
2.2 Chaîne de mesure des vibrations	40
2.2.1 Structures de la chaîne d'acquisition	41
2.2.2 Capteurs de vibration	42
2.2.3 Caractéristiques principales d'un capteur de vibration	44
2.2.4 Types des capteurs de vibrations	46
2.3 Procédures de surveillance et diagnostique par analyse vibratoire	50
2.4 Techniques de diagnostic vibratoire des turbines à gas	51
2.4.1 Analyse temporel (Mesure vibratoire en niveau global)	51
2.4.2 Analyse fréquentiel	58
2.4.2.1 Caractéristiques des mesures spectrales	60
a) Plage de fréquence	60
b) Résolution	60
c) Fenêtrage	63
d) Filtrage	66
2.4.2.2 Indicateur spectral	72
2.4.2.3 cepstres	74
2.4.2.4 Analyse d'enveloppe	75
2.4.3 Analyse orbitale	76
2.5 Conclusion	78
Chapitre 03 : Diagnostic vibratoire des principaux défauts mécaniques	79
3.1 Introduction	79
3.2 Défaut de balourd	79
3.3 Défaut d'alignement	83
3.4 Défaut de palier à film d'huile	85
3.5 Défaut de fixation, jeu, usure	87

3.6 Défaut de transmission par courroies	88
3.7 Défaut d'engrenage	89
3.8 Défaut de roulement	95
3.8.1 Etude de cas	100
3.9 Conclusion	104
Chapitre 04 : Analyse du comportement vibratoire d'un groupe Turbine à gaz – Générateur	105
4.1 Introduction	105
4.2 Normes internationales pour les vibrations des turbomachines	106
4.3 Description et mesure	107
4.4 Résultats et discussion	111
4.5 Conclusion	125
Chapitre 05 : Prédiction de la durée de vie utile restante RUL d'une turbine à gaz	126
5.1 Introduction	126
5.2 Description	127
5.3 Acquisition des données	128
5.4 Diagnostic - Traitement de signal	129
5.5 Méthodologie de pronostic proposée	130
5.5.1 Prétraitement des données	130
a) Extraction de caractéristiques	130
b) Gestion des données	133
c) Sélections des indicateurs	134
d) Compression des indicateurs	138
5.5.2 Estimation RUL	139
A) Partie I : Étape de d'apprentissage	139
B) Partie II : Étape de test	141
C) Evaluation des performances	143
5.5.3 Décisions	144
5.6 Conclusion	144
Conclusion générale	146
Références bibliographiques	149

LISTE DES FIGURES

Chapitre 01 :

Figure 1.1 : Courbe en baignoire	6
Figure 1.2 : Activités de maintenance [14]	10
Figure 1.3 : Mise à niveau de la politique de maintenance [19]	11
Figure 1.4 : Catégories d'intelligence artificielle dans la maintenance préventive [34],.....	13
Figure 1.5 : Les différentes durées de FMD	16
Figure 1.6 : Corrélation entre FMD [60]	17
Figure 1.7 : Courbe P-F	18
Figure 1.8 : Causes de défaillances liées à la construction [57]	20
Figure 1.9 : Défaillances liées au phénomène de corrosion [57]	20
Figure 1.10 : Méthodes de surveillance des vibrations d'une turbine à gaz	23
Figure 1.11 : Seuils de dégradation d'un HI	25
Figure 1.12 : Thermographie infrarouge	26
Figure 1.13 : Étapes du diagnostic industriel [57]	30
Figure 1.14 : Prédiction de RUL	31

Chapitre 02 :

Figure 2.1 : Mouvement vibroaire d'une masse suspendue à un ressort	33
Figure 2.2 : Signal de vibration	34
Figure 2.3 : Représentation des différentes amplitudes caractéristiques pour différents types de signaux vibratoires	37
Figure 2.4 : Déphasage entre deux signaux sinusoïdaux	38
Figure 2.5 : Gammes de fréquences de : déplacement, vitesse et accélération [20]	39
Figure 2.6 : Grandeurs associées à l'amplitude d'une vibration	40
Figure 2.7 : Architecture globale d'une chaine de mesure [101]	40
Figure 2.8 : Traitement analogique	41
Figure 2.9 : Exemple de chaîne d'acquisition analogique [103]	42
Figure 2.10 : Exemple de chaîne d'acquisition numérique [103]	42
Figure 2.11 : Différent type de mesure des vibrations	43
Figure 2.12 : Emplacements des points de mesure	43
Figure 2.13 : Gammes de fréquences et plage dynamique des capteurs de vibrations [98]	44

Figure 2.14 : Critères de sélection des capteurs en termes de fréquence et de température [105]	45
Figure 2.15 : Notions de fidélité et justesse [106]	46
Figure 2.16 : Principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement (Proximètre)	46
Figure 2.17 : Chaîne de mesure avec un capteur de proximité d'une Turbine à gaz [105].	47
Figure 2.18 : Montage des proximètres	47
Figure 2.19 : Structure d'un capteur de vitesse « Vélocimètre »	48
Figure 2.20. Accéléromètre piézoélectrique [104]	48
Figure 2.21 : L'effet piézoélectrique [108]	49
Figure 2.22 : Chaîne de mesure avec un accéléromètre d'une Turbine à gaz [105]	49
Figure 2.23 : Réponse en fréquence de l'accéléromètre	49
Figure 2.24 : Méthodes de montage des accéléromètres	50
Figure 2.25 : Fréquences de résonance des différentes méthodes de montage [109]	50
Figure 2.26 : Processus de surveillance et de diagnostic [111]	51
Figure 2.27 : Évolution des valeurs de RMS, Valeur moyenne et Valeur de crête avec l'apparition d'un défaut sur une turbine à gaz	53
Figure 2.28 : Évolution du Kurtosis avec l'apparition d'un défaut sur un roulement	55
Figure 2.29 : Évolution de l'indicateur Skewness avec l'apparition d'un défaut sur un roulement	55
Figure 2.30 : Évolution du facteur de crête d'un roulement	53
Figure 2.31 : Évolution de facteur de crête aux différents stades de dégradation d'un roulement	53
Figure 2.32 : Évolution de Std avec l'apparition d'un défaut sur un roulement	57
Figure 2.33 : Variation du facteur K en fonction du temps [110]	58
Figure 2.34 : Évolution du facteur K avec l'apparition d'un défaut sur un roulement	58
Figure 2.35 : Simulation d'un signal vibratoire S1(t) périodique-stationnaire	62
Figure 2.36 : Simulation d'un signal vibratoire S2(t) non-stationnaire	62
Figure 2.37 : Spectrogramme de signal S2(t) non-stationnaire	63
Figure 2.38 : Spectrogramme S1(t) avec et sans bruit	63
Figure 2.39 : Illustration du signal S1(t) et de son spectre avec et sans fenêtre de Hamming	64
Figure 2.40 : Illustration du signal S1(t) et de son spectre avec et sans fenêtre de Hanning	65
Figure 2.41 : Illustration du signal S1(t) et de son spectre avec et sans fenêtre de Flat top	65

Figure 2.42 : Illustration du signal $S1(t)$ et de son spectre avec et sans fenêtre de Blackman	65
Figure 2.43 : Représentation temporelle et fréquentielle de $S1(t)$ bruité et filtré avec filtre passe-bas	67
Figure 2.44 : Spectrogramme de $S1(t)$ avant et après le processus de filtrage passe-bas	68
Figure 2.45 : Représentation temporelle et fréquentielle de $S1(t)$ bruité et filtré avec filtre passe-bande	69
Figure 2.46 : Spectrogramme de $S1(t)$ avant et après le processus de filtrage passe-bande	69
Figure 2.47 : Représentation temporelle et fréquentielle de $S1(t)$ bruité et filtré avec filtre passe-haut	70
Figure 2.48 : Spectrogramme de $S1(t)$ avant et après le processus de filtrage passe-haut ..	70
Figure 2.49 : Représentation temporelle et fréquentielle de $S1(t)$ bruité et filtré avec filtre bande-stop	71
Figure 2.50 : Spectrogramme de $S1(t)$ avant et après le processus de filtrage bande-stop .	71
Figure 2.51 : Signaux $S1(t)$ non filtré (large-bande) et filtré (bande-passante)	72
Figure 2.52 : Spectres $S1(t)$ non filtré (large-bande) et filtré [40Hz-60Hz]	72
Figure 2.53 : Spectres $S1(t)$ non filtré (large-bande) et filtré [40Hz-110Hz]	73
Figure 2.54 : Spectre d'ordre du signal $S1(t)$	74
Figure 2.55 : Étapes de traitement pour la méthode enveloppe [124]	76
Figure 2.56 : Propriétés des grandeurs de l'orbite cinétique du rotor	77
Chapitre 03 :	
Figure 3.1 : Représentation du balourd	80
Figure 3.2 : Phénomènes de frottement-échauffement (rotor/parties fixes) [33], [135]	81
Figure 3.3 : Balourd avec courbure de flexion thermique [135]	82
Figure 3.4 : Rotor déformé thermiquement [135]	82
Figure 3.5 : Types de balourd	83
Figure 3.6 : Signature vibratoire théorique d'un balourd	83
Figure 3.7 : Défaut d'alignements	84
Figure 3.8 : Signature vibratoire théorique d'un défaut d'alignement	84
Figure 3.9 : Défauts spécifiques aux paliers fluides	85
Figure 3.10 : Position d'équilibre du rotor	85
Figure 3.11 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de palier	86
Figure 3.12 : Phénomène de fouettement d'huile	87
Figure 3.13 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de serrage des paliers	88
Figure 3.14 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de serrage sur l'arbre	88

Figure 3.15 : Défaut de courroie	88
Figure 3.16 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de transmission par courroie mesuré dans deux paliers	89
Figure 3.17 : Vibrations d'un engrenage [33]	90
Figure 3.18 : Signature vibratoire théorique d'un engrenage sans défaut	92
Figure 3.19 : Signature vibratoire théorique d'un engrenage ayant une dent détériorée ...	92
Figure 3.20 : Détérioration d'une dent sur chaque engrenage [98]	93
Figure 3.21 : Signature vibratoire théorique de dentures détériorées	93
Figure 3.22 : Signature vibratoire théorique d'un arbre courbé	94
Figure 3.23 : Signature vibratoire théorique d'un jeu inapproprié lors de l'assemblage...	94
Figure 3.24 : Signature vibratoire théorique d'un défaut généralisé	95
Figure 3.25 : Éléments pour un roulement à billes	95
Figure 3.26 : Modulation d'amplitude	98
Figure 3.27 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de bague fixe	99
Figure 3.28 : Signature vibratoire théorique d'un défaut affectant la bague tournante ou un élément roulant dans le cas d'une charge axiale pure	99
Figure 3.29 : Signature vibratoire théorique d'un défaut affectant la bague tournante ou un élément roulant dans le cas d'une charge radiale pure	99
Figure 3.30 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de déversement de bagues	100
Figure 3.31 : Signaux temporels des roulements sains et avec défaut BPFO	101
Figure 3.32 : Spectres de puissance des roulements sain et avec défaut BPFO	102
Figure 3.33 : Spectres d'enveloppe, (a) Roulement sain, (b) roulement défectueux BPFO	102
Figure 3.34 : Signaux temporels des roulements sains et avec défaut BPFI	102
Figure 3.35 : Spectres de puissance des roulements sain et avec défaut BPFI	103
Figure 3.36 : Spectre d'enveloppe d'un roulement avec défaut BPFI	103
Figure 3.37 : Signaux temporels des roulements sains et avec défaut BPFO-BPFI	103
Figure 3.38 : Spectres de puissance des roulements sain et avec défaut BPFO-BPFI	104
Figure 3.39 : Spectre d'enveloppe d'un roulement avec défauts BPFO-BPFI	104
Chapitre 04 :	
Figure 4.1 : Emplacements de mesure typiques pour le groupe GT02	108
Figure 4.2 : Positionnement des capteurs : (a) Capteurs de proximité ; (b) Capteurs d'accéléromètres	108
Figure 4.3 : Forme du mode de rotor GT02	109
Figure 4.4 : Vitesses critiques du rotor GT02 pendant la phase de démarrage	110
Figure 4.5: Rotor coté générateur	111

Figure 4.6 : Tendances des vibrations absolues dans les 4 paliers (Horizontale et verticale) du 28/03/2021 - 18 : 55 :00 au 29/03/2021 - 02 : 10 :00	112
Figure 4.7 : Tendances des vibrations relatives dans le 4 paliers (Gauche et Droite à 45°) du 28/03/2021 - 18 : 55 :00 au 29/03/2021 - 02 : 10 :00	112
Figure 4.8 : Signaux temporels non filtrés et leurs spectres des vibration relatives dans les paliers P.2, P.3 et P.4	113
Figure 4.9 : Signature spectrale et temporels filtrés des vibration relatives dans les paliers P.2, P.3 et P.4	114
Figure 4.10 : Tracés des orbites non filtrés dans les paliers P.2, P.3 et P.4	115
Figure 4.11 : Tracés des orbites filtrés dans les paliers P.2, P.3 et P.4	117
Figure 4.12 : Courbes de tendances des vibrations absolues (RMS) dans les 04 paliers (Horizontal et vertical)	117
Figure 4.13 : Courbes de tendances des vibrations de déplacement maximal du rotor Smax(μm) dans les 04 paliers	117
Figure 4.14 : Signaux temporels des vibrations absolues dans les 04 paliers	118
Figure 4.15 : Signaux temporels des vibrations relatives dans les 04 paliers	119
Figure 4.16 : Histogramme des vibrations absolues (RMS) dans les 04 paliers	119
Figure 4.17 : Histogramme des vibrations relatives (p-p) dans les 04 paliers	119
Figure 4.18 : Histogramme du déplacement maximal Smax de l'arbre dans les 04 paliers	119
Figure 4.19 : Spectres de vibrations absolues dans les 04 paliers (horizontale et verticale)	120
Figure 4.20 : Spectres de vibrations relatives dans les 04 paliers (gauche et droite à 45°)	121
Figure 4.21 : Tracés d'orbites 1X non filtrées (à gauche) et filtrées (à droite) aux paliers P.2, P.3 et P.4 respectivement	123
Figure 4.22 : Forme de déviation de fonctionnement de groupe GT02	123
Figure 4.23 : Déformation du trou de l'arbre sous l'effet d'un point chaud	124
Figure 4.24 : Effets de frottement sur le ventilateur et le couvercle d'extrémité d'arbre ...	124
Chapitre 05 :	
Figure 5.1 : Ensemble turbine à gaz – compresseur	127
Figure 5.2 : Architecture proposée pour l'estimation RUL	127
Figure 5.3 : Spectres des différents périodes de dégradations	129
Figure 5.4 : Spectre de puissance pour différents cycles, (a) : Spectre de puissance du cycle 1 aux cycles 68 ; (b) : Spectre de puissance du cycle 138 aux cycles 207	131
Figure 5.5 : Tendances des indicateurs de surveillance	132
Figure 5.6 : Mise à l'échelle de l'indicateur de surveillances (HI)	134
Figure 5.7 : Analyse de corrélation des indicateurs de surveillance	135

Figure 5.8 : Moyenne mobile par la fenêtre glissante	137
Figure 5.9 : Monotonie des indicateurs de surveillance	138
Figure 5.10 : Courbes de Tendances, (a): PCA1train; (b): PCA2train	139
Figure 5.11 : PCA1train ajusté	141
Figure 5.12 : Courbes de Tendances, (a) : PCA1test ; (b) : PCA2test	141
Figure 5.13 : PCA1test ajusté	142

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre 02 :

Tableau 2.1 : Méthodes de mesure de l'amplitude des signaux vibratoires	38
Tableau 2.2 : Unités vibratoires	40
Tableau 2.3 : Précision de mesure en fonction de la vitesse	61
Tableau 2.4 : Valeurs des indicateurs de S1(t) dans différentes bandes fréquentielles ...	74

Chapitre 03 :

Tableau 3.1 : Phénomènes liés aux effets thermiques	81
Tableau 3.2 : Statistiques des causes de défaillances [138]	90
Tableau 3.3 : Descriptions des roulements	100
Tableau 3.4 : Fréquences caractéristiques des défauts	101

Chapitre 04 :

Tableau 4.1 : Classement de niveau des vibrations absolues d'après ISO 10816-4 [153].	107
Tableau 4.2 : Classement de niveau des vibrations relative d'après ISO 7919-4 [154] ..	107
Tableau 4.3 : Limites de vibrations absolues et relatives de groupe GT02	111
Tableau 4.4 : Valeurs maximales de vibrations absolues et relatives en phase Permanent	112
Tableau 4.5 : Valeurs des piques de vibrations absolues	121
Tableau 4.6 : Valeurs des piques de vibrations relatives	122

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Ac	Amplitude crête.
Ac-c	Amplitude crête à crête.
Aeff ou RMS	Amplitude efficace ou valeur efficace.
ANN	Réseaux de neurones artificiels.
BF	Basses fréquences.
BPFI	Fréquence d'un défaut localisé sur la bague intérieure du roulement.
BPFO	Fréquence d'un défaut localisé sur la bague externe du roulement.
BSF	Fréquence d'un défaut localisé sur un élément roulant.
CAN	Convertisseur analogique-numérique.
CBM	Maintenance conditionnelle.
CM	Surveillance de l'état.
CMD	Données de surveillance de l'état.
CNN	Réseaux de neurones convolutifs.
DL	Apprentissage profond.
DO	Indicateur de base de la disponibilité opérationnelle.
DSP ou PSD	Densité spectrale de puissance.
DSP	Processeur de signal numérique.
E/B	Échantillonneur-bloqueur.
F	Défaillance fonctionnelle.
FC	Facteur de crête.
FFT	Transformée de Fourier Rapide.
FMD	Fiabilité Maintenabilité Disponibilité.
FTF	Fréquence d'un défaut de cage.
GT02	Groupe Turbine à gas – Générateur.
HF	Hautes fréquences.
HFRT	Technique de résonance à haute fréquence ou analyse d'enveloppe.
HI	Indicateur de surveillance.
IA	L'intelligence artificielle.
MDT ou MTI	Temps moyen d'indisponibilité ou temps moyen d'arrêt propre.
MF	Moyennes fréquences.
ML	Apprentissage automatique.
MTBF	Temps moyen entre deux défaillances.
MTTF	Temps moyen avant-première défaillance.
MTTR	Temps moyen de réparation.
MUT	Temps moyen de disponibilité.
P	Défaillance potentielle.
PCA	Analyse en composantes principales.
PDA	Dégradation des performances
PdM	Maintenance prédictive.

PHM	Pronostic et management de la santé.
PM	Maintenance préventive.
RPM	Vitesse de rotation.
RUL	Durée de vie utile restante.
SI	Système international d'unités.
Std	Écart type.
SVM	Machine à vecteurs de support.
TàG	Turbine à gaz.
TBF	Temps entre deux défaillances.
TBM	Maintenance systématique.
TF	Transformée de Fourier.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les machines tournantes de grande taille, telles que les turbines à gaz, les compresseurs centrifuges et les turbines à vapeur, jouent un rôle vital dans plusieurs industries majeures, notamment celles de la pétrochimie, de la métallurgie, de l'électricité et d'autres secteurs de transformation clés. Leur fonctionnement ininterrompu est un pilier de la production économique dans plusieurs pays [1].

Au cours de la dernière décennie, l'industrie électrique a largement adopté les centrales électriques à cycle combiné, plaçant les nouvelles turbines à gaz à haute efficacité au cœur de cette croissance [2], [3]. Cependant, le fonctionnement continu de ces machines entraîne souvent une usure progressive des composants, considérée normale dans des conditions standard. Mais dans des environnements de travail critiques, cette usure peut dégénérer en dysfonctionnements partiels, voire en défaillance totale de la machine, engendrant ainsi des coûts de production élevés qui nécessitent une maintenance rigoureuse des équipements [4]. L'efficacité des turbines à gaz à fournir de l'énergie électrique aux secteurs industriels dépend de la conception de la turbine, des conditions d'exploitation établies, des conditions environnementales et de la stratégie de maintenance [5], [6].

Les méthodes de diagnostic des turbines à gaz se divisent généralement en deux catégories : les méthodes mécaniques et celles basées sur les performances. Les méthodes mécaniques, également appelées surveillance de l'état (CM), englobent des techniques telles que l'analyse vibratoire, l'analyse de l'huile et des débris d'usure, l'acoustique et la thermographie. D'autre part, la surveillance de l'état de santé qui est basée sur les performances utilise des paramètres thermodynamiques, le débit de carburant ou de gaz, la pression du rapport carburant, la puissance de sortie, etc, [7], [8].

Les turbines à gaz sont souvent sujettes à divers défauts mécaniques tels que le déséquilibre massique (balourd), le désalignement, les frottements, les fissures des arbres, et les jeux mécaniques, résultant des forces internes et externes lors des variations des conditions de fonctionnement [9], [5]. Ces forces impactent le comportement dynamique, conduisant ainsi à une dégradation des performances du système [10].

Les vibrations générées par les machines tournantes peuvent exercer des contraintes périodiques sur leurs composants, pouvant potentiellement conduire à des défaillances. Si le mouvement provoqué par les vibrations est suffisamment important, des pièces de la machine peuvent entrer en contact indésirable (Frottement) et provoquer une défaillance totale. L'analyse vibratoire constitue donc une composante cruciale de la maintenance des

machines tournantes, permettant de détecter les pannes potentielles et de prévenir les défaillances [11].

Les signaux vibratoires sont régulièrement actualisés et exploités pour le diagnostic des pannes des machines, mettant l'accent sur leur fonctionnement normal ou dégradé afin d'identifier la présence éventuelle de défauts. La surveillance d'état (CM) et le diagnostic des défauts vibratoires sont un des domaines de recherche qui vise à décrypter les conditions anormales de fonctionnement et l'origine des défauts des machines tournantes [12].

Une multitude d'outils de traitement du signal sont utilisés pour faire le diagnostic des défauts mécaniques des machines tournantes, classés généralement en trois catégories principales : l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle et l'analyse temps-fréquence. Parmi ces techniques figurent la surveillance de la dégradation basée sur les indicateurs de santé (HI), la transformée de Fourier rapide (FFT), l'analyse d'enveloppe, les tracés de l'axe central de l'arbre moyen, l'analyse de l'orbite, ainsi que les tracés polaires et de Bode.

L'une des stratégies efficaces pour améliorer l'accessibilité des machines rotatives et réduire les dépenses de maintenance consiste à abandonner les pratiques de maintenance conventionnelles (maintenance corrective, maintenance systématique (TBM) ou conditionnelle (CBM) à une maintenance prédictive (PdM) intelligente [6]. Grâce aux données opérationnelles historiques ou en temps réel de la machine, les défaillances peuvent être prédites à un stade précoce.

Autrement dit, pour améliorer l'efficacité opérationnelle et réduire les coûts de maintenance, une transition vers une maintenance prédictive intelligente est recommandée. Cette approche, souvent désignée sous le terme de Maintenance 4.0, s'appuie sur l'intelligence artificielle pour élaborer des modèles et des algorithmes capables de prédire les défaillances et la durée de vie qui reste des machines (RUL). Ceci est possible en construisant des algorithmes d'apprentissage automatique (ML) ou d'apprentissage profond (DL) de la machine. Dans la littérature des stratégies de maintenance, le concept de prévision de la durée de vie utile restante RUL d'une machine tournante est exprimé par le terme pronostic et management de la santé PHM (communément appelé PHM : Prognostics and Health Management). Ce domaine s'intéresse aux mécanismes de dégradation des systèmes dans le but d'évaluer leur état de santé, de prédire leur défaillance et d'améliorer leur maintenance.

L'intégration de ces méthodes de maintenance, qu'il s'agisse de surveillance de l'état, de diagnostic ou de pronostic, dans un cadre de gestion de la santé et de maintenance proactive, représente la voie idéale pour assurer un fonctionnement fiable et une productivité continue des machines tournantes [13].

La présente thèse se décompose en cinq chapitres :

Le premier chapitre expose les diverses stratégies de maintenance des machines tournantes, en accord avec les normes internationales de la maintenance industrielle. Chaque stratégie est minutieusement analysée quant à son importance, ses objectifs, le moment optimal de son application, ainsi que ses avantages et inconvénients respectifs. Les relations entre ces stratégies sont explorées, incluant la méthode de sélection des techniques appropriées (surveillance, diagnostic et prédiction) pour garantir la sécurité opérationnelle des machines tournantes.

Le deuxième chapitre traite des fondements des vibrations dans les machines tournantes, en couvrant leurs caractéristiques, les unités de mesure internationales, ainsi que les chaînes de mesure des vibrations les plus répandues, incluant les types et méthodes de mesure ainsi que les capteurs les plus utilisés dans l'industrie. Ce chapitre aborde également les procédures de surveillance des conditions opérationnelles et le diagnostic basé sur l'analyse des vibrations. Des indicateurs temporels et fréquentiels clés sont expliqués en détail, mettant en lumière leur importance dans la surveillance du fonctionnement des turbines à gaz. De plus, des signaux de vibration réels sont utilisés pour démontrer leur efficacité dans la détection des dégradations du comportement des machines. Les méthodes de diagnostic, notamment l'analyse spectrale (FFT) et l'analyse d'enveloppe, sont discutées en détail, avec des techniques telles que le fenêtrage et le filtrage. L'analyse de l'orbite est également présentée comme un outil crucial dans le diagnostic des défaillances, en se basant sur les données vectorielles.

Le troisième chapitre identifie les principaux défauts mécaniques des machines tournantes, tout en expliquant leur nature et les méthodes de diagnostic associées, appuyées par des exemples concrets. Une étude de cas sur le diagnostic des défauts de roulements, utilisant l'analyse d'enveloppe, est également présentée.

Le quatrième chapitre se concentre sur une étude de cas d'un groupe turbine à gaz-générateur. À travers une approche de maintenance conditionnelle (CBM) et l'analyse des signaux vibratoires du groupe turbine à gaz-générateur, un processus de surveillance de l'état vibratoire est déployé, permettant la détection précoce de toute dégradation du système. Diverses méthodes de diagnostic sont ensuite mises en œuvre pour localiser et caractériser le défaut.

Le cinquième chapitre est basé sur une approche de prévision de la durée de vie restante (RUL) d'une turbine à gaz. Cette méthodologie combine les techniques de surveillance d'état (CM), le diagnostic et l'apprentissage automatique supervisé, fournissant ainsi une série de modèles de régression statistique pour modéliser la dégradation du système.

Chapitre 01 :

Maintenance & inspection des machines tournantes

1.1 Maintenance industrielle

Plusieurs définitions de la maintenance sont proposées dans la littérature scientifique. La norme BS EN 13306 la définit comme un « Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise » [14] .

La maintenance des équipements implique des activités compliquées et des risques de sécurité découlant de diverses actions telles que le réglage, le nettoyage, la lubrification et le changement des pièces d'usure. Par conséquent, des ressources appropriées, telles que des installations, des équipements et du personnel compétent, doivent être pris en compte afin de garantir l'exécution efficace des procédures de maintenance.

La gestion de la maintenance vise à maintenir la fiabilité et la disponibilité des équipements de production, à améliorer la qualité de la production et augmenter la productivité. En plus, elle doit améliorer la sécurité et la protection contre les risques environnementaux aux moindres coûts [15]. En effet, il est indispensable de déminuer les temps d'arrêt imprévus et les temps d'arrêt programmés afin de donner une bonne efficacité de production aux équipements [16].

Les coûts de maintenance causés par des défaillance majeures peuvent atteindre 50 % des coûts totaux de production [17], [18]. Ces coûts peuvent être évités en choisissant une stratégie de maintenance efficace, afin que les problèmes puissent être détectés et corrigés à temps. Une stratégie de maintenance efficace vise à augmenter la disponibilité des machines et déminuer les coûts des opérations de maintenance.

1.2 Types de maintenance

En maintenance, on a deux types principaux : la maintenance corrective et la maintenance préventive [19],[20].

1.2.1 Maintenance corrective

Le but de la maintenance corrective est d'identifier et rectifier les causes des pannes d'un système défaillant [21]. Elle est également connue sous le nom de maintenance continue ou réactive, est parfois appelée maintenance basée sur les pannes ou non planifiée ; c'est la

stratégie de maintenance la plus simple utilisée pour réparer certains équipements et rétablir l'état nécessaire pour accomplir la fonction requise. Il peut s'agir d'une réparation, d'une restauration ou du remplacement de composants, ou d'autres choses visant à restaurer la machine à son état d'origine tel qu'il était à l'état neuf [22], [18].

La norme FDX 60-0000 définit la maintenance corrective comme : « maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise » [23].

La maintenance corrective peut être très coûteuse pour deux raisons : La défaillance d'un composant peut entraîner de graves dommages consécutifs aux autres composants ou la défaillance d'un élément peut survenir à un moment qui n'est pas pratique à la fois pour l'utilisateur et pour le service de maintenance.

La maintenance a évolué au fil des années. Elle est passée d'une action réactive (corrective) à une activité prédictive continue visant à optimiser les délais, les coûts et la qualité.

1.2.2 Maintenance préventive

La maintenance préventive PM (Preventive maintenance en Anglais) est définie par la norme BS-EN-13306 comme « Maintenance destinée à évaluer et/ou atténuer la dégradation et réduire la probabilité de défaillance d'un bien » [14]. Cette stratégie vise principalement à prédire le temps nécessaire pour effectuer l'action de maintenance requise. Pour concrétiser cela, des modèles théoriques sont créés qui suivent l'évolution de la détérioration du système. L'avantage de cette stratégie est que la plupart des opérations peuvent être planifiées longtemps à l'avance et que les pannes catastrophiques sont considérablement réduites. La PM basée sur le temps est appropriée lorsque le temps jusqu'à la défaillance peut être prévu avec une précision raisonnable [24]. L'un des principaux objectifs de la PM est de diminuer le nombre de défaillances ou la fréquence de défaillance de l'équipement. En règle générale, la maintenance préventive peut être systématiques ou conditionnelles.

a) Maintenance systématique

La maintenance systématique est également connue sous le nom de maintenance périodique ou maintenance basée sur le temps TBM (Time Based Maintenance) [24]. Ce type de maintenance est effectué sur la base d'une dégradation dans l'état de fonctionnement de la machine. Habituellement, des interventions périodiques sont effectuées pour éviter une panne partielle ou totale du système (arrêt de l'appareil). Sa définition dans la norme FDX 60-000 est « maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien » [23]. Il est

souvent préférable d'effectuer des visites régulières plutôt que des remplacements réguliers durant le programme d'entretien régulier, sauf si cela n'est pas possible, comme par exemple en cas de situations suivantes :

- en cas de problèmes de sécurité liées aux personnes, à l'environnement ou aux machines.
- Le coût élevé de l'arrêt de la production pour remplacement.
- Connaître la durée de vie restante des pièces à remplacer [25].

TBM suppose que le comportement de défaillance de l'équipement est prévisible. Cette hypothèse est basée sur les tendances des risques ou des taux de défaillance [24].

La courbe du taux de défaillance est appelée aussi : courbe en baignoire, à cause de sa forme, comme on le voit sur la figure ci-dessous (Figure 1.1).

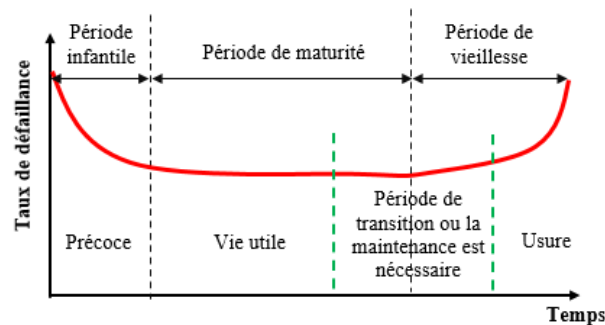


Figure 1.1 : Courbe en baignoire

Le taux de défaillance $\lambda(t)$ qui indique la fiabilité (en défaillance par heure) est obtenu auprès d'experts en maintenance ou par des expériences de défaillance.

Le comportement opérationnel d'une machine au cours de son cycle de vie peut être divisé en trois périodes distinctes, qui sont les suivantes [20] :

- Période infantile [$\lambda(t)$ décroît rapidement] : La machine est sous garantie et la possibilité de panne et le taux de défaillance est décroissant. Souvent, il n'y a aucune intervention pendant cette période et les opérations de maintenance peuvent se limiter à des contrôles périodiques.
- Période de maturité [$\lambda(t)$ est en pratique constant] : Durant cette période, des défaillances accidentelles peuvent survenir, c'est pourquoi il faut effectuer une surveillance périodique.
- Période de vieillissement [$\lambda(t)$ croît rapidement] : Plus la machine est vieille, plus le risque de panne due à l'usure des pièces est grand. Il est nécessaire de suivre un programme de maintenance conditionnelle ou corrective si nécessaire.

En fait, les cycles de vie des équipements varient considérablement, en raison de différentes conditions de fonctionnement telles que les influences environnementales et les effets d'événements aléatoires qui se produisent dans le système de la machine, ce qui peut

affecter négativement la théorie de la fiabilité concernant l'hypothèse de la courbe de la baignoire, car elle suppose que le comportement en cas de défaillance de n'importe quelle machine peut être prédit, en raison de son association avec le temps d'utilisation [24].

b) Maintenance conditionnelle

La maintenance conditionnelle CBM (Condition-Based Monitoring en anglais) est un sous-type de maintenance préventive, elle présente des avantages évidents par rapport à la maintenance corrective, mais nécessite d'avoir accès à des techniques fiables de surveillance conditionnelle de l'état CM (Condition monitoring en anglais), qui sont non seulement capables de déterminer l'état actuel de la santé d'une machine, mais donnent également des prévisions raisonnables sur ce qu'on appelle le RUL (Remaining Useful Life en anglais) [24]. Elle est définie par les deux normes FDX 60-000 et BS-EN-13306 respectivement comme suit « maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement et intégrant les actions qui en découlent » [23], « Maintenance préventive qui inclut l'évaluation des conditions physiques, l'analyse et les éventuelles actions de maintenance qui en découlent » [14].

Les processus suivants seraient affectés par l'application du CBM : Planification et ordonnancement des travaux de l'usine ; programme de PM ; programme d'actions correctives ; programmes de surveillance des performances ; rondes d'opérateurs ; approvisionnement en pièces de rechange [26]. On peut aussi définir CBM comme un programme de maintenance qui fournit des recommandations et des décisions de maintenance basées sur les informations obtenues grâce à la CM et qui fonctionne en trois étapes, à savoir : L'acquisition des données, le traitement des données, et la prise de décision en matière d'entretien [27], [28].

La procédure par laquelle on prend une décision en maintenance dans le cadre du programme CBM peut être classée en deux catégories : le diagnostic et le pronostic. Le diagnostic est le processus consistant à trouver la source d'une défaillance, tandis que le pronostic est le processus consistant à estimer/prédire le moment où une défaillance peut survenir [24].

La CBM repose sur l'hypothèse que la plupart des défaillances ne se manifestent pas instantanément et qu'on peut les détecter à un stade précoce du processus de détérioration. Le principal défi est de déterminer le moment exact auquel la maintenance doit être effectuée et d'identifier l'action la plus appropriée.

c) Maintenance prévisionnelle

La maintenance prévisionnelle ou maintenance prédictive PdM (Predictive Maintenance en anglais) est la dernière stratégie de maintenance efficace adoptée par de nombreuses industries, en particulier celles où la fiabilité est essentielle, comme les centrales électriques et nucléaires. PdM est souvent considérée comme une sous-classe de la PM, elle est définie par la norme BS-EN-13306 comme « Maintenance conditionnelle exécutée suite à une prévision obtenue grâce à une analyse répétée ou à des caractéristiques connues et à une évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du bien ».

Pour limiter le développement de détériorations des composants des machines et les interventions périodiques, il est possible de s'appuyer sur des stratégies de la PdM qui permettent de surveiller l'état des machines et d'effectuer les analyses nécessaires pour éviter les pannes. La PdM peut être considérée comme une évolution du processus CBM [29]. Les données PdM fournissent des informations importantes pour les opérations de diagnostic et de pronostic. Elles peuvent indiquer la panne, l'emplacement du problème, la raison pour laquelle il s'est produit ou le moment où la panne se produira [30].

d) Maintenance active

Ce type de maintenance nécessite d'effectuer des procédures directement sur la machine, pour la remettre en bon état et également éviter que des pannes ne se reproduisent [14].

- La maintenance active est une composante de la PdM. Grâce à des inspections et à des contrôles périodiques, un défaut partiel de la machine peut être détecté, nécessitant une intervention immédiate pour rétablir le bon état de fonctionnement de la machine.
- La maintenance corrective active est également incluse dans la maintenance corrective, où les pièces de la machine sont immédiatement remplacées.

CBM et PdM sont deux méthodes de maintenance efficaces. Pendant que le CBM surveille l'état actuel, la PdM utilisera les résultats du CBM pour générer une prévision future pour une machine ; les deux sont donc complémentaires [31]. Les différents points principaux entre TBM, CBM et PdM peuvent être résumés comme suit :

- Maintenance systématique (TBM)
 - L'enregistrement des données de temps de panne n'est pas toujours disponible ;
 - Utilise la théorie de la fiabilité basée sur l'hypothèse de la courbe de baignoire ;
 - Efficace uniquement pour les équipements en état de détérioration ;
 - Il est difficile, long et coûteux de rassembler un ensemble de données adéquates sur les défaillances (durée jusqu'à la défaillance).

- Maintenance conditionnelle (CBM)
 - Utilise les données collectées lors de la surveillance pour effectuer la maintenance au moment précis où elle est nécessaire et avant l'apparition d'une défaillance critique ;
 - Permet d'éviter d'attribuer et de prioriser les heures de travail sur des équipements qui n'en ont pas besoin ou qui ne sont pas critiques ;
 - Utilise des inspections visuelles, des mesures d'instruments et des capteurs pour surveiller l'état d'un équipement ;
 - Vise à optimiser les efforts de maintenance en effectuant des activités de maintenance uniquement lorsqu'un problème est clairement indiqué. Cela peut réduire la maintenance inutile et les coûts associés.
- Maintenance prévisionnelle (PdM)
 - Utilise des données historiques et en temps réel, notamment les données des capteurs, les enregistrements de maintenance et d'autres informations pertinentes pour prédire la dégradation et les pannes futures des équipements.
 - Ne s'appuie pas sur un seul point de données, elle examine toutes les tendances des données dans le contexte de l'opération.
 - Utilise des algorithmes d'apprentissage automatique ML (Machine Learning) élaboré à partir de l'intelligence artificielle afin de faire des prédictions plus précises au fil du temps.
 - Vise à minimiser les temps d'arrêt imprévus en prévoyant à l'avance les pannes d'équipements. En résolvant les problèmes avant qu'ils n'entraînent une panne, PdM peut améliorer la disponibilité globale et réduire les dépenses liées à la maintenance.

1.3 Activités de maintenance

Pour détecter divers défauts, différentes stratégies de maintenance utilisent un ensemble d'activités et de tâches pour surveiller et maintenir l'état opérationnel de la machine sous la forme de processus tels que : l'inspection, la surveillance, les tests, le diagnostic, la détection, la réparation et la révision, etc. La norme BS EN 13306 illustrera mieux ces activités par la figure 1.2.

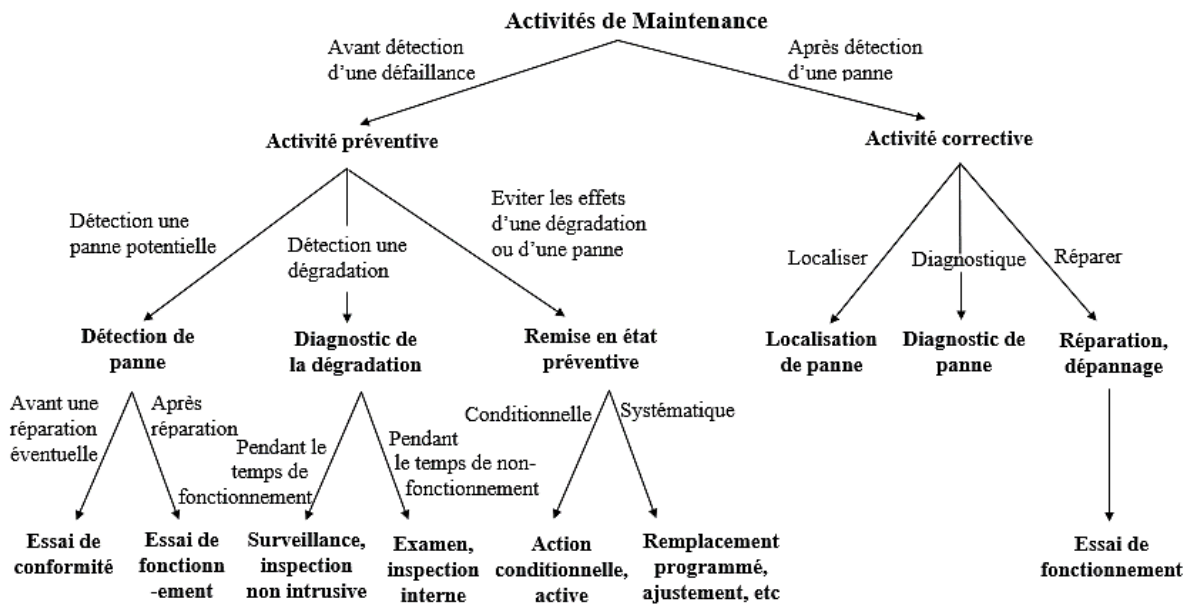


Figure 1.2 : Activités de maintenance [14].

Les activités de maintenance effectuées régulièrement sont importantes pour réduire le risque de maintenance d'urgence et de temps d'arrêt imprévus. La maintenance d'urgence, ou maintenance en cas de panne, est un travail de maintenance réactive effectué lorsqu'une machine ou un équipement tombe en panne.

L'entretien d'urgence risque également d'être coûteux. Il est donc impératif pour toute entreprise que ses équipements soient opérationnels afin d'éviter des temps d'arrêt prolongés et imprévus.

1.4 Enjeux de la maintenance

Les paramètres économiques et humains sont l'un des principaux paramètres considéré lors de la sélection d'une politique de maintenance.

Pour améliorer la disponibilité des systèmes (machines), surveiller régulièrement leur état de fonctionnement et prévenir les pannes, Il est toujours recommandé de trouver une stratégie qui permet de diminuer les dépenses liées à la maintenance [32].

La politique de maintenance adaptée est choisie pour chaque système, à travers des démarches et des études préliminaires au sein du service de gestion de la maintenance.

Les entreprises cherchent à réduire les activités et les tâches de maintenance qui affectent directement leur rentabilité, car leurs politiques visent à réduire les procédures de maintenance corrective et à les remplacer par des procédures préventives.

Réaliser seule des mesures de maintenance préventive n'est pas réaliste, en raison de l'absence de risque (zéro). Il est impossible de prévoir tout ! Cela implique que les stratégies de maintenance corrective et préventive sont complémentaires. Chaque sélection est basée

sur des considérations économiques et de ressources humaines. En raison du non-respect des processus préventives, les défaillances des machines augmentent, Cela conduit à une augmentation des dépenses liées à la maintenance corrective. Par contre, si l'on fait plus de maintenance préventive, on aura un coût total plus grand, comme illustré figure 1.3 [33].

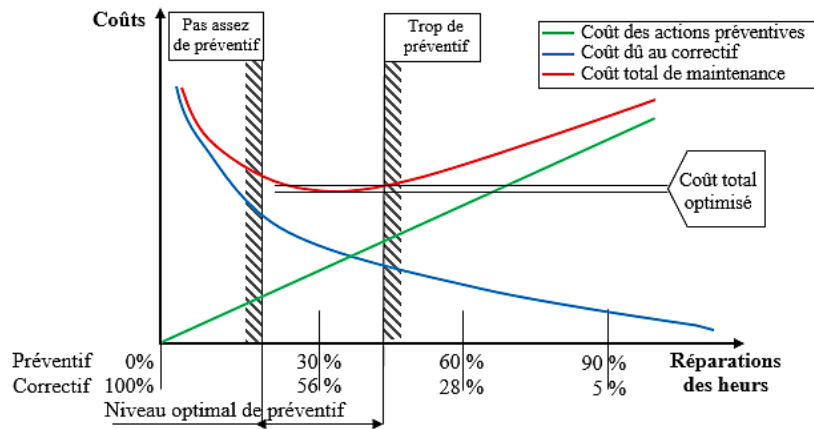


Figure 1.3 : Mise à niveau de la politique de maintenance [19].

On peut dire que la politique de maintenance optimale s'incarne dans la combinaison de diverses opérations préventives et correctives.

1.5 Evolutions de la maintenance PdM

Les progrès des techniques de l'information ont accéléré la croissance dans le domaine technologique CBM, en permettant la collecte et la récupération de données, l'analyse des données et les capacités d'aide à la décision pour de grands ensembles de données de séries chronologiques. Les données ciblées surveillées peuvent donner un aperçu plus approfondi des performances du système, de son état de santé, des causes profondes des pannes, ainsi que prévoir la durée de vie utile restante (RUL) du système [22].

Au fil des années, grâce à l'évolution de la maintenance prédictive intelligente des machines tournantes, une quantité considérable de données (Big data) a été produite afin de surveiller le bon fonctionnement des équipements. Dans le but de répondre aux exigences de diagnostic et de maintenance de machines complexes, il est en partie difficile de fournir des experts en temps utile et de manière permanente [1].

Les technologies de CM des machines tournantes et de diagnostic des défaillances, ainsi que des stratégies de maintenance conventionnelles telles que la maintenance corrective, PM, TBM et CBM ont été remplacés par le concept de maintenance 4.0 ces dernières années [34], [35], [36].

La quatrième révolution industrielle découle des progrès de la numérisation et des disciplines de pronostic et de gestion de la santé PHM (Prognostics and Health Management) pour

rendre les usines plus intelligentes et plus efficaces [16], [37]. Ceci est considéré comme un outil puissant afin d'optimiser la disponibilité, la fiabilité et la maintenabilité des machines tournantes [38].

Les techniques d'intelligence artificielle (IA) font l'objet d'une attention croissante de la part du monde universitaire et de l'industrie. Cependant, les méthodes d'IA relèvent de grands défis dans les différentes conditions d'exploitation réelles [39]. La prédiction intelligente de la PdM dans l'industrie 4.0 peut être considéré comme une évolution de la PdM traditionnelle. Elle s'appuie principalement sur l'apport de l'intelligence artificielle basée sur des techniques d'apprentissage et de nouvelles techniques de stockage et de traitement de données telles que l'apprentissage automatique ML (Machine Learning) et l'apprentissage profond DL (Deep Learning). Parmi ses principaux objectifs est de construire des algorithmes capables de prédire la durée de vie restante (RUL) des machines tournantes [40].

Le PHM ne se limite pas aux techniques de prédiction des défaillances, mais s'étend à de nombreux aspects tels que le diagnostic pour détecter et classer les pannes, le développement de capteurs et l'extraction de fonctionnalités.

La figure 1.4 identifie les catégories, classes et modèles d'intelligence artificielle applicables aux projets liés à la maintenance. De manière générale, l'apprentissage profond tire ses principes de base de l'apprentissage automatique, qui est lui-même un sous-ensemble de l'intelligence artificielle [41].

Le PdM basé sur le ML peut être divisé en trois classes principales suivantes [42]:

- Apprentissage supervisé : la tâche consistant à déduire une fonction à partir de données d'entraînement étiquetées. Les connaissances sur les défaillances sont incluses dans l'ensemble de données de modélisation.
- Apprentissage non supervisé : les informations sur la logistique et/ou les processus sont disponibles, mais les données liées à la maintenance n'existent pas et les observations n'ont pas d'étiquettes ; par conséquent, un algorithme est utilisé pour identifier les modèles cachés dans les variables d'entrée.
- Apprentissage par renforcement peut combiner simultanément les phases d'apprentissage et d'action dans un apprentissage en ligne et offre une fonctionnalité d'auto optimisation. Il utilise des données pour connaître une relation optimale (pour un objectif donné), soit entre l'entrée et la décision, soit entre l'entrée et l'indice de performance.

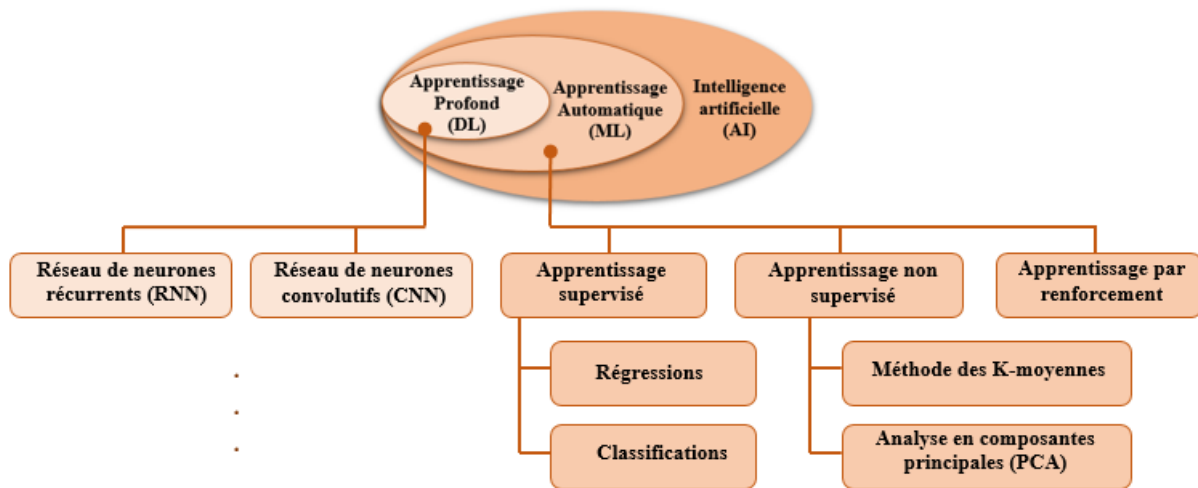


Figure 1.4 : Catégories d'intelligence artificielle dans la maintenance préventive [34].

L'apprentissage profond (DL) appartient aux réseaux de neurones artificiels ANN (Artificial Neural Network). Il s'agit d'un vaste groupe de techniques dans de nombreux domaines, qui peuvent être appliquées à la fois à l'apprentissage supervisé et non supervisé. Les ANN s'inspirent du fonctionnement cérébral, avec pour objectif principal d'apprendre à partir de données non structurées ou non étiquetées, en utilisant une ou plusieurs couches pour extraire étape par étape des fonctionnalités de niveau supérieur à partir d'entrées brutes. Les techniques d'apprentissage profond peuvent être appliquées aux équipements industriels dans différentes situations telles que la détection de pannes, la prédiction de pannes, etc [34].

D'autre part, la classe d'apprentissage automatique supervisé contient deux catégories de PdM ; Problème de classification, et problème de régression [43].

Le problème de régression est celui dans lequel on prévoit le temps restant jusqu'à la prochaine panne, appelé RUL [43].

L'analyse de régression offre plusieurs avantages lorsqu'il s'agit de prédire les résultats avec des modèles statistiques. Parmi les techniques d'analyse de régression les plus importantes en apprentissage automatique supervisé et qui peuvent être utilisées pour estimer le RUL des machines tournantes, on distingue, la régression linéaire [6], la régression linéaire multiple [44], la régression polynomiale [45], et les modèle de régression exponentiel [46].

La forme la plus simple de régression, la régression linéaire, utilise la formule (1.1) d'une ligne droite et détermine les valeurs appropriées pour les coefficients m et c pour prédire la valeur de y en fonction du paramètre d'entrée x [47].

$$y = mx + c \quad (1.1)$$

La régression linéaire simple implique une variable dépendante et une variable indépendante, tandis que la régression linéaire multiple intègre plusieurs variables indépendantes et permettent l'ajustement de modèles plus complexes.

Les modèles polynomiaux conviennent aux situations où la corrélation entre les variables explicatives et étudiées est curviligne. La régression polynomiale appartient à la famille des ajustements de courbes des moindres carrés. Il prend un ensemble de données comme entrées et génère une approximation entre les données d'entrée et le temps. Pour être plus précis, il estime les coefficients d'une fonction polynomiale dans la mesure où la fonction se rapproche étroitement de la courbe [48]. La formule de régression polynomiale est la suivante :

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n \quad (1.2)$$

Avec :

y : Variable de réponse

x : Variable prédictive

a_0, \dots, a_n : Coefficients du modèle.

Le degré de la fonction polynomiale est déterminé par le nombre de coefficients non nuls dans l'équation (1.2), qui à son tour détermine la précision avec laquelle les données peuvent être ajustées. Si le nombre de coefficients est de un ou deux, alors la courbe ajustée est appelée régression linéaire. Si le nombre de coefficients est supérieur à deux, une régression polynomiale non linéaire sera mise en œuvre.

Le modèle de régression exponentielle est un processus d'ajustement qui trouve l'équation de la fonction exponentielle qui peut présenter le meilleur ajustement pour un ensemble de données. La forme fonctionnelle de l'exponentielle est illustrée dans l'équation (1.3) :

$$y = a \cdot e^{bx} \quad (1.3)$$

L'analyse de régression est la principale technique permettant de résoudre les problèmes de régression dans l'apprentissage automatique à l'aide de la modélisation des données.

Les méthodes de classification sont souvent utilisées pour diagnostiquer les défaillances des roulements. La classification peut être effectuée selon le type du défaut de roulement (défaut sur la bague intérieure, extérieure, billes ou sur cage) ou la gravité du défaut. La classification de la gravité des défauts est possible pour la taille de la faille ou pour les catégories de failles. De plus, les types de classification peuvent également être utilisés ensemble [49]. Ces dernières années, de nombreuses recherches et approches ont été menées dans le domaine de la classification, qui est souvent construite en utilisant les réseaux de neurones convolutifs (CNN) [50], de réseaux de neurones artificiels (ANN) [51] et de machine à vecteurs de support (SVM) [52]. L'approche K-means clustering est généralement répertorié sous la classe d'apprentissage automatique non supervisée. Une approche de regroupement K-means est proposée pour le diagnostic automatisé des roulements défectueux. La méthode peut être directement implémentée sur les données de vibrations

mesurées. [53] [54]. L'analyse en composantes principales (ACP ou PCA) a été considérée comme l'un des résultats les plus significatifs de l'algèbre linéaire appliquée. La PCA a été utilisée pour la réduction de dimension, la reconnaissance faciale et gestuelle, l'analyse et synthèse de mouvement, clustering etc [55].

L'approche pronostique utilisée dans cette étude (Chapitre 5) est basée sur l'apprentissage automatique supervisé grâce à une modélisation de la dégradation basée sur des données historiques des vibrations d'une turbine à gaz. En utilisant ces données historiques, les tendances de dégradation peuvent être modélisées à l'aide d'un modèle de régression exponentielle pour prédire le RUL. La précision du modèle exponentiel dans la prévision du RUL dépend du choix correct de l'indicateur de surveillance (HI), qui est analysé par CMD (données de surveillance de l'état collectées).

1.6 Les terminologies de base en sûreté de fonctionnement

1.6.1 Notion de risque

Les circonstances des accidents et des risques varient, tant dans leur probabilité de survenance que dans leurs conséquences. Les conséquences concernent avant tout la sécurité des machines, des personnes et de l'environnement [56].

Les risques peuvent être réduits en maintenant le bon fonctionnement des systèmes à travers de l'application de procédures de maintenance.

1.6.2 Sûreté de fonctionnement

La sûreté de fonctionnement est aussi connue sous le nom « science des défaillances » est défini comme « Aptitude d'un système à remplir une ou plusieurs fonctions requises dans des conditions données ».

Le terme sûreté de fonctionnement inclut la la sûreté, la disponibilité, , la vulnérabilité et la sécurité, et est souvent appelée FMD (Fiabilité Maintenabilité Disponibilité) [20]. Il est considéré comme un terme qui combine les caractéristiques de la qualité de production d'un produit. Elle implique également la connaissance, l'évaluation, la prévision, la mesure et la maîtrise des défaillances des machines [57].

- Fiabilité

En statistique, la fiabilité est une variable temporelle qui évalue la probabilité qu'un système fonctionne de manière adéquate. La science de la fiabilité est concernée des biens, des usines, des prestations, des ateliers, etc. La capacité d'un matériel à maintenir ses spécifications initiales est connue sous le nom de fiabilité en termes de qualité [20], [25] est peut être divisée en deux catégories :

- La fiabilité intrinsèque est une propriété d'un matériel dans un environnement spécifique et ne repose que sur sa qualité.
- La fiabilité extrinsèque : Elle est liée aux conditions d'exploitation et à la qualité de la maintenance, mais elle est également liée à l'intervention humaine.

- Disponibilité

Elle est définie par la norme NF EN 13306 comme « Aptitude d'un bien à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou durant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires est assurée » [58]. Ceci dépend dans son contenu de la fiabilité, de la logistique des moyens de maintenance. Une excellente fiabilité, une bonne maintenabilité et une logistique de maintenance sont nécessaires pour une bonne disponibilité.

- Maintenabilité

La norme NF EN 13306 la définit comme étant « Dans des conditions données d'utilisation, aptitude d'un bien à être maintenu ou rétabli dans un état où il peut accomplir une fonction requise, lorsque la maintenance est accomplie dans des conditions données, en utilisant des procédures et des moyens prescrits » [58].

Parmi les facteurs qui affectent la maintenabilité des équipements, on peut trouver des facteurs liés à l'équipement en termes de documentation qui facilite l'utilisation, le démontage en cas de nécessité, et également liés à la conception, à la formation **des personnels**, aux types de maintenance, aux pièces de rechange, etc.

1.6.3 Temps de fiabilité, maintenabilité et disponibilité

Pour déminuer les coûts globaux de maintenance et le nombre d'arrêts imprévus, il est nécessaire d'assurer une grande fiabilité, de diminuer le nombre de pannes dans les machines tournantes et d'améliorer le temps moyen entre deux défaillances successives (en anglais MTBF : Mean Time Between Failure) de la machine [59].

Les indicateurs liés à la sureté de fonctionnement d'un équipement maintenable sont illustrés dans la figure 1.5.

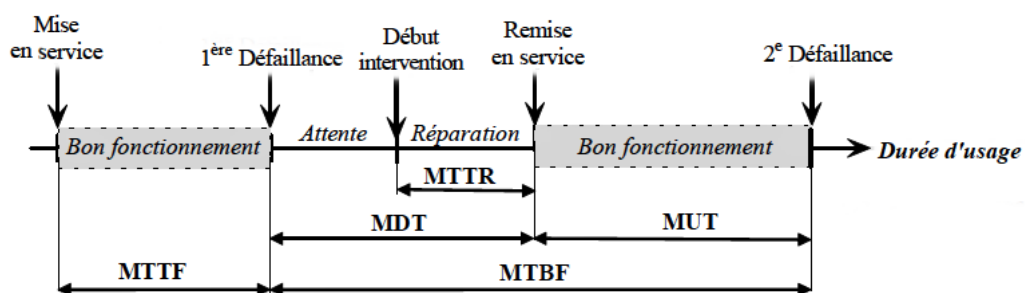


Figure 1.5 : Les différentes durées de FMD

En fait, la figure 1.5 présente des grandeurs qui sont des temps TBF (Time Between Failures) et MTBF (Mean Time Between Failure) obtenues à partir des analyses statistiques ou probabilistes des durées observées et enregistrées.

La sûreté de fonctionnement associée au FMD est cohérente avec les concepts (indicateurs) suivants :

- MTTF (Mean Time To first Failure) : temps moyen avant-première défaillance ;
- MTBF (Mean Time Between Failure) : temps moyen entre deux défaillances successives ;
- MDT ou MTI (Mean Down Time) : temps moyen d'indisponibilité ou temps moyen d'arrêt propre ;
- DO : Le critère fondamental de la Disponibilité Opérationnelle, qui est le rapport entre le temps moyen de bon fonctionnement sur le temps requis. La relation (1.4) exprime le DO.

$$DO = \frac{MTBF}{MTBF+MTTR} < 1 \quad (1.4)$$

- MUT (Mean Up Time) : temps moyen de disponibilité ;
- MTTR (Mean Time To Repair) : temps moyen de réparation.

On peut illustrer la corrélation entre les indicateurs de sûreté pour le fonctionnement FMD à l'aide de la figure 1.6.

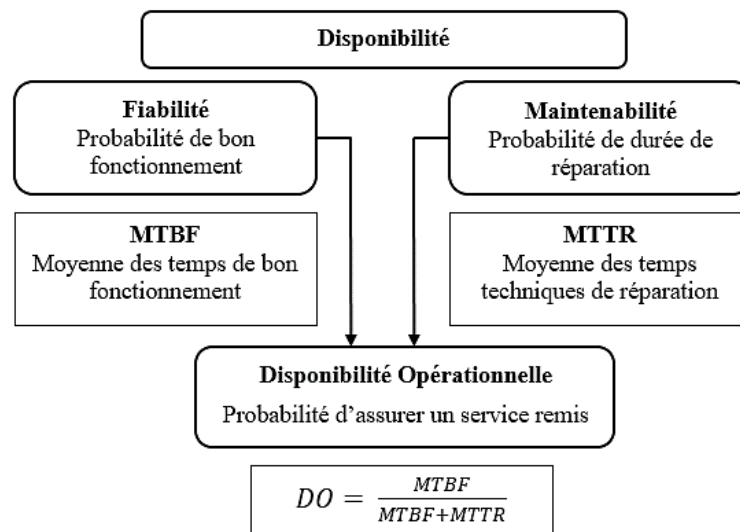


Figure 1.6 : Corrélation entre FMD [60].

Les indicateurs de FMD contribuent à la décision de choix de la politique de maintenance. Deux indicateurs sont principalement surveillés en maintenance préventive : la périodicité et le temps d'intervention, tandis qu'en maintenance corrective, on a la fréquence des défauts et le temps de réparation qui sont des paramètres dominants en termes de sécurité de fonctionnement.

1.7 Caractéristiques des Défaillances

1.7.1 Dégradation des machines tournantes

Une défaillance soudain d'un composant interne de machines tournantes lourdes, comme les turbines à gaz, entraîne souvent un arrêt complet de la production afin d'effectuer des opérations de maintenance corrective. Cette maintenance est considérée comme un défi difficile pour les équipes de maintenance et très coûteuse. De tels types de défauts peuvent être évités grâce à une détection précoce et à une prédiction des défauts lors de la dégradation de l'état de fonctionnement des machines tournantes dans le contexte de la PdM.

Selon la norme BS-EN-13306-2017, la dégradation est définie de la manière suivante : « Changement néfaste de l'état physique, avec le temps, l'utilisation ou en raison d'une cause externe » Il est possible qu'une dégradation entraîne une défaillance totale. Les défaillances au sein d'un système peuvent également causer une dégradation [14].

Les états dégradés sont généralement précédés d'une diminution progressive des performances du composant affecté. La figure 1.7 montre une courbe P-F décrivant le comportement d'un actif au fil du temps, ce qui peut aider les équipes de maintenance spécialisées à développer des méthodes de maintenance axées sur la fiabilité visant à prolonger la durée de vie utile restante (RUL) de l'équipement.

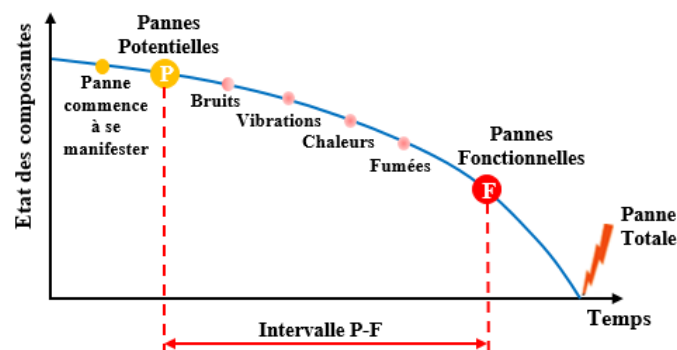


Figure 1.7 : Courbe P-F

La courbe P-F (figure I. 6) représente l'évolution des performances ou de l'état du composant surveillé entre l'instant où une défaillance potentielle (P) peut être identifiée où les symptômes de défaillance ont commencé à apparaître et l'instant où la défaillance fonctionnelle (F) consécutive est vérifiée. Ainsi, le temps disponible pour effectuer une action de maintenance appropriée est limité à l'intervalle P-F.

Dans le contexte de la planification de la maintenance, l'objectif est de maximiser l'intervalle P-F de telle sorte qu'un temps suffisant soit accordé pour effectuer les actions correctives nécessaires afin d'éviter une défaillance fonctionnelle. La stratégie efficace pour prolonger l'intervalle P-F devrait consister à incorporer un mécanisme/modèle permettant

de détecter rapidement la défaillance potentielle. L'efficacité de la détection d'une panne potentielle de tout équipement dépend de la nature du programme (stratégie) de maintenance sélectionnée.

Il convient de considérer que la progression des modes de défaillance est souvent influencée par des changements dans les opérations, les actions de maintenance ou par l'apparition d'autres modes de défaillance [61].

1.7.2 Modes de défaillance « mode de panne »

La norme AFNOR NF X 60 000 décrit la défaillance comme étant « La défaillance est l'altération ou la cession de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise » [62]. Un mode de défaillance est caractérisé par le fait qu'un équipement ne remplit plus ses fonctions [20], par exemple :

- Perte de fonction peut être causée par la rupture, le blocage, le grippage, le coincement, etc.
- Le démarrage ne se produit pas au moment prévu en raison d'une fuite, d'un circuit hydraulique bouché, d'un court-circuit ou d'une connexion desserrée
- Dégradation de fonctionnement : jeu, déformation, vibration, desserrage, corrosion, perte de performance, fatigue, fissure, déformation, désalignement, etc.

1.7.3 Causes de défaillance

Les causes des défaillances peuvent être d'origine mécanique, électrique, thermique, etc. Les différentes causes peuvent être présentes lors de la conception, de l'usinage des pièces ou de l'utilisation de la machine, ..., ou bien ils peuvent être attribués à des erreurs de maintenance corrective. Parfois, on peut aussi mettre en cause la nature du milieu dans lequel les machines sont utilisées (milieux chimiques, marins ou encore désertiques).

Selon la norme BS-EN-13306, la cause de défaillance est définie par : « Circonstances au cours de la spécification, de la conception, de la fabrication, de l'utilisation ou de la maintenance qui entraînent la défaillance » [14].

Les principales causes de défaillance liées aux phénomènes de corrosion ou induits lors de la construction sont illustrées aux figures 1.8 et 1.9.

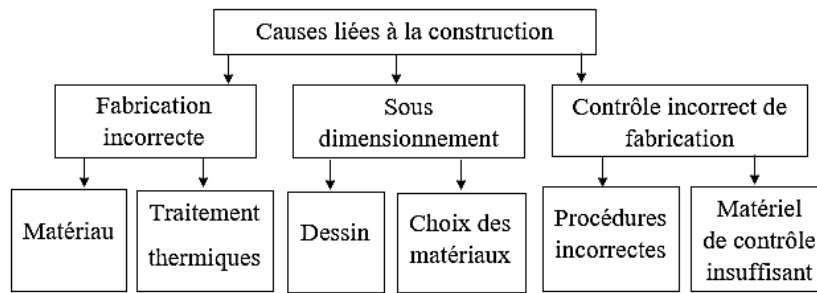


Figure 1.8 : Causes de défaillances liées à la construction [57].

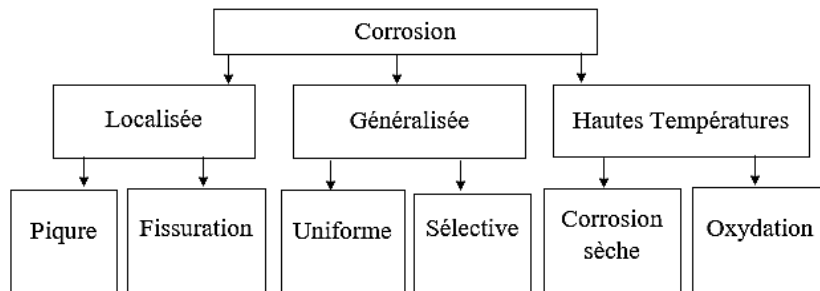


Figure 1.9 : Défaillances liées au phénomène de corrosion [57].

Les principales causes de défaillances des turbomachines (Turbine à gaz) peuvent être de nature mécanique, balourd, frottement, jeu mécanique, des arbres fissurés et le manque d'huile de lubrification, etc. Le deuxième type de défaillances est lié aux performances ou des causes aérodynamiques, comme l'encrassement et le stockage de débris dans le compresseur, l'érosion et la corrosion des aubes, une mauvaise combustion, etc [63], [9], [12].

1.7.4 Classification des défaillances

Pour planifier l'intervention requise pour la rétablir l'état initial de l'équipement (état sain), il est essentiel de bien identifier les caractéristiques d'une défaillance.

- Défaillances de causes intrinsèques :

Défauts causés par une conception incorrecte, un défaut de fabrication ou une installation incorrecte du produit. Les défauts causés par le vieillissement des composants sont des défauts intrinsèques.

- Défaillance de causes extrinsèques :

Les défaillances dues à la maintenance ou au mauvais emploi peuvent être le résultat d'une autre panne. Un autre élément qui la caractérise est le moment où une défaillance se produit par rapport au cycle de vie de dispositif. Elle peut être précoce, randomisée, usée, etc.

- Classification des défaillances en fonction des causes :

La norme NF X 06-501 [64] a défini les défaillances suivantes :

- Défaillance causée par un emploi inapproprié : « Défaillance attribuable à l'application de contraintes au-delà des possibilités données du dispositif ».
- Défaillance causée par une faiblesse inhérente : « Défaillance attribuable à une faiblesse inhérente au dispositif lui-même lorsque les contraintes ne sont pas au-delà des possibilités données du dispositif. » Par exemple, Il en est de même pour une faiblesse de la conception.
 - La défaillance première : Elle est liée à la défaillance d'un des composants de dispositif lui-même.
 - La défaillance seconde : La défaillance d'un dispositif est due à l'impact de la défaillance d'autres dispositifs.
- Classification des défaillances en fonction de leur gravité :
 - Défaillance partielle : Une défaillance partielle n'arrête pas complètement le système, mais peut être provoquée par des écarts importants au-delà des limites spécifiées.
 - Défaillance complète : Une défaillance complète est celle qui entraîne l'arrêt complet du fonctionnement du système.
 - Défaillance intermittente : L'équipement est indisponible pendant une période limitée, après quoi il retrouve la capacité d'exécuter les fonctions nécessaires sans subir d'action corrective externe.
 - Classification des défauts selon la rapidité de leur apparition :
 - Défaillance progressive : Il est détecté à l'aide des activités d'inspection ou de surveillance périodique.
 - Défaillance soudaine : Une défaillance qui ne peut être détectée par des inspections régulières et qui survient à un moment inattendu.
 - Classification des défaillances en fonction de la vitesse de leur apparition :
 - Défaillance catalectique : une défaillance qui survient de manière soudaine et complète.
 - Défaillance par dégradation : une défaillance qui progresse progressivement et partiellement.
 - Classification des défaillances en fonction des conséquences :
 - Défaillance mineure : défaillance qui ne réduit pas la capacité de l'équipement à remplir la fonction requise.
 - Défaillance majeure : Défaillances qui ne sont pas considérées comme graves et qui menacent de réduire la capacité de l'équipement à remplir la fonction exigée.
 - Défaillance critique : Défaillance qui empêche l'exécution des procédures de maintenance et met en danger la sécurité des ouvriers et des équipements.

1.8 Surveillance des équipements

La CM des machines tournantes est importante dans diverses installations industrielles où une panne soudaine de la machine entraîne une perte pour la productivité, et aussi la qualité des produits et de sécurité [65]. La surveillance continue de l'état assure une évaluation continue des performances des composants rotatifs [66]. En s'assurant que le matériel ne présente pas d'anomalies, cela permet de réduire le niveau d'entretien systématique sans prendre de risque supplémentaire. Il est possible de réduire les dépenses, même si les coûts de surveillance restent limités [33].

CM est responsable de la maintenance et doit garantir :

- La réduction des risques importants là où les critères de sécurité ne sont pas respectés ;
- Les symptômes des défaillances sont détectés dès le départ afin de minimiser le temps d'arrêt en remplaçant les pièces défectueuses au moment opportun.
- L'analyse post-accidentelle est utilisée pour corriger les défauts survenus et prévenir leur réapparition dans le futur, ou pour identifier les changements nécessaires et mettre en œuvre des normes de sécurité opérationnelle.

Généralement, le bon fonctionnement des machines tournantes est lié à des signatures, qui constituent une référence pour le suivi de l'état de fonctionnement et le diagnostic. À l'aide de différents indicateurs de surveillance d'état, plusieurs signatures peuvent être identifiées permettant de détecter une dégradation d'une machine.

Les mesures de ces indicateurs de l'état de fonctionnement peuvent être les suivantes :

- Visuelles (mesurer l'usure à l'aide d'une cote, observer les jeux mécaniques, une courroie détendue, etc.),
- Réalisées à l'aide d'appareils de mesures tels que des analyseurs de vibrations, des gyroscopes, des voltmètres, des oscilloscopes, etc.
- Ils peuvent être visualisés à l'aide de capteurs qui ont été pré-réglés (Capteurs de vibrations, témoin de la plaquette de frein d'un véhicule, etc..).

La plupart des recherches et les études se sont concentrées sur la CM des pièces rotatifs, qui est fortement affectée par les forces dynamiques du système, telles que les arbres [67], les paliers lisses [68], les roulements à billes [69], les engrenages [70], etc.

Le choix d'une technique de CM appropriée augmente l'efficacité opérationnelle et la fiabilité des machines tournantes. Cependant, pour améliorer la gestion des systèmes à l'aide de la CM, la sélection des capteurs est d'une importance capitale pour fournir un meilleur système d'acquisition de données.

Deux méthodes peuvent être distinguées pour surveiller l'état de fonctionnement des turbines à gaz (Figure 1.10), qui sont les suivantes :

- La surveillance périodique (surveillance de l'état hors ligne (OFF-LINE)) :

Une surveillance périodique est effectuée par la collection de données à l'aide des appareils portables, tels que des analyseurs portatifs des vibrations (Vibromètre, Microlog SKF, OROS). Le but c'est de faire une prévention des pannes et d'éviter les opérations de maintenance inutiles. Un seul analyseur permet d'assurer la surveillance de plusieurs machines, le succès dépend des moyens humains affectés à cette tâche.

En règle générale, une surveillance périodique est effectuée à certains intervalles, par exemple en prenant une mesure d'un indicateur de surveillance une fois toutes les 4 heures.

- La surveillance permanente (surveillance de l'état en ligne (ON-LINE)) :

Parfois, la détérioration de la machine est si rapide qu'il n'y a pratiquement aucun écart entre la détection d'un défaut et la défaillance totale. Alors, dans ce cas, une surveillance continue ou en temps réel avec acquisition automatique est nécessaire sur la base d'appareils instrument de mesure spéciaux, tels que des capteurs vibratoires (Proximètres, vélocimètre, accéléromètre), système de surveillance et protection (Bently Nevada). Une surveillance permanente permet d'assurer la sécurité des machines, mais aussi de prévoir les avaries vitales pour la production.

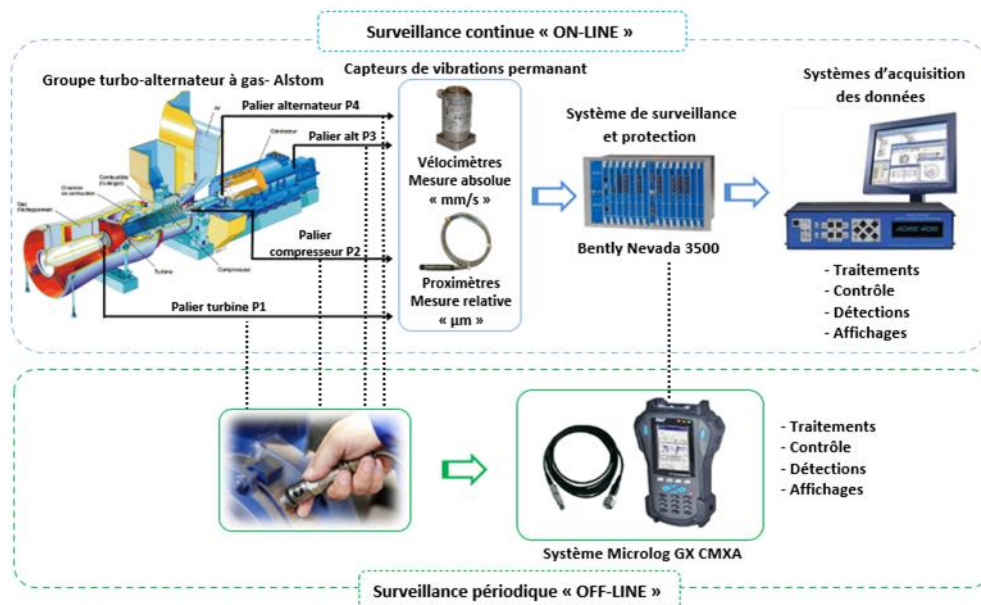


Figure 1.10 : Méthodes de surveillance des vibrations d'une turbine à gaz

Les systèmes de surveillance en ligne dans les turbines à gaz industrielles sont aujourd'hui une pratique courante qui offrent le moyen de surveiller en permanence les performances de la turbine pendant leur durée de vie et permettant la détection, la prévision et la gestion en temps réel des dysfonctionnements des turbines [9].

La CM est utilisée pour améliorer les performances des machines tournantes, en augmentant la durée de vie utile (RUL) des machines et en réduisant les défauts majeurs [71]. Un système CM efficace est capable de donner une alerte précoce ou des informations prédictives sur les défaillances à un stade précoce [72].

Les développements récents en matière de capacités informatiques, de gestion de Big Data, de capteurs, de systèmes de traitement du signal et aussi de systèmes d'apprentissage automatique ont amélioré les processus de CM [73].

Ces dernières années, un nouveau concept de techniques de CM appelé évaluation de la dégradation des performances PDA (Performance Degradation Assessment), a émergé. Il comprend à la fois le diagnostic et aussi le pronostic des défauts pour les machines tournantes. La technique PDA est similaire au diagnostic dans le sens où elle se concentre sur la détection précoce des défauts. PDA est une méthode générale qui consiste à construire un indicateur de santé (HI) et à utiliser cet indicateur pour classer les états de dégradation des composants rotatifs [65].

Il existe diverses techniques basées sur l'intelligence artificiel IA pour réaliser un PDA et sont le plus souvent basées sur des algorithmes ML ou bien sur DL.

1.8.1 Indicateurs de surveillance

Les indicateurs de surveillance de l'état HI sont des mesures qui peuvent être simples ou complexes, résultant d'une grandeur physique spécifique. Leurs évolutions sont fréquemment surveillées pendant l'exploitation. Ils doivent décrire un aspect ou plusieurs aspects de l'état ou des performances de l'équipement. Leurs évolutions dans le temps doivent être significatifs de l'apparition d'une dégradation ou d'un dysfonctionnement tel que :

- Un palier a une température spécifique ;
- Le niveau de lubrifiant des particules métalliques ;
- Le bruit et les vibrations causés par l'activité ;
- La performance mécanique ou thermodynamique d'un appareil ;
- La variabilité de la vitesse de rotation instantanée...

La connaissance de l'état des machines peut être obtenue en sélectionnant un indicateur de surveillance HI qui indique une dégradation de l'état de la machine. La sélection de HI varie en fonction du type de machine à surveiller et de la nature des défaillances que l'on souhaite détecter. La valeur de ce HI peut être mesurée périodiquement (OFF-LINE) ou en continu (ON-LINE) [74].

La défaillance survient après avoir atteint un certain niveau de dégradation. Cependant, en pratique, la limite de défaillance déterministe ne peut pas toujours être déterminée avec la précision souhaitée [61]. Tant que la valeur d'un indicateur n'excède pas un seuil ou une valeur préétablie, la machine est considérée en bon état. Il n'est pas envisagé d'effectuer d'autres investigations, d'arrêter une inspection ou d'effectuer une intervention corrective. Ainsi, la décision de la valeur du seuil est une décision essentielle [20]:

- Les alarmes non justifiées sont provoquées par une valeur trop faible.
- Si une valeur seuil élevée est choisie, il est impossible de détecter à l'avance l'apparition de la défaillance.

Chaque indicateur est lié à un seuil dont la valeur est déterminée en fonction de :

- La nature et le type des défaillance ;
- Le type de machine qui est surveillée ;
- Conditions de fonctionnement des machines.

La figure 1.11 représente un exemple de courbe de dégradation d'un indicateur de CM pour une machine tournante. Le point A représenté la première mesure en bon état de fonctionnement, et peut être pris comme valeur de référence ou signature. Au fil du temps, si le système se détériore ou si une défaillance partielle apparaît, la valeur de HI augmente jusqu'à atteindre le point B, qui est considéré comme un état critique. Si des décisions strictes de maintenance ne sont pas prises pendant cette période, la détérioration peut atteindre le point C, ce qui présente un danger pour la machine. Les systèmes CM des machines tournantes fréquemment proposent au moins deux seuils (figure 1.11) :

- Le dépassement du seuil d'alarme doit déclencher une procédure de diagnostic pour trouver l'emplacement et le type exacte de la défaillance.

- Si l'un des indicateurs de la CM dépasse le seuil de danger, le diagnostic devient obligatoire et il peut parfois être nécessaire d'arrêter les machines immédiatement pour garantir leur sécurité.

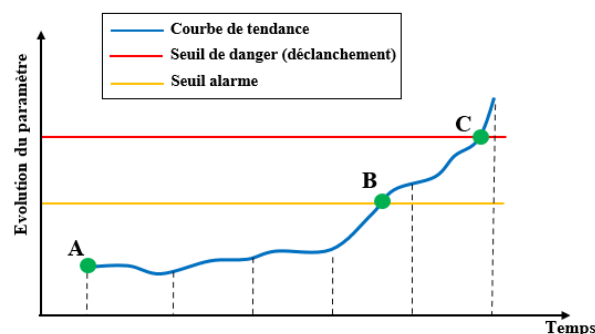


Figure 1.11 : Seuils de dégradation d'un HI

En réalité, le seuil de défaillance est déterminé expérimentalement, sur la base des recommandations des fabricants ou en utilisant les recommandations des normes standards [61], [75].

1.8.2 Techniques de surveillance

Pour améliorer la fiabilité et la précision de la détection des défauts dans les grandes machines tournantes, de nombreuses techniques de CM sont utilisées, notamment la surveillance des vibrations, la surveillance acoustique, la surveillance chimique, la surveillance thermique, etc [72].

a) Surveillance thermique

La friction accrue entre les composants des machines tournantes génère de l'énergie thermique, ce qui entraîne la détérioration d'une machine [76]. Le suivi de l'évolution de température d'une machine est un outil peu onéreux, représentatif de la dégradation. Son principal inconvénient est que la dégradation a déjà atteint un stade important lorsque l'échauffement devient significatif. Les données sont par contre utiles pour confirmer le diagnostic [20]. Dans l'industrie, différentes méthodes sont utilisées pour mesurer la température des machines, telles que :

- Le stylo thermique

Le stylo thermique est indispensable à tout technicien de maintenance. C'est un outil de poche simple d'utilisation qui, par contact à l'aide d'un embout, peut fournir une lecture analogue de température entre -200° et $+1350^{\circ}\text{C}$ avec une précision de 1 degré, selon le type du modèle.

- La thermographie infrarouge

Cette méthode est souvent utilisée pour surveiller les machines tournantes, notamment dans les industries sensibles. Le principe de mesures de ces appareils repose sur la mesure de la température des surfaces des équipements (parties mécaniques, électriques et même les fuites de fluide) sans aucun contact entre elles. Les résultats de mesure sont produits sous forme d'images thermiques de la zone examinée avec différentes échelles de température mesurées [76]. La thermographie est utilisée en CBM pour contrôler le serrage des cosses électriques, l'usure des paliers, le manque de graissage, etc. La figure 1.12 illustre un outil d'analyse thermographique.



Figure 1.12 : Thermographie infrarouge

b) Analyse d'huile

Dans cette technique de CM, la qualité d'huile est évaluée pour déterminer si l'huile est adaptée ou non à une utilisation ultérieure. Les résultats de l'analyse d'huile peuvent montrer les conditions d'usure des composants internes mouillés par l'huile, tels que les arbres de moteur [24]. L'analyse d'huile, basée sur l'usure lors des contacts, doit être appliquée durant la période de vieillesse des mécanismes. Deux éléments, la dégradation et la contamination, peuvent intervenir pour modifier les caractéristiques d'un lubrifiant et le rendre inapte à l'emploi [20]:

- La réaction chimique provoque des changements importants dans les propriétés des lubrifiants, qui peuvent se produire par oxydation sous l'influence de températures élevées et de l'oxygène. Ce qui entraîne une dégradation de l'état physique du lubrifiant.
- Les procédés d'analyse des huiles nous permettent de connaître le degré de contamination. S'il y a un frottement entre les pièces de la machine, les particules de matériau adhéreront à l'huile. Ainsi, cette analyse permet de connaître la durée de conservation de l'huile (temps de changement) et de détecter la présence d'usures mécaniques. Le type de particules (fer, chrome, aluminium, étain, plomb, silicium, argent, etc.) décelé indique la provenance de l'usure, ce qui facilite le diagnostic.

c) Surveillance acoustique

Une technique de CBM appelée analyse acoustique étudie les ondes et les vibrations sonores acoustiques pour trouver les défauts [24], [77].

Un sonomètre est utilisé pour mesurer la pression acoustique (mesure de bruit). En conséquence, le signal a été converti en un signal électrique qui a une amplitude et une fréquence similaires à celles du phénomène acoustique. Le bruit mesuré peut être caractérisé en traitant le signal électrique. Il est possible de calculer des valeurs acoustiques en décibel (dB), de mener des analyses fréquentielles, de réaliser des analyses statistiques.

L'inconvénient de cette technique est qu'il existe de nombreux paramètres caractéristiques de l'émission acoustique et qu'il n'existe pas de norme unifiée pour la représentation des caractéristiques du signal, ce qui ne permet pas d'améliorer la précision de détection [76].

La mesure du bruit pour les machines en mesurant les vibrations peut constituer un indice de défaut, et le changement de bruit est souvent le résultat d'une défaillance [78]. Un stéthoscope est utilisé comme appareil auditif pour localiser les éléments défectueux en

écoutant l'intensité du bruit qui en résulte [20]. La méthode implique une comparaison subjective des bruits avec des bruits de référence préenregistrés.

d) Analyse vibratoire

La surveillance et le diagnostic sont les deux niveaux principaux de l'analyse vibratoire. La surveillance permet de contrôler le fonctionnement des machines à l'aide d'indicateurs à intervalles déterminés. Si la valeur d'un indicateur est supérieure d'un seuil admissible établi par l'historique du système, des mesures correctives doivent être prises. Le diagnostic consiste à examiner un ensemble de facteurs ou de symptômes afin de déterminer l'état de santé d'une machine. Il s'agit de repérer la nature et l'emplacement du défaut ; cette information permettra de mesurer le risque présenté par la défaillance et de prendre les décisions de maintenance appropriées [79].

Toute machine induit des forces internes qui se manifestent dans un environnement extérieur. On mesure le niveau des vibrations d'une machine par des capteurs de vibrations et les signaux vibratoires peuvent être détectés en termes de vitesse ou d'accélération ou de déplacement en valeur relative ou absolue que ça soit avec des vélocimètres, accéléromètres ou bien des proximètres [66], [80].

Par conséquent, l'état physique de la machine peut être déterminé en analysant les signaux des capteurs. Pour cette raison, les résultats de l'analyse vibratoire sont exploités en deux étapes [25]:

- La mesure du niveau globale dépend de la surveillance de l'état de fonctionnement et du comportement vibratoire des machines. En pratique, le processus consiste à extraire des indicateurs d'état à partir de signaux vibratoires pour comparer leurs valeurs avec les valeurs fournies par les normes internationales de surveillance des vibrations ou à utiliser la signature de la machine comme référence (sans défauts). Ce principe est généralement utilisé pour déterminer les seuils d'alarme et de danger.
- L'analyse spectrale s'appuie plus sur des méthodes de diagnostic précises qui permettent de déterminer l'origine et la nature du défaillances.

En général, il existe d'autres techniques de surveillance, telles que la surveillance de l'électricité qui consiste à mesurer le courant électrique, la tension électrique, la conductivité, etc. Cela se traduit par la surveillance des performances qui dépendent d'indicateurs de pression, de débit et de consommation d'énergie électrique, etc. La surveillance de l'état physique se concentre sur l'identification des changements physiques des matériaux, tels que les fissures et la corrosion.

1.9. Surveillance et diagnostic vibratoire

La surveillance des vibrations dans les machines tournantes permet un diagnostic efficace. La surveillance systématique vise à détecter une défaillance le plus tôt possible et à suivre son développement. Le diagnostic permet de déterminer la nature et d'évaluer la gravité du défaut. La différence fondamentale entre la philosophie du diagnostic des défaillances et la surveillance traditionnelle réside dans le fait que le diagnostic s'appuie sur une recherche approfondie de la source dynamique qui affecte le bon fonctionnement de la machine, tandis que la surveillance conditionnelle se limite à détecter toute évolution du comportement des vibrations. Les capteurs de vibrations contribuent efficacement à l'analyse systématique des informations contenues dans leurs signaux. Une méthodologie rigoureuse est utilisée pour mener à bien cette approche systématique qui nécessite des méthodes de traitement du signal bien plus avancées que celles couramment employées dans le contexte d'une surveillance « traditionnelle ».

Le diagnostic vise à isoler, localiser et caractériser le défaut. La localisation et la caractérisation sont utiles pour suivre l'évolution de la gravité de la défaillance au fil du temps. Le niveau le plus élevé de l'analyse vibratoire est le suivi, qui vise à qualifier et prédire la fiabilité. Il est nécessaire d'instrumenter les systèmes étudiés et de traiter les signaux enregistrés afin de réaliser ces différents niveaux d'analyses [77].

1.9.1 Étapes du diagnostic industriel

L'ensemble des activités nécessaires pour assurer le bon fonctionnement d'un processus industriel est illustré dans la figure 1.13. Les détails seront fournis dans les paragraphes suivants [57]. La procédure du diagnostic de défaillances des machines tournantes s'articule autour des étapes suivantes :

- Acquisition de données et extraction des informations nécessaires. L'analyse dans les domaines temporel, fréquentiel et l'analyse combinée temps-fréquence sont les trois catégories principales de techniques de traitement du signal utilisées pour diagnostiquer les défaillances des machines tournantes [12].
- Pour détecter un dysfonctionnement, créez des caractéristiques et des signatures liées aux symptômes révélateurs de défaillances et de dégradations.
- La mise en pratique de la relation entre cause et effet favorise l'application de techniques de diagnostic,
- Prenez des décisions basées sur les répercussions futures des défauts. Une décision d'arrêt de l'exploitation peut être prise si les conséquences du défaut affectent la sécurité des personnes et des matériels.

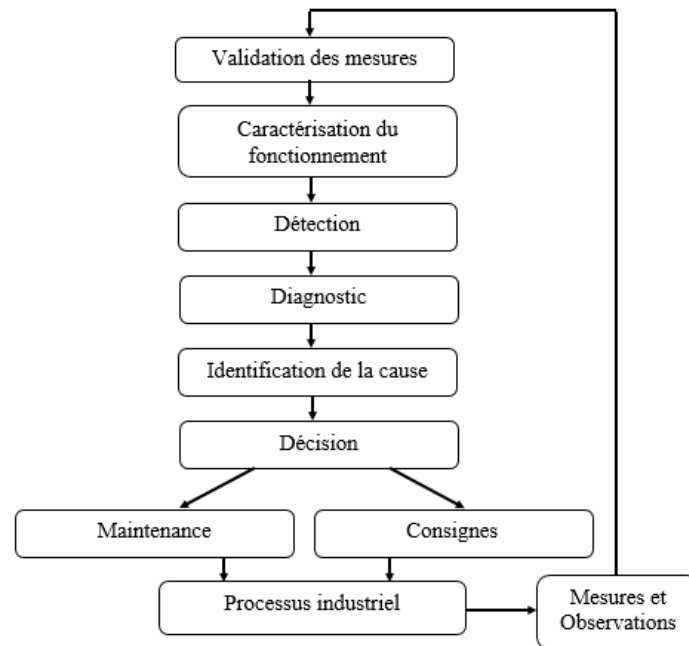


Figure 1.13 : Étapes du diagnostic industriel [57].

Pour les machines tournantes le diagnostic des défauts fournit des informations importantes sur l'état de fonctionnement des équipements et ses différentes techniques aident à isoler, identifier et à détecter les défaillances [39]. Le diagnostic est devenu un élément très important dans la maintenance des machines tournantes, ce qui revêt une grande importance pour améliorer les avantages économiques [76]. Cela revêt également une grande importance dans le domaine de l'apprentissage automatique et peut être considéré comme une première étape dans la construction de modèles (algorithmes) de prédiction des défaillances des machines tournantes.

1.10 Surveillance et pronostics

L'objectif principal du diagnostic est de fournir des signes d'alerte précoces aux ingénieurs lorsque l'équipement surveillé fonctionne dans des conditions anormales (état de détérioration). Même si l'équipement fonctionne dans un état anormal, cela ne signifie pas qu'il est en panne. Il peut probablement encore être utilisé pendant un certain temps avant qu'une panne ne survienne. Pour remédier à cette situation, un pronostic doit être fait.

Le diagnostic peut être considéré comme une étape essentielle du pronostic car il faut connaître l'état actuel avant de pouvoir estimer l'état futur [38].

Le diagnostic et le pronostic et gestion de la santé (PHM) sont deux processus parallèles qui peuvent être utilisés de manière complémentaire ou séparée. Plus spécifiquement, le PHM aborde la maintenance en utilisant des mesures (signaux vibratoires), des modèles et des algorithmes de surveillance pour détecter, évaluer et suivre la santé dégradée des

machines tournantes afin de prédire la progression des pannes et d'optimiser les méthodes de maintenance. Le pronostic vise à donner une alerte lorsqu'une défaillance se produit en estimant/prédisant la durée de vie utile restante de l'appareil.

Les stratégies de pronostic estiment le comportement futur des machines tournantes, contribuant ainsi à minimiser les temps d'arrêt et les coûts de maintenance, améliorant ainsi la fiabilité, en d'autres termes prédisant la durée de vie utile restante RUL avec un niveau de confiance satisfaisant [81], [82]. Le RUL a de nombreuses définitions, mais peut être définie de manière étroite comme le temps estimé jusqu'à ce qu'un composant ou une machine tombe en panne ou se détériore de telle sorte qu'il ne remplisse plus sa fonction prévue [83], [84].

Le RUL est généralement estimé sur la base d'indicateurs de surveillance HI mesurés ou calculés. La figure 1.14 montre l'évolution d'un HI en fonction du temps entre le point $t = 0$ et le point $t = B$. Ce changement de HI représente une série temporelle continue $y(t)$, qui exprime le processus de dégradation du composant étudié. Cette série temporelle se compose de deux parties, la première partie est limitée entre le point $t = 0$ et $t = A$ (A : temps actuel), qui indique l'étape de détérioration, tandis que la deuxième partie est limitée entre le point $t = A$ et $t = B$ (B : temps de panne prévu) qui représente l'étape de prédiction de défaillance (jusqu'à ce que le seuil de défaillance totale soit atteint). Les prédictions RUL sont plus faciles lorsque la valeur du seuil de défaillance totale est disponible.

Les futurs HI peuvent être prédits en ajustant la courbe HI jusqu'à ce que le seuil de défaillance totale soit atteint, et cela se fait à l'aide de la modélisation de dégradation sur la base de l'apprentissage automatique ML et aussi l'apprentissage profond DL.

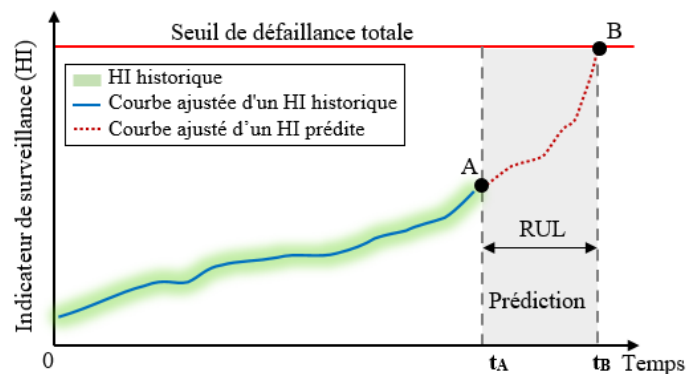


Figure 1.14 : Prédiction de RUL

Après avoir effectué ces étapes, la valeur RUL peut être prédite graphiquement ou mathématiquement par l'équation suivante :

$$RUL = t_b - t_A \quad (1.5)$$

Actuellement avec les développements scientifiques dans le domaine du PHM, les méthodes de prédiction RUL sont divisées en trois catégories : les méthodes basées sur des modèles physiques ; les modèles basés sur les données et les modèles hybrides [85], [86],

[87]. Les modèles basés sur des modèles physiques nécessitent généralement la création de modèles mathématiques/physiques pour évaluer le comportement de dégradation du système et estimer les paramètres du modèle à l'aide de mesures [27], [88]. En revanche, les modèles qui s'appuient sur les données s'appuient sur des techniques d'apprentissage statistique pour modéliser la dégradation des machines tournantes simples et complexes à partir de données historiques [89], [90]. L'approche hybride combine les deux modèles précédents basés sur la physique et les données, pour obtenir des avantages des deux catégories [91], [92].

L'état de santé de composants individuels ou de machines peut être observé directement par inspection ou déduit des données collectées sur le système à l'aide de capteurs [38]. Les techniques de diagnostic et de pronostic peuvent être réalisées en ligne (ON-LINE) ou hors ligne (OFF-LINE). La disponibilité des données historiques du système permet souvent de construire des algorithmes de diagnostic/pronostic qui avertissent d'une dégradation imminente du système [93], [94].

Il existe deux catégories de méthodes de prédiction de dégradation basées sur les données : les modèles de prédiction d'apprentissage automatique guidés par l'apprentissage statistique et les modèles de prédiction d'apprentissage automatique guidés par l'apprentissage profond [85].

Les modèles de régression, qui constituent l'une des techniques basées sur les données les plus populaires pour la prédiction RUL, tentent d'ajuster les données de détérioration disponibles à l'aide de fonctions de régression, puis d'extrapoler la propagation du défaut jusqu'à ce que la courbe ajustée atteigne un seuil prédéfini. Le but de l'analyse de régression est de trouver une relation empirique permettant de prédire la série chronologique de la dégradation des machines tournantes.

En raison du bruit de mesure, de la variation des conditions opérationnelles et de la nature stochastique des processus de dégradation, les données acquises sont généralement accompagnées de fluctuations pouvant avoir un impact significatif sur la capacité du modèle à interpréter la tendance de dégradation. Dans ce cas, les HI bruts ne peuvent pas être directement utilisés comme entrées des modèles de prédiction. Cela est dû au fait que toute fluctuation des HI amènera le modèle à suivre le caractère aléatoire et, par conséquent, sa capacité à estimer avec précision l'état de santé de la machine [48].

CHAPITRE 02 :

DIAGNOSTIC DES DEFAILLANCES PAR L'ANALYSE VIBRATOIRE

2.1 Notions fondamentales des vibrations

La surveillance des vibrations est devenue une technique importante dans la recherche, la conception, la production, l'application et la maintenance des produits de structure mécanique. De nombreuses recherches privilégient l'utilisation de signaux vibratoires pour surveiller l'état de fonctionnement des machines tournantes [71]. Les principaux avantages de la mesure des vibrations sur les machines tournantes est la capacité à détecter les défaillances avant qu'elles ne surviennent et provoquent l'arrêt inopiné de la machine [80]. Puisque les vibrations sont le résultat d'une force appliquée à la structure mécanique, tout changement ou augmentation de la force résultant d'une défaillance entraînera une augmentation de l'amplitude des vibrations.

Toute machine en fonctionnement générera un certain degré de vibration en raison de sa rotation ou de son mouvement linéaire. Une petite plage de vibrations environnementales est tout à fait acceptable. Cependant, des niveaux plus élevés et des tendances à la hausse sont des signes de dysfonctionnement.

La norme ISO 2041 définit la vibration comme variation en fonction du temps de l'intensité d'une grandeur qui caractérise le mouvement ou de la position d'un système mécanique, lorsque celle-ci est plus grande ou bien plus petite qu'une certaine valeur moyenne ou de référence [95]. Le terme vibration désigne le mouvement oscillatoire d'un corps se déplaçant autour de sa position d'équilibre ou sur une référence précise. Une force mécanique non désirable peut provoquer ce déplacement par rapport à cette position. (figure 2.1) [96], [97].

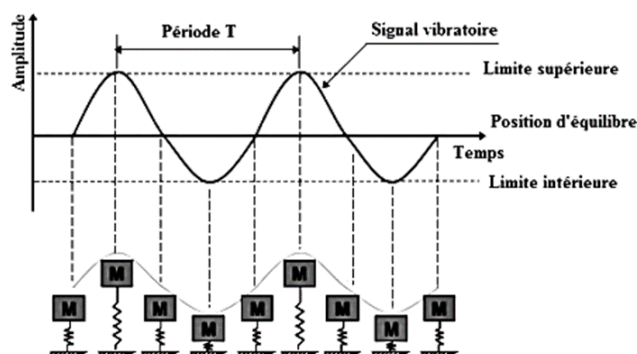


Figure 2.1 : Mouvement vibratoire d'une masse suspendue à un ressort

Si nous observons le mouvement d'une masse qui est suspendue à un ressort, nous verrons qu'il conduit à :

- Déplacement : C'est un changement de position d'une masse par rapport au point d'équilibre.
- Vitesse : Variation du déplacement d'une masse par rapport au temps.
- Accélération : Variation de la vitesse d'une masse par rapport au temps.

Le mouvement de vibration le plus simple est de translater le déplacement du point A sur le cercle et de tourner à la vitesse de rotation ω (rad/s) comme schématisé dans la figure 2.2.

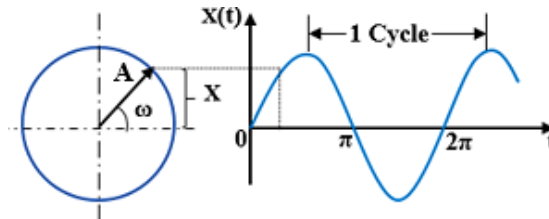


Figure 2.2 : Signal de vibration

La rotation de A provoqué le changement sinusoïdal de sa projection X, ce qui correspond à la relation suivante :

$$X(t) = A \sin(\omega t) \quad (2.1)$$

Avec :

$$\omega = \frac{2\pi N}{60} = 2\pi f \quad (2.2)$$

A : Amplitude de signal

N : Vitesse de rotation (tr/min) ;

f : Fréquence (cycles/seconde) ou (s^{-1})

La relation (2.1) devient :

$$X(t) = A \sin(2\pi f t) \quad (2.3)$$

La fréquence propre d'un système masse-ressort ayant un degré de liberté sans amortissement est donnée par:

$$f_0 = \frac{1}{2\pi} \cdot \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (2.4)$$

Avec :

f_0 : Fréquence propre;

m : Masse;

k : Coefficient de raideur.

Lorsque le système est excité par une force d'excitation sinusoïdale d'amplitude constante et de fréquence variable, l'amplitude du mouvement atteint un maximum puis diminue.

Quand la valeur de l'amplitude du mouvement est atteinte au maximum, sa fréquence f_r est appelée fréquence de résonance.

La valeur de la fréquence de résonance est liée aux valeurs de la fréquence propre f_0 (définie ci-dessus), de l'amortisseur c , du facteur d'amortissement ξ et de la masse m , et peut être calculée à partir de la relation suivante :

$$f_r = f_0 \sqrt{1 - 2\xi^2} \quad (2.5)$$

Avec :

$$\xi = \frac{c}{2m\omega_0} \quad (2.6)$$

Avant que la résonance ne se produise, la force de déplacement et la force d'excitation sont en phase [98]. Mais lors de la résonance, on est dans la phase opposée.

Les principales caractéristiques des vibrations sont : l'amplitude, la période et la fréquence (Figure 2.2).

- Période

La période de vibration T est le temps nécessaire pour réaliser une oscillation. C'est le temps total nécessaire pour que la masse se déplace de la position de repos à la limite supérieure, repasse par la position de repos jusqu'à la limite inférieure et revienne à la position de repos (Figure 2.2).

- Fréquence f

La fréquence est le nombre d'oscillations complètes effectuées dans une unité de temps, ou simplement exprimée par l'inverse de la période ($f = 1/T$). Généralement, il est mesuré en cycles par seconde ou en cycles par minute [99].

Lorsque la seconde est sélectionnée comme unité de temps, la fréquence est exprimée en Hz :

$$1\text{Hz} = \frac{1 \text{ cycle}}{1 \text{ seconde}} ; (1\text{Hz} = 1\text{S}^{-1}) \quad (2.7)$$

L'unité de mesure de la fréquence est exprimée en Hz (normalisée), et comme elle a une relation directe avec la vitesse de rotation, elle peut être exprimée en CPM (tours par minute) ou RPM (tours par minute). D'où :

$$1\text{Hz} = \frac{1\text{CPM}}{60} = \frac{1\text{RPM}}{60} \quad (2.8)$$

Avec :

$$f = \frac{N}{60} \quad (2.9)$$

Lorsqu'il s'agit de vibrations d'une machine tournante, il est généralement souhaitable d'exprimer la fréquence en termes de cycles par minute. Cela permet d'examiner la fréquence de vibration en termes de multiples de vitesse de rotation. celle deux fois supérieure est connue sous le nom de deuxième harmonique ($2x$), et la vitesse de rotation trois fois supérieure est la troisième harmonique ($3x$) [99].

La fréquence de la première harmonique (ou $1x$ harmonique) représente la fréquence fondamentale de vibration, qui correspond à la vitesse de rotation de la machine. Les fréquences multiples de la fréquence fondamentale sont appelées harmoniques ($1x, 2x, 3x\dots$). Les termes sont couramment utilisés pour décrire les pics de fréquences dans les machines tournantes peut être donnée comme suit [11]:

- Harmonique $1x$: Fréquence fondamentale du rotor ; le "x" est équivalent à un symbole de multiplication mathématique. Ainsi, $1x$ peut être lu comme "1 fois vitesse de rotation du rotor" ;
- Non-harmonique : Toute fréquence sauf $1x$;
- Subharmonique : Toute fréquence inférieure à $1x$. Cela peut inclure des ratios entiers simples tels que $2/3x, 3/4x$, etc ;
- Super-harmonique : Toute fréquence supérieure à $1x$ qui est un multiple entier, par exemple, $2x, 3x, 4x$, etc.

- Amplitude

L'amplitude de la vibration est la valeur de l'écart par rapport au point d'équilibre. La figure 2.3 montre les valeurs d'amplitude de certains types de signaux, et elles peuvent être définies comme suit :

- L'amplitude crête (A_c) : C'est l'amplitude maximale d'un signal vibratoire par rapport à sa valeur d'équilibre.
- L'amplitude crête à crête (A_{c-c}) ou (A_{p-p} , peak to peak en anglais) : C'est la différence entre les amplitudes maximales d'un signal vibratoire. Dans un signal de vibration sinusoïdal, on parle de double amplitude ($A_{c-c} = 2A_c$).
- L'amplitude efficace (A_{eff}) ou (RMS, Root Mean Square en anglais) : Elle représente l'énergie du signal inspiré du mouvement vibratoire.

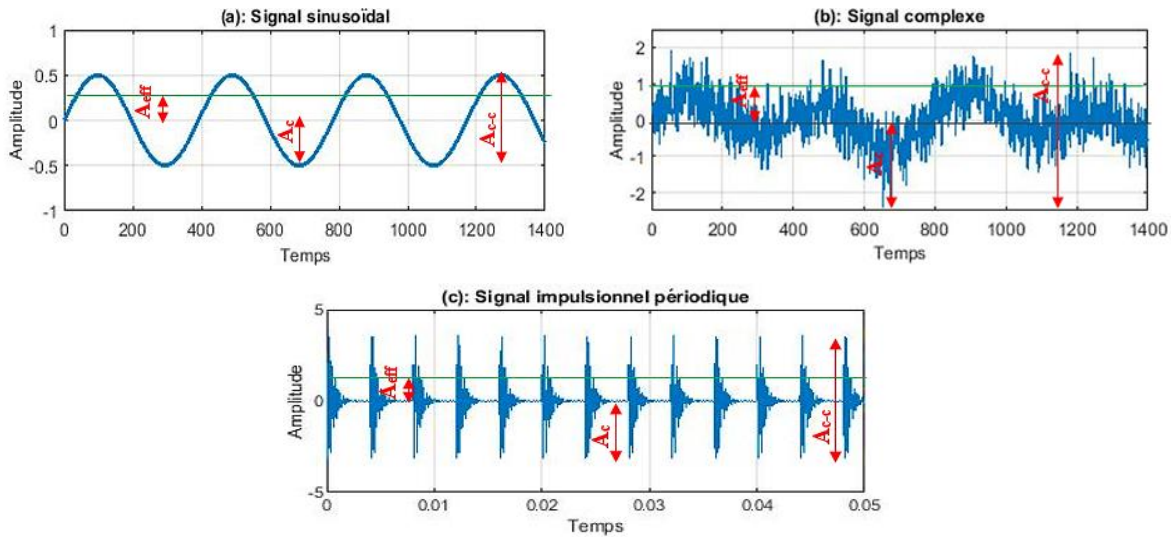


Figure 2.3 : Représentation des différentes amplitudes caractéristiques pour différents types de signaux vibratoires

Pour une vibration sinusoïdale (Figure 2.3.a), l'amplitude A_c , A_{c-c} et A_{eff} sont liées par la relation suivante :

$$A_{eff} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T A_c^2 \sin^2(2\pi f \times t) dt} \quad \longrightarrow \quad A_{eff} = \frac{\sqrt{2}}{2} A_c = 0.707A_c \quad (2.10)$$

$$A_{c-c} = 2\sqrt{2}A_{eff} = 2.828A_{eff} \quad (2.11)$$

Pour les signaux de vibration complexes (Figure 2.3.b), il n'y a pas de relation mathématique entre A_c et A_{eff} . Dans ce cas, les grandeurs A_c et A_{c-c} ne peuvent pas être dérivées, elles doivent donc être mesurées et leurs valeurs extraites simultanément à l'aide d'appareils de mesure et de surveillance. Leurs valeurs sont calculées à travers la relation suivante :

$$A_{eff} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T s^2(t) dt} \quad (2.12)$$

$$A_c = \sqrt{\text{Max}(s^2(t))} \quad (2.13)$$

$$A_{c-c} = \text{Max}(s(t)) - \text{Min}(s(t)) \quad (2.14)$$

Avec :

$\text{Max}(s(t))$: L'amplitude instantanée maximale du signal vibratoire pendant une période T ;

$\text{Min}(s(t))$: L'amplitude instantanée minimale du signal vibratoire pendant une période T ;

$s(t)$: Signal vibratoire.

Généralement, la mesure d'amplitude d'un certain signal est indiquée dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1 : Méthodes de mesure de l'amplitude des signaux vibratoires

Indicateur de surveillance	Amplitude mesurée en
Déplacement X	Valeur/crête (Ac)
	Valeur crête à crête (Ac-c)
Vitesse V	Valeur crête
	Valeur efficace (Aeff)
Accélération γ	Valeur efficace (Aeff)

- Phase

Soit les deux signaux vibratoires représentés par les équations suivantes :

$$X_1(t) = X_1 \sin(2\pi f_0 t) \quad (2.15)$$

$$X_2(t) = X_2 \sin(2\pi f_0 t + \varphi) \quad (2.16)$$

Avec :

X_1 : Amplitude du signal $X_1(t)$;

X_2 : Amplitude du signal $X_2(t)$;

f_0 : Fréquence fondamentale ;

T : Période ;

φ : Angle de phase.

La figure 2.4 montre les signaux de ces vibrations dans le domaine temporel, où les deux signaux (équations 2.15 et 2.16) ont été modélisés. Les mêmes valeurs d'amplitude X_1 , X_2 et les mêmes valeurs de période t , et de fréquence fondamentale f_0 ont été utilisées dans les deux signaux. La différence réside uniquement dans la valeur de phase φ .

Le signal $x_2(t)$ est décalé d'un intervalle Δt résultant de la différence d'angle de phase φ tel que $\varphi = \omega \cdot \Delta t$ (Figure 2.4). Δt représente le laps de temps sur laquelle cette grandeur est avancée ou retardée, par rapport à l'origine de la variable temps.

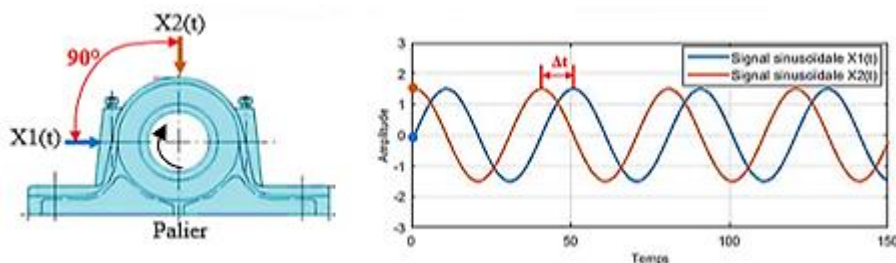


Figure 2.4 : Déphasage entre deux signaux sinusoïdaux

La différence de temps ou différence d'angle entre deux événements du même signal ou deux signaux du même événement mesurés en des points différents est appelée déphasage

(Figure 2.4). On peut dire que deux signaux mesurés en même temps sont en phase lorsque la valeur du déphasage est $\varphi = 0$, sinon ils sont déphasés.

Les écarts donnés par le déphasage peuvent rendre le diagnostic plus précis, et permettent à l'expert de guider l'opération d'équilibrage, de diagnostiquer le défaut ou de déterminer la position relative de deux phénomènes.

Il existe une relation simple entre les amplitudes de déplacement X , de vitesse V , d'accélération γ et la pulsation ω :

$$\gamma = \omega \cdot V = \omega^2 \cdot X \quad (2.17)$$

Par conséquent, il suffit de connaître deux de ces paramètres pour calculer les deux autres.

Généralement, dans le cas pratique, nous utilisons un capteur d'accélération (accéléromètre) pour mesurer la force dynamique générée par le système de vibration, qui est proportionnelle à l'accélération du mouvement de vibration.

On pourrait penser que le choix de la grandeur n'est pas important. En fait, il faut choisir le descripteur le plus sensible à la mesure. Comme sur la figure 2.5, la sensibilité dépend principalement de la gamme de fréquence des vibrations.

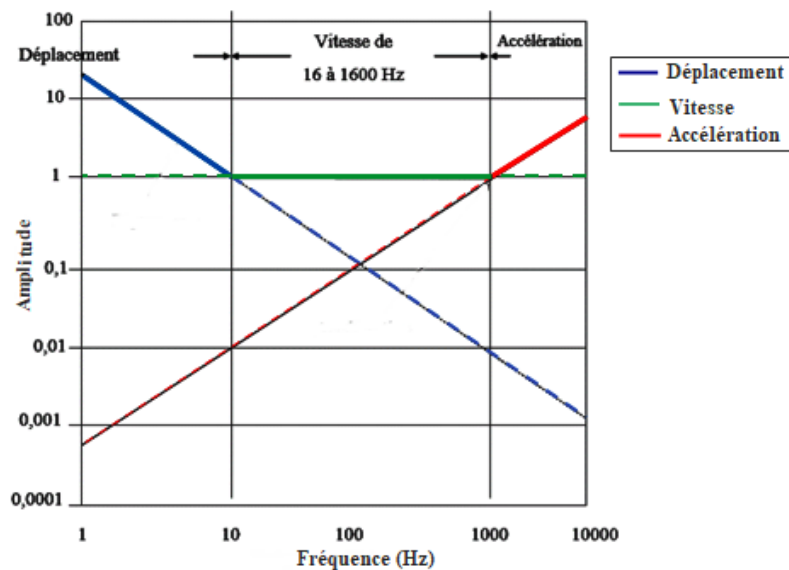


Figure 2.5 : Gammes de fréquences de : déplacement, vitesse et accélération [20].

La figure 2.6 montre également le décalage entre les valeurs maximales de chaque signal sinusoïdal. On appelle ce décalage la phase du signal.

- La représentation en déplacement accentue les basses fréquences (BF) ;
- La représentation en vitesse n'accroît pas les basses et les hautes fréquences (MF) ;
- La représentation en accélération accentue les hautes fréquences « HF ».

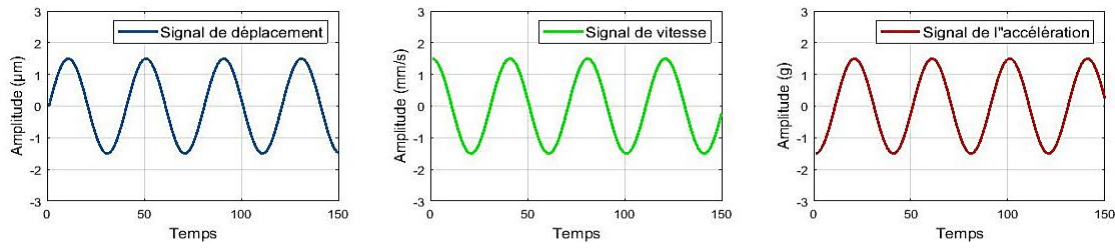


Figure 2.6 : Grandeurs associées à l'amplitude d'une vibration

Les unités les plus courantes pour mesurer les vibrations X, V et γ des machines tournantes sont indiquées dans le tableau 2.2.

Tableau 2.2 : Unités vibratoires [20].

Descripteur	Unités S.I	Unités Vibratoires	Correspondances	Système Impérial
Déplacement X	m	μm	$1\mu\text{m} = 10^{-6} \text{ m}$	1pouce = 25.4mm 1mil = 25.4 μm
Vitesse V	m/s	mm/s	$1\text{mm/s} = 10^{-3} \text{ m/s}$	1pouce/s=25.4mm/s 1mil/s = 0.025mm/s
Accélération γ	m/s^2	g	$1\text{g} = 9.81 \text{ m/s}^2$	$1\text{g} = 386 \text{ pouces/s}^2$

Les paramètres de vibration des machines tournantes sont presque universellement mesurés en unités métriques selon de la norme internationale ISO 1000 [100]. Cependant, la constante gravitationnelle g est encore largement utilisée pour estimer les niveaux d'accélération bien qu'elle soit en dehors du système international d'unités (SI).

2.2 Chaîne de mesure des vibrations

Le cœur du CBM est le processus de CM, dans lequel les signaux sont surveillés en permanence à l'aide de certains types de capteurs [24].

La chaîne de mesure constitue la partie principale de l'analyse vibratoire pour acquérir les signaux étudiés [77]. Des mesures sont prises entre le monde physique et le système électronique à l'aide de différents capteurs (Figure 2.7) [101].

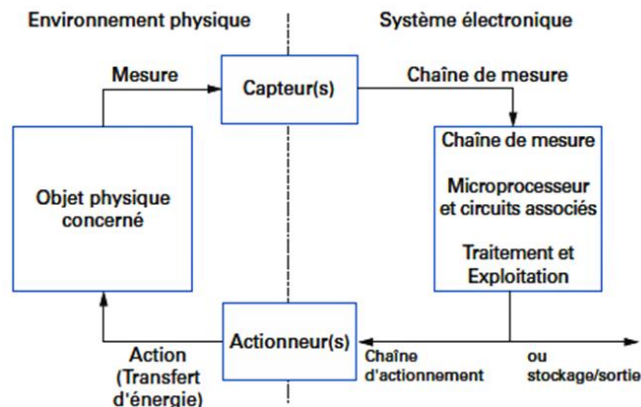


Figure 2.7 : Architecture globale d'une chaîne de mesure [101].

Les chaînes de mesure assurent une communication étroite entre les capteurs, et réalisent également un ensemble de traitements des signaux bruts (filtrage, linéarisation, etc.). Plus précisément, dans le cas où le système électronique doit interagir avec son environnement, il sera nécessaire d'avoir une deuxième interface de sortie, composée d'un « actionneur », qui est piloté efficacement sur la base d'une chaîne appropriée d'actionnement. On a ici, une boucle fermée et aussi un système de régulation qui est généralement utilisé. Et dans d'autres situations, les signaux recueillis peuvent être traités et stockés avant d'être fournis à un opérateur ou à d'autres dispositifs. Au cœur du dispositif électronique se trouvent les circuits et le microprocesseur (Figure 2.7) [101].

2.2.1 Structures de la chaîne d'acquisition

Dans la plupart des cas, les phénomènes physiques sont souvent de nature analogique. Cela conduit à l'acquisition de signaux de nature analogique (signaux continus dans le temps et en amplitude (son, vibration, ondes visuelles, etc.)) qui sont traités par des systèmes analogiques (Figure 2.8).

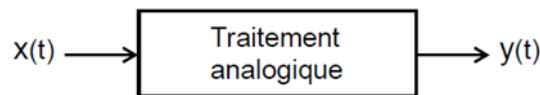


Figure 2.8 : Traitement analogique

La loi reliant l'information obtenue du capteur à la grandeur mesurée est continue, selon le terme analogique. Un conditionneur de signaux est utilisé pour convertir le signal du capteur, qui est généralement composé des composants suivants (figure 2.9) [102] :

- Un convertisseur de mesure convertit le signal en courant électrique afin de faciliter sa transmission.
- L'amplificateur augmente l'intensité du signal afin qu'il soit moins sensible par rapport au bruit de fond.
- Les chaînes d'acquisition peuvent être modifiées en ajoutant un ou plusieurs dispositifs selon la tâche à réaliser ou selon les besoins de l'utilisateur. Ces dispositifs effectuent une variété de tâches, notamment les opérations de filtrage. Dans certains cas, un multiplexeur peut être trouvé dans la chaîne d'acquisition [102].

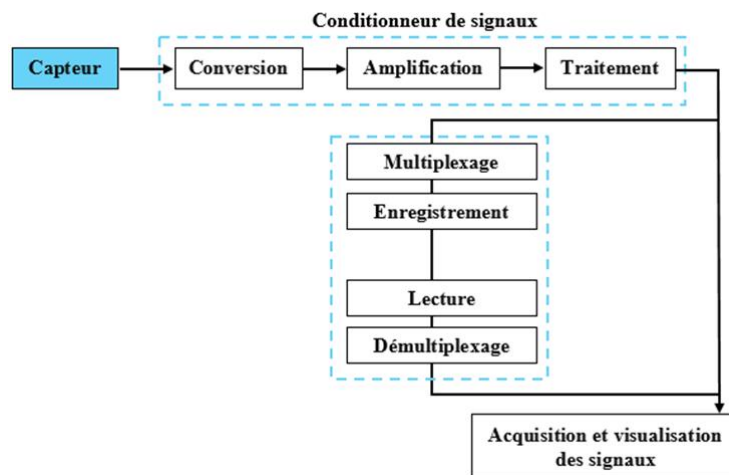


Figure 2.9 : Exemple de chaîne d'acquisition analogique [103].

La figure 2.10 montre un exemple de chaîne de mesure numérique qui utilise presque les mêmes composants qu'une chaîne de mesure analogique. Le processus d'échantillonnage et de numérisation du signal délivré par le conditionneur est réalisé par les éléments suivants [102]:

- Le rôle de l'échantillonneur-bloqueur (E/B) est de découper une valeur instantanée du signal et de conserver cet échantillon, pendant que le convertisseur analogique-numérique (CAN) le convertit.
- La fonction principale d'un convertisseur analogique numérique (CAN) est de convertir les valeurs instantanées mémorisées d'un signal en valeur numérique. Dans le cas d'une chaîne analogique avec plusieurs voies d'acquisition, un multiplexeur peut être placé entre le conditionneur et le bloqueur d'échantillonneur ou entre le bloqueur d'échantillonneur et le convertisseur analogique numérique.

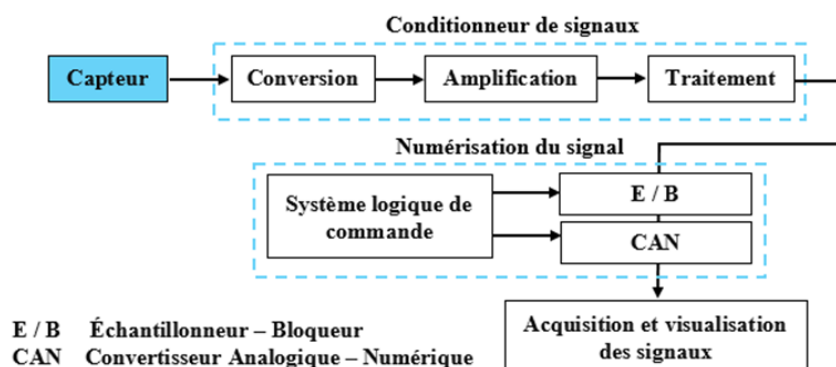


Figure 2.10 : Exemple de chaîne d'acquisition numérique [103].

2.2.2 Capteurs de vibration

Le principe de fonctionnement du capteur de vibrations repose sur la conversion des grandeurs physiques résultant des mouvements vibratoires en grandeurs électriques (Courant électrique, tension électrique, charge électrique) pouvant être traitées [104].

La majorité des capteurs commerciaux sont analogiques et délivrent une mesure sous la forme d'un signal physique (généralement électrique) variant de manière analogue à la grandeur mesurée, sans discontinuité et généralement de manière linéaire [101].

Il existent deux catégories pour le classement des capteurs de vibrations selon le type de mesure à effectuer (figure 2.11). La mesure vibratoire des machines tournantes peut être absolue ou relative. Dans le cas d'une mesure absolue (Figure 2.11.a), le capteur de vibrations est monté sur le châssis de la machine. Dans ce cas, le capteur détecte tous les phénomènes vibratoires de la machine transmis par la structure de la machine. Dans le cas d'une mesure relative (Figure 2.11.b), seule la vibration résultant du mouvement de l'arbre est détectée.

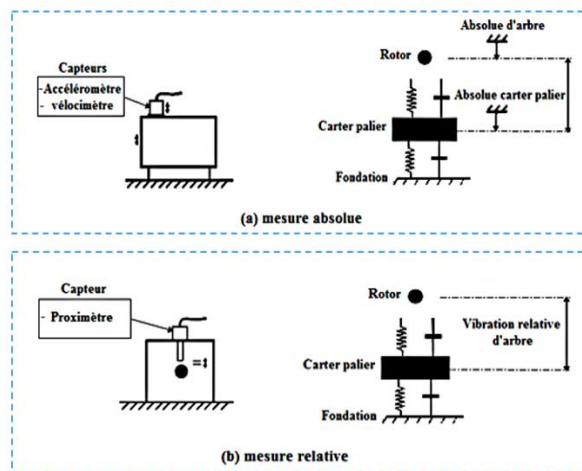


Figure 2.11 : Différent type de mesure des vibrations

Pour les machines tournantes, la mesure principale se fera le plus souvent au niveau du palier, qui est la partie fixe la plus directement liée à la force appliquée sur la partie mobile (figure 2.12). Ces efforts sont divisés en deux types :

- Efforts de rotation : Ce sont les forces liées à la rotation de l'arbre, telles que celles provoquées par un déséquilibre ou un désalignement. L'amplitude sera plus grande lorsqu'elle est mesurée sur un plan radial ;
- Efforts directionnels : ce sont des forces liées à la contrainte sur l'arbre, telles que la force générée par exemple d'une tension de la courroie (une force de direction radiale) ou de contact des engrenages coniques (force de direction axiale)).

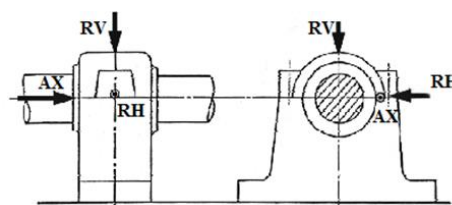


Figure 2.12 : Emplacements des points de mesure

2.2.3 Caractéristiques principales d'un capteur de vibration

Les conditions de fonctionnement varient d'une machine à l'autre, c'est pourquoi l'accent doit être mis sur le choix du capteur adapté à chaque machine. Un capteur de vibrations est souvent caractérisé par [98]:

- La bande passante

C'est est la plage de fréquences sur laquelle le capteur mesure l'amplitude des vibrations, qui est directement liée aux forces générant le mouvement (Figure 2.13).

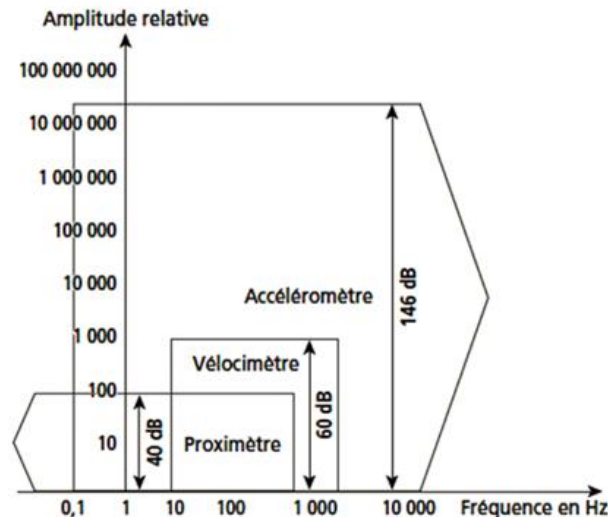


Figure 2.13 : Gamme de fréquences et plage dynamique des capteurs de vibrations [98].

- Bande dynamique

Elle représente le rapport entre la valeur maximale et la valeur minimale de l'amplitude de vibration (Figure 2.13).

- Sensibilité

Elle représente la relation entre la quantité électrique produite par le capteur et l'amplitude du mouvement mécanique de la machine. Elle peut être mesurée en unités de millivolts (millivolts) ou de picocoulombs.

- Température

La sensibilité d'un capteur peut être significativement modifiée par la température et, pour un capteur piézoélectrique, il peut être détruit lorsqu'il atteint une température très élevée. La figure 2.14 montre la relation entre la température de divers capteurs de vibrations et les plages de fréquence auxquels ils peuvent être utilisés.

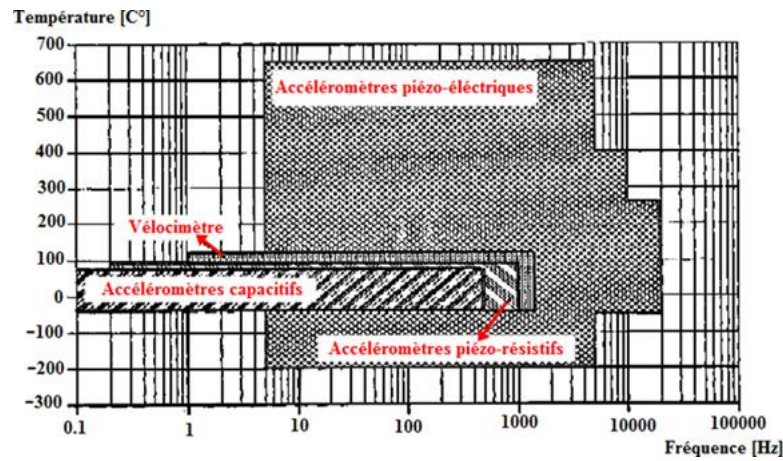


Figure 2.14 : Critères de sélection des capteurs en termes de fréquence et de température [105].

- Grandeurs d'influence

Le capteur est sensible aux grandeurs physiques mesurées, mais d'autres grandeurs (grandeurs influentes) peuvent interférer et affecter les résultats de ses mesures. Elle peut être soit : Fluctuations thermiques, hauts niveaux sonores, humidité et un mauvais montage, etc.

Les capteurs de vibrations doivent être soumis à une surveillance périodique pour éviter une détérioration de leurs propriétés, ce qui affecterait négativement les résultats de mesure. Les caractéristiques de référence des capteurs sont issues des constructeurs.

- Caractéristiques en relation avec des erreurs de mesure

Il est courant que les mesures prises par un capteur soient inexactes. Une erreur de mesure est définie par une différence entre la valeur réelle et celle mesurée. Les erreurs systématiques et accidentelles sont les deux types d'erreurs.

Des erreurs systématiques peuvent provenir de plusieurs sources, telles que des opérations d'étalonnage ou de maintenance.

Les erreurs accidentelles sont causées par une lecture erronée d'un appareil, les bruits de l'environnement, les fluctuations des tensions d'alimentation, etc. on peut les réduire par un post-traitement du signal, ou bien une amélioration des éléments de la chaîne d'acquisition [106].

Les erreurs de mesure peuvent être identifiées par trois propriétés métrologiques : La justesse, la fidélité et la précision, comme le montre la figure 2.15. La précision est souvent liée à la qualité de l'appareil de mesure utilisé, dans lequel la valeur de la grandeur mesurée est proche de la valeur réelle. Dans ce cas, on peut dire que l'appareil est fidèle et juste.+

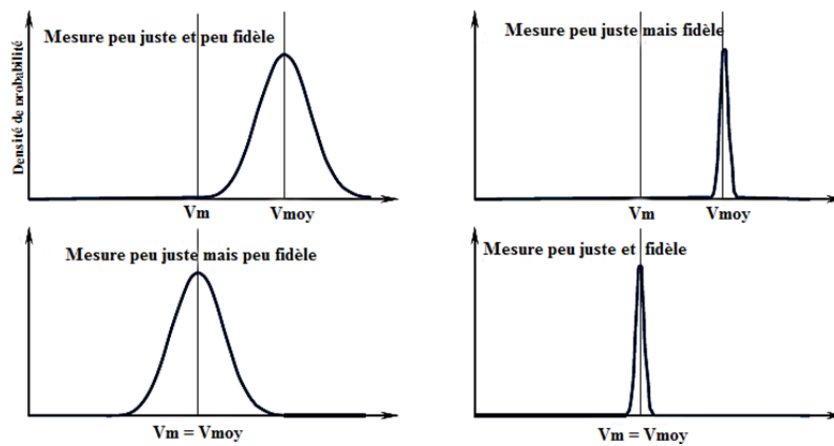


Figure 2.15 : Notions de fidélité et justesse [106].

La sélection de capteurs appropriés est nécessaire non seulement pour acquérir un signal précis, mais également pour avoir la capacité d'interpréter la signification du signal afin d'améliorer la fiabilité dans la technologie de surveillance basée sur les capteurs [97].

2.2.4 Types des capteurs de vibrations

Il existe trois types de capteurs de vibrations les plus couramment utilisés dans les machines tournantes :

- Capteur de déplacement (Proximètre)

Ces types de capteurs produisent un signal électrique directement proportionnel au mouvement relatif des arbres rotatifs. Il est constamment positionné au sein du palier (Figure 2.16). Il s'agit d'un capteur "non-contact", c'est-à-dire qu'il ne touche jamais la surface en vibration. Les jeux résultant de défaillances des rotors ou des paliers hydrodynamiques peuvent affecter négativement le fonctionnement des turbomachines, c'est pourquoi une surveillance périodique à l'aide de ce type de capteur est recommandée. Des capteurs de déplacement sont donc présents sur la majorité des turbines à gaz et des turbomachines [97], [107].

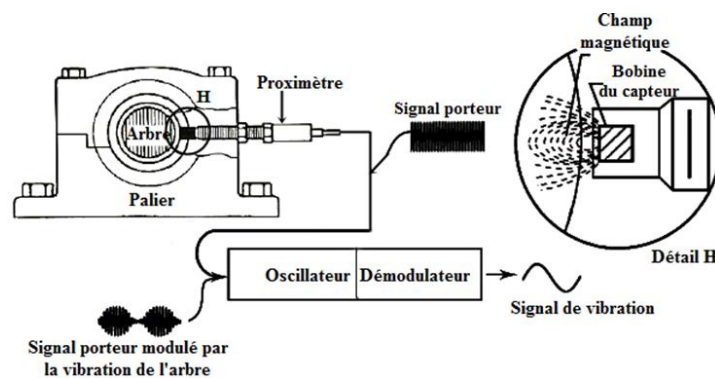


Figure 2.16 : Principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement (Proximètre)

Un champ magnétique oscillant est créé par les proximètres à l'extrémité de leur tête de détection. Le condensateur et une inductance placés en parallèle produisent ce champ.

Lorsqu'un corps conducteur en métal est introduit dans ce champ, des courants de Foucault se forment dans la masse du métal. Une perturbation de ce champ entraîne une réduction de l'amplitude des oscillations, comme illustré dans la figure 2.16. Un amplificateur utilise cette variation pour générer un signal de sortie [74]. La figure 2.17, montre une chaîne de mesure réelle pour une turbine à gaz.

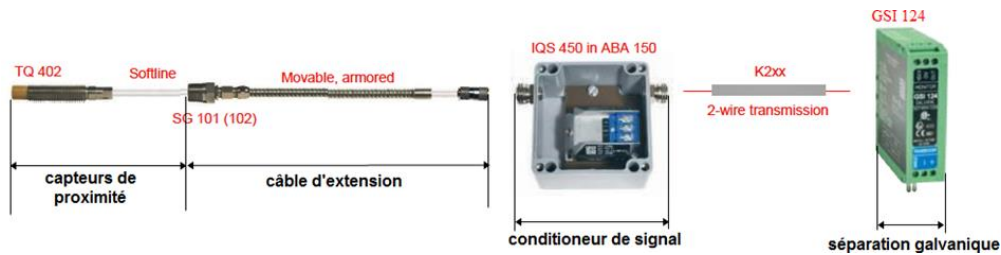


Figure 2.17 : Chaîne de mesure avec un capteur de proximité d'une Turbine à gaz [105].

Ce type de capteur est généralement soit positionné axialement au point d'extrémité de l'arbre dans le but d'évaluer le déplacement latéral du dit arbre (dû à la dilatation thermique par exemple), soit ils sont montés par paire, espacés de 90° sur les paliers de manière à être capable de déterminer le mouvement orbital de l'arbre dans sa direction (Figure 2.18) [98].

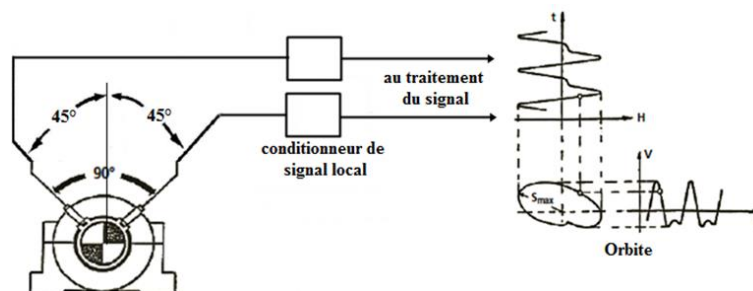


Figure 2.18 : Montage des proximètres

Ces sondes sont couramment utilisées pour surveiller les vibrations de l'arbre dans les paliers lisses. Le tracé de l'orbite montre en effet le mouvement du centre de l'arbre. La forme de l'orbite fournit des informations qui concernent les défauts tels que le désalignement, le frottement, etc [74].

- Capteur de vitesse (vélocimètre)

Les vélocimètres, également appelés capteurs de vitesse, ont une sonde à contact, également connue sous le nom de sonde sismique, elle peut mesurer le mouvement absolu de l'organe où elle est fixée (figure 2.19) [97], [107].

L'avantage de ces capteur est que un préamplificateur n'est pas exigé. Au point de mesure, la vitesse de vibration absolue du palier est directement proportionnelle à l'amplitude du signal émis [98].

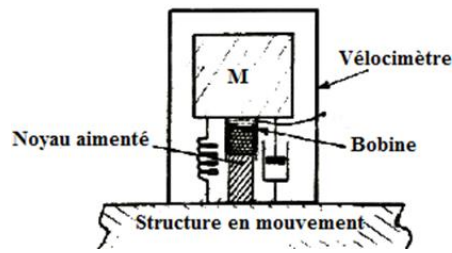


Figure 2.19 : Structure d'un capteur de vitesse « Vélocimètre »

Les vélocimètres les plus couramment utilisés sont généralement composés d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort. Cette masse est également fixée à une bobine qui se déplace dans un champ magnétique stable généré par un barreau magnétique.

- Capteur d'accélération (accéléromètre piézo-électrique)

On doit déterminer ce qu'on veut mesurer, un mouvement ou une vibration, avant de choisir un accéléromètre.

La mesure de la vitesse ou du déplacement d'un objet rigide est importante pour la mesure d'un mouvement. La vitesse et le déplacement peuvent être calculés à l'aide d'intégrations du signal de l'accéléromètre.

Les accéléromètres sont nécessaires pour surveiller les machines tournantes à grande vitesse (turbines à gaz), car elles sont capables de répondre efficacement aux fréquences élevées.

Le principe de fonctionnement d'un accéléromètre piézoélectrique (Figure 2.20) repose sur la production d'un signal électrique résultant de l'effet piézoélectrique d'un cristal céramique (quartz) [97].

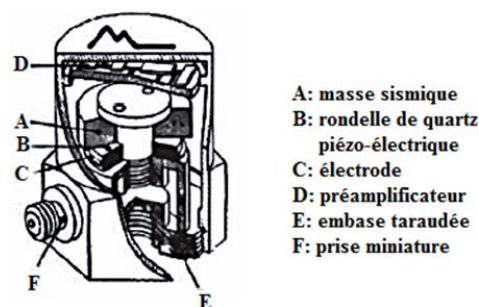


Figure 2.20. Accéléromètre piézoélectrique [104].

Le phénomène connu sous le nom d'effet piézoélectrique, illustré à la Figure (2.21), entraîne l'accumulation de charges de polarité opposée au sein de la structure cristalline. L'amplitude de ces charges est directement liée à la force externe exercée sur le cristal. Lorsqu'une force est exercée sur le cristal de quartz, la distribution des ions positifs et négatifs sur ses surfaces change périodiquement [108].

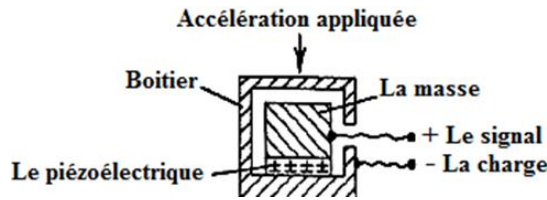


Figure 2.21 : L'effet piézoélectrique [108].

La masse sismique imposée exerce une pression sur le cristal. ceci est presque conforme à la loi de mouvement de Newton :

$$F = m \cdot \gamma \tag{2.18}$$

La quantité cumulée de charge est directement liée à la force exercée, elle-même directement liée à l'accélération.

La figure 2.22, montre une chaîne de mesure réelle pour une turbine à gaz.

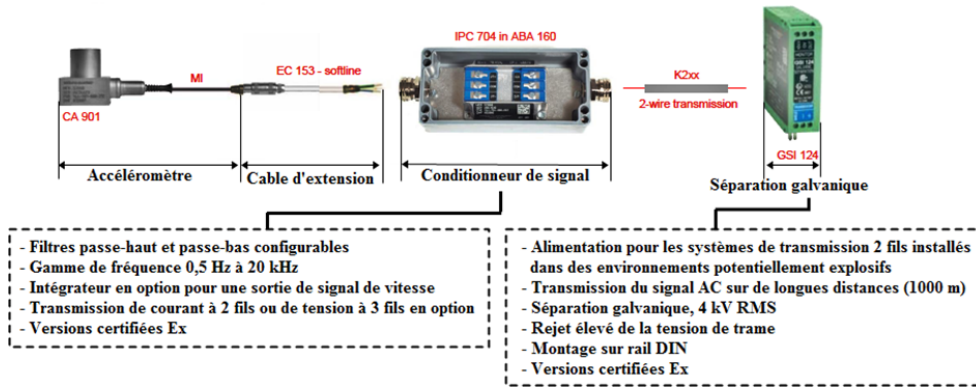


Figure 2.22 : Chaîne de mesure avec un accéléromètre d'une Turbine à gaz [105].

La réponse d'un accéléromètre piézoélectrique est montrée sur la courbe illustrée par la figure 2.23. Dans cette figure, il existe deux zones [77]:

- Une zone de linéarité du capteur est la plage de fréquences dans laquelle la réponse du capteur correspond avec une bonne sensibilité à l'amplitude du signal. Cette zone détermine la plage de fréquences nécessaire pour une utilisation efficace du capteur.
- une zone où les mesures d'amplitude sont amplifiées de manière non contrôlée grâce à la résonance du capteur. Cette zone sera évitée car la mesure est incorrecte.

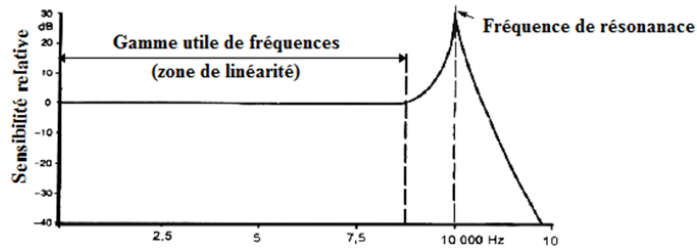


Figure 2.23 : Réponse en fréquence de l'accéléromètre

La précision de la réponse en haute fréquence est directement influencée à la fois par le moyen de fixation utilisé et par l'état de surface sur lequel l'accéléromètre est fixé. Plus la

surface de contact entre la structure et la base de l'accéléromètre est grande, plus la fréquence de résonance est élevée. La réponse en haute fréquence dépend de la surface de contact et des spécifications du capteur.

Les méthodes de montage suivantes sont utilisées pour les accéléromètres (figure 2.24) :

- Montage avec goujon, bride isolante, cube de montage ou bride adhésive
- Base magnétique
- Adhésif à la cire d'abeille, cyanoacrylate, colle époxy
- Sonde à la main

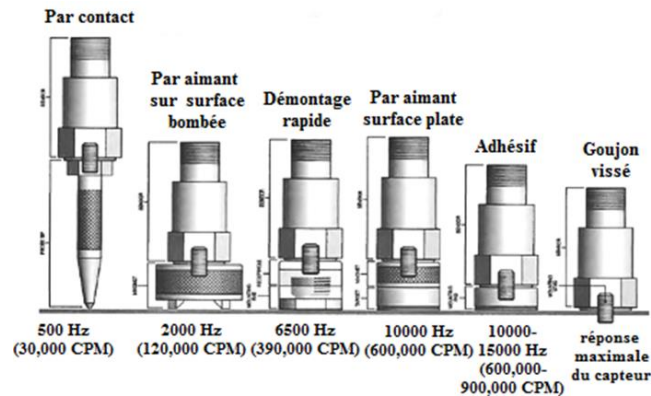


Figure 2.24 : Méthodes de montage des accéléromètres

La figure 2.25 compare les performances à haute fréquence typiques de ces méthodes en raison de la masse supplémentaire et de la rigidité de montage réduite.

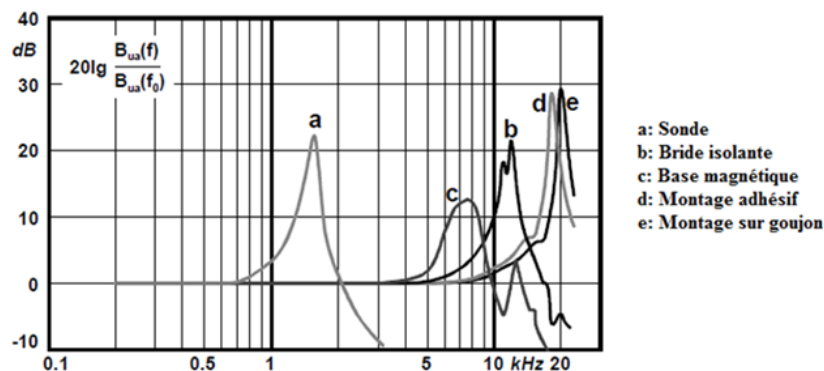


Figure 2.25 : Fréquences de résonance des différentes méthodes de montage [109].

2.3 Procédures de surveillance et diagnostique par analyse vibratoire

La stratégie de surveillance typique des turbomachines consiste à mesurer l'amplitude globale des vibrations, à analyser la tendance et à effectuer un diagnostic lorsqu'une valeur d'alarme est atteinte [12].

La figure 2.26 montre de manière simplifiée l'analyse vibratoire basée sur des mesures prises lors de la surveillance d'une machine tournante. Il existe généralement deux activités principales :

- Lors de l'installation du capteur, le processus de surveillance facilitera son utilisation pour observer l'indicateur de santé (HI) extrait du signal. Généralement, les HI utilisés sont simples et servent principalement à la détection. Par exemple, ils peuvent indiquer quand l'indicateur dépasse un seuil spécifique, signalant ainsi l'état anormal d'une machine. Ces seuils sont généralement établis par des approches empiriques ou statistiques en matière de traitement du signal. De nombreuses techniques de traitement du signal sont mieux adaptées à la tâche de « détection ».
- Le diagnostic : L'utilisation de méthodologies mathématiques complexes est utilisée. Suite à une progression atypique des vibrations détectées pendant le processus de surveillance, cela facilite l'identification du composant défectueux de la machine. La procédure de diagnostic est lancée uniquement lorsque les activités de surveillance ont permis d'identifier une irrégularité ou une évolution préoccupante du schéma vibratoire. La maîtrise de principes mécaniques robustes et une expertise accrue en matière de traitement du signal sont essentielles pour cette tâche [110].

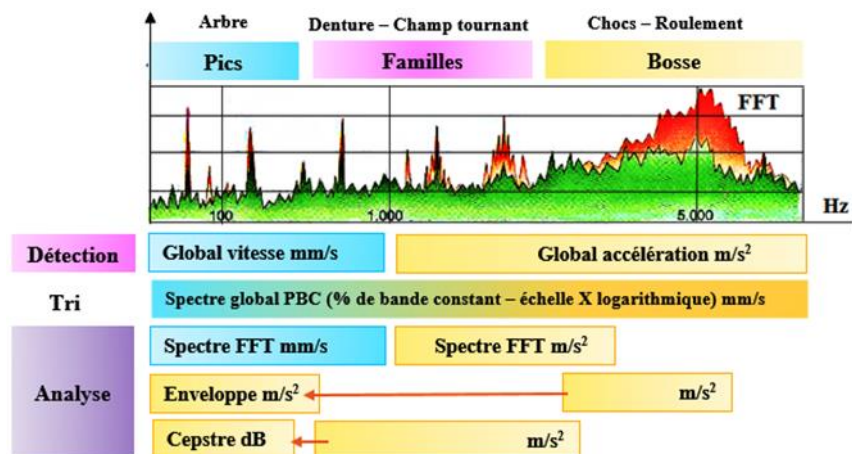


Figure 2.26 : Processus de surveillance et de diagnostic [111].

L'analyse des vibrations peut être combinée avec d'autres méthodes de maintenance prédictive (analyse d'huile, thermographie infrarouge, etc). D'autre part, les opérations d'entretien préconisées par le constructeur de la machine ne sont pas remises en cause.

2.4 Techniques de diagnostic vibratoire des turbines à gas

Les analyses dans le domaines temporel, fréquentiel et combinée sont les trois catégories fondamentales de techniques de traitement du signal utilisées dans la surveillance de l'état des machines tournantes [12].

2.4.1 Analyse temporel (Mesure vibratoire en niveau global)

L'analyse globale des vibrations consiste à convertir un signal temporel en une seule valeur numérique, connue sous le nom d'indicateurs d'état de surveillance HI. On peut alors

comparer cette valeur de HI avec les valeurs fournies par les normes internationales de vibration [112], ou encore prendre la valeur de référence pour la machine lors de sa première mise en service (état de santé). L'utilisateur s'appuie sur les valeurs des HI pour connaître l'état de fonctionnement de la machine. S'il y a des vibrations anormales dans la machine, la valeur HI change (soit augmenté soit diminué), et donc la possibilité d'une détérioration ou d'un dysfonctionnement est possible. Si les vibrations d'une machine sont mesurées à un intervalle régulier, au même endroit et avec la même méthode de mesure, on peut alors analyser l'évolution de ces indicateurs HI, observer la dégradation globale des conditions de fonctionnement et prédire les pannes. Des stratégies de maintenance conditionnelle (CBM) et prédictive (PdM) sont développées sur la contribution efficace de cette technique. L'impossibilité de déterminer la cause directe de l'augmentation des vibrations dans la machine est l'un des inconvénients de cette technique. Pour déterminer les causes des vibrations, il est nécessaire d'effectuer une analyse dans le domaine fréquentiel.

Le signal de vibration acquis par la machine à l'aide de transducteurs se situe essentiellement dans le domaine temporel. Autrement, les HI peuvent être extraits à l'aide de n'importe quel type de traitement de signal, y compris le domaine temporel et le domaine fréquentiel [113].

Les fonctionnalités statistiques incluent les mesures de base de la moyenne, de l'écart type et de la moyenne quadratique (RMS). De plus, l'ensemble de fonctionnalités comprend le facteur de forme et les statistiques d'aplatissement et d'asymétrie d'ordre supérieur.

Pour avoir des informations utiles pour effectuer le diagnostic, diverses opérations statistiques peuvent être réalisées [74].

Parmi les indicateurs utilisés dans la surveillance des machines tournantes, on cite les suivants :

- Valeur efficace (Veff ou RMS)

L'amplitude moyenne des vibrations en fonction du temps est essentiellement mesurée par RMS. Le composant endommagé étant susceptible de créer une énergie vibratoire élevée et donc un RMS plus élevé, ce paramètre tend à offrir une mesure efficace de l'énergie du signal vibratoire [114]. Sa valeur est calculée grâce à l'équation (2.19).

Bien qu'il ait des inconvénients, cet indicateur scalaire large bande est très utilisé.

Lorsque la valeur efficace est utilisée comme indicateur pour surveiller l'état de fonctionnement de la machine et de détecter la dégradation de son comportement vibratoire, elle peut s'avérer inefficace dans cette tâche en raison de l'effet de masque, qui est l'un des principaux inconvénients de cet indicateur. De plus, leurs valeurs peuvent donner une alerte

tardive pour détecter certains défauts, ce qui constitue un inconvénient majeur dans le cadre de la maintenance conditionnelle (CBM).

$$x_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_i]^2} \quad (2.19)$$

Avec :

x: Signal temporel ;

N : Nombre d'échantillons ;

De manière générale, RMS ne détecte pas tous les défauts, ce qui constitue également un inconvénient majeur de la maintenance prédictive (PdM).

- Valeur moyenne (Mean value)

La valeur moyenne d'un signal périodique est la moyenne des valeurs instantanées mesurées sur une période T. la valeur moyenne est donnée par la formule suivante :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.20)$$

Cette moyenne est calculée sur une durée de N échantillons. Les valeurs moyennes peuvent être positives ou négatives.

- Valeur de crête (Peak value)

C'est la valeur absolue maximale du signal. La valeur moyenne est donnée par la formule suivante :

$$x_p = \max|x_i| \quad (2.21)$$

Cet indicateur permet de calculer de nombreux autres indicateurs.

La figure 2.27 montre la différence entre les valeurs des indicateurs indiqués précédemment (RMS, Valeur moyenne et Valeur de crête) pour deux signaux vibratoires réels, le premier sans défaut, et le second avec défaut, tels qu'ils ont été acquis à partir d'une turbine à gaz.

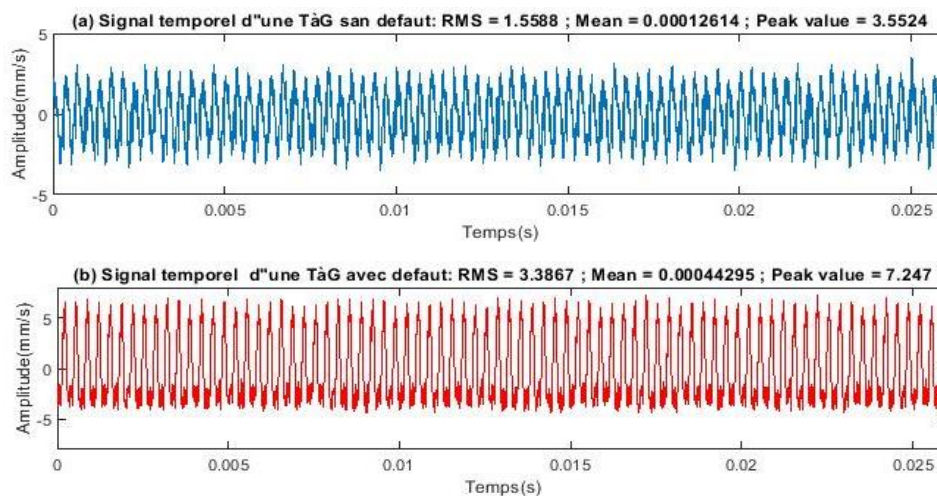


Figure 2.27 : Évolution des valeurs de RMS, Valeur moyenne et Valeur de crête avec l'apparition d'un défaut sur une turbine à gaz

On remarque que l'amplitude du signal de vibration pour l'état sain (Figure 2.27.a) est inférieure à l'amplitude du signal défectueux (Figure 2.27.b). Il en va de même pour les indicateurs calculés (RMS, Valeur moyenne et Valeur de crête). On peut dire qu'il existe une relation proportionnelle entre ces indicateurs et l'amplitude des signaux, plus la gravité du défaut est grande, plus la valeur de ces indicateurs augmente.

- Facteur de forme (Shape Factor)

Le facteur de forme d'un signal $x(t)$ est défini par le rapport de la valeur efficace sur la valeur moyenne du signal (il est donc sans unité). Sa valeur est calculée grâce à l'équation suivante :

$$X_{sf} = \frac{x_{rms}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (2.22)$$

- Kurtosis

Le quatrième moment, normalisé par rapport à la quatrième puissance de l'écart type, est très utile dans le diagnostic des défauts et le suivi vibratoire. Cette quantité est appelée kurtosis qui est une mesure de compromis entre les moments inférieurs intenses et d'autres moments supérieurs sensibles. Il a été signalé que le kurtosis est un bon critère pour distinguer entre les roulements endommagés et les roulements sains. Le kurtosis d'un roulement sain de distribution gaussienne aura une valeur d'environ 3 (Figure 2.28.a). Simultanément, cette valeur augmente lorsque l'état du roulement commence à se détériorer (Figure 2.28.b). L'un des avantages de cette méthode est que l'historique temporel du signal vibratoire n'est pas nécessaire. Le kurtosis est sensible aux charges et aux vitesses. il est donné par la formule suivante :

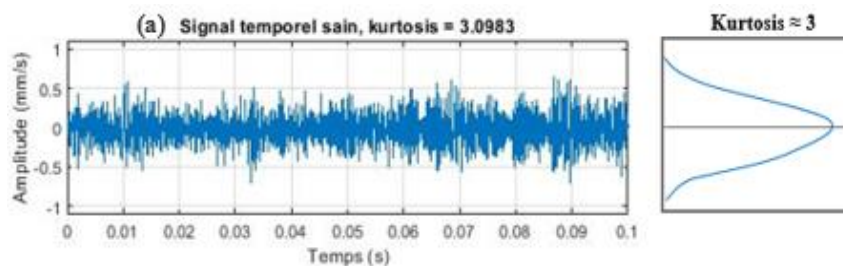
$$X_{kur} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (2.23)$$

Avec :

x : Signal temporel,

\bar{x} : Valeur moyenne des amplitudes,

N : Nombre d'échantillons prélevés dans le signal.



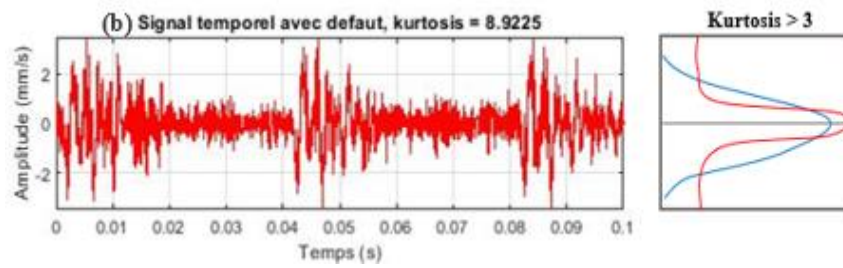


Figure 2.28 : Évolution du Kurtosis avec l'apparition d'un défaut sur un roulement

- Asymétrie (Skewness)

L'asymétrie mesure la répartition asymétrique d'un signal par rapport à la valeur moyenne. L'équation (2.24) donne l'asymétrie d'un signal $x(t)$. Les défauts peuvent avoir un impact sur la symétrie de la distribution et donc augmenter le niveau d'asymétrie. Il est donné par :

$$x_{skew} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^{3/2}} \quad (2.24)$$

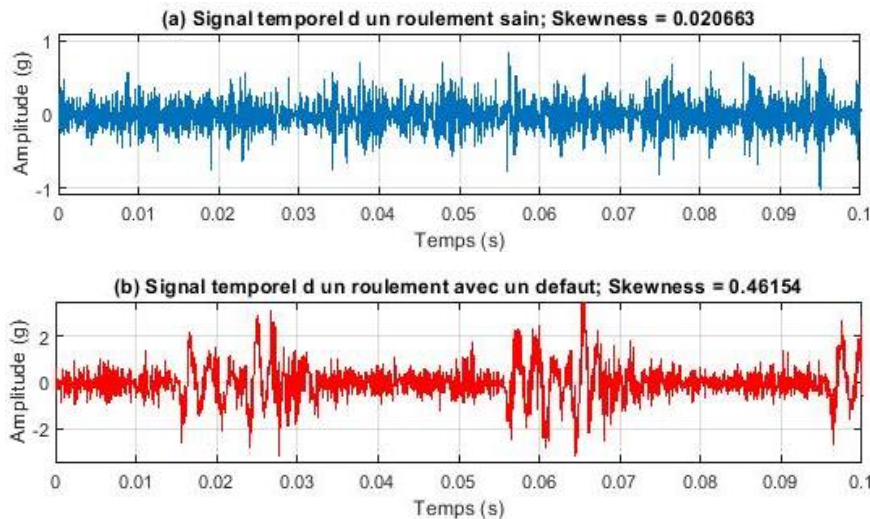


Figure 2.29 : Évolution de l'indicateur Skewness avec l'apparition d'un défaut sur un roulement

On peut voir que l'indicateur Skewness du signal de vibration sain (Figure 2.29.a) est inférieure à la valeur du signal défectueux (Figure 2.29.b). On peut dire que plus le défaut est grave, plus la valeur de cet indicateur est élevée.

- Facteur d'impulsion (Impulse Factor)

Le facteur d'impulsion est égal à la valeur crête divisée par la moyenne de l'amplitude absolue. IL est calculée grâce à l'équation suivante :

$$x_{IF} = \frac{x_p}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (2.25)$$

- Facteur de crête (Crest Factor)

Par comparaison à la valeur efficace, certains indicateurs HI tels que le facteur de crête (FC) sont les plus appropriés pour représenter les signaux causés par des forces impulsives (comme l'écaillage d'un roulement (figure 2.30)). Cet indicateur est mesuré à partir de la

valeur de crête du signal temporel. il est défini comme le rapport de la valeur de crête à la valeur efficace, et est donné par la relation suivante :

$$x_{cr} = \frac{x_p}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}} \quad (2.26)$$

Le principal inconvénient de cet indicateur est que dans deux conditions limites (l'état neuf et celle de fin de vie pour un roulement) il montre quasiment la même valeur. Seul son développement est significatif comme le montre les figures 2.30 et 2.31.

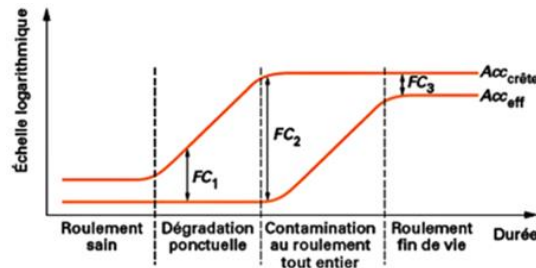


Figure 2.30 : Évolution du facteur de crête (FC) d'un roulement

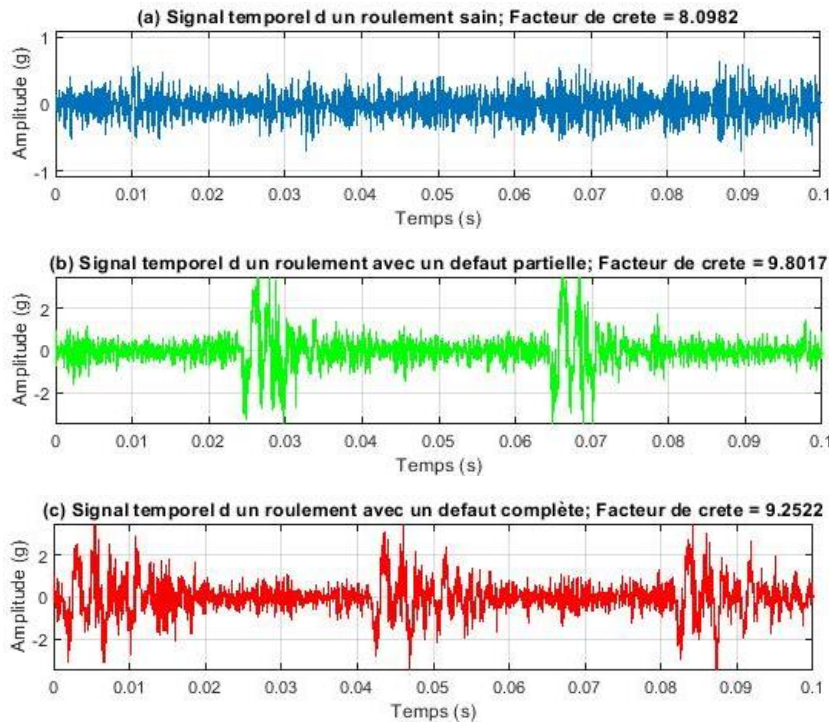


Figure 2.31 : Évolution de facteur de crête aux différents stades de dégradation d'un roulement

Le facteur de crête d'un signal fournit des informations importantes sur sa plage dynamique. Un signal avec un facteur de crête élevé présente une grande différence entre ses valeurs de crête et RMS et est considéré comme ayant une plage dynamique élevée. D'un autre côté, un signal avec un faible facteur de crête présente une différence plus petite entre ses valeurs de crête et RMS et est considéré comme ayant une faible plage dynamique.

- Facteur de clairance (Clearance Factor)

Pour les machines tournantes, cette caractéristique est maximale pour les roulements sains et diminue respectivement pour un certain défaut dans la bille, la bague extérieure et la bague intérieure.

$$x_{cl} = \frac{x_p}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|}\right)^2} \tag{2.27}$$

- Écart type (Std : Standard deviation)

C'est la puissance moyenne des écarts aléatoires du signal exprimée en amplitude. Il est calculé à partir de l'équation suivante :

$$x_{Std} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})\right)^{1/2} \tag{2.28}$$

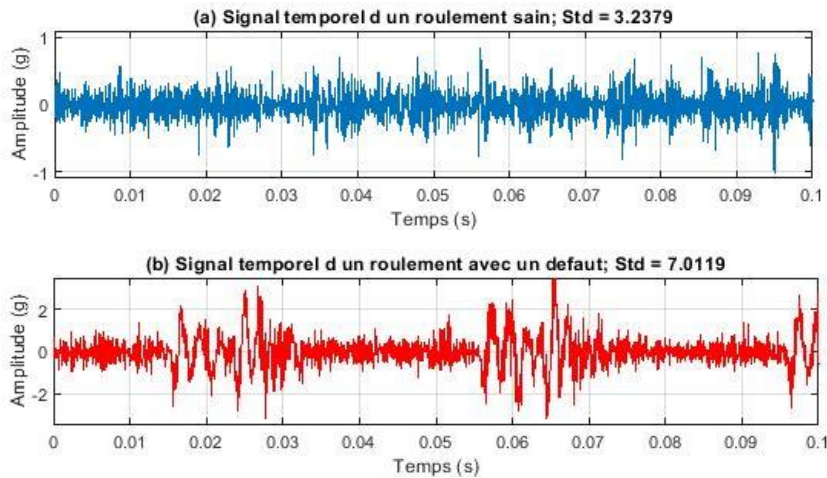


Figure 2.32 : Évolution de Std avec l'apparition d'un défaut sur un roulement

On peut voir que l'indicateur Std du signal de vibration sain (Figure 2.32.a) est inférieure à la valeur du signal défectueux (Figure 2.32.b). On peut dire que plus le défaut est grave, plus la valeur de Std est augment.

- Facteur K

Le facteur k est le produit de la valeur efficace et de la valeur de crête. Il est donné par la relation suivante :

$$\text{facteur K} = \text{valeur crête} \cdot \text{valeur efficace} = \sup|s(t)| \cdot \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [s(t)]^2} \tag{2.29}$$

Pour faire une analyse des roulements le facteur K est plus fiable. Sa valeur est liée à l'état des roulements (figure 2.33).

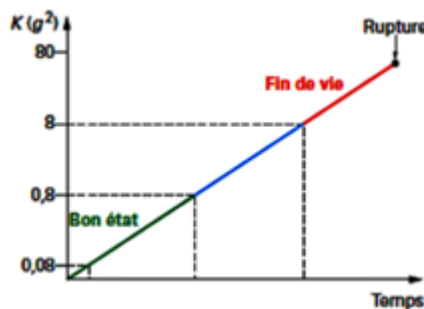


Figure 2.33 : Variation du facteur K en fonction du temps [110].

On peut dire que plus la gravité du défaut augmente, plus la valeur de l'indice k augmente. Ses valeurs peuvent également être limitées comme suit :

- Si $K < 0.8$ le roulement est en bon état ;
- Si $K > 8$ le roulement est dégradé.

Le facteur K d'un roulement sain aura une valeur inférieure à 0.8 (Figure 2.34.a). Simultanément, cette valeur augmente lorsque l'état du roulement commence à se détériorer (Figure 2.34.b).

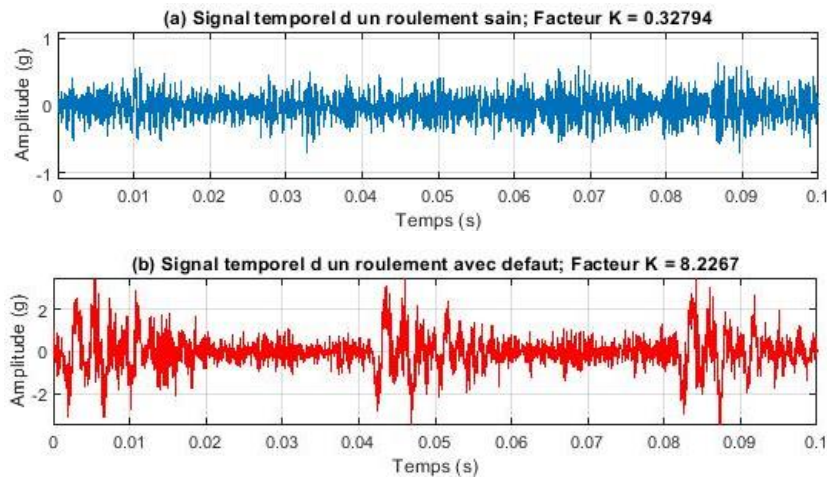


Figure 2.34 : Évolution du facteur K avec l'apparition d'un défaut sur un roulement

Généralement, il existe de nombreux indicateurs qui ne sont pas mentionnés dans cette section, qui peuvent extraire des caractéristiques efficaces dans le cadre de la surveillance de l'état de fonctionnement des machines tournantes.

En pratique, la sélection des indicateurs de surveillance HI efficaces dépend de l'exploration des données mesurées et de l'expérimentation de différents indicateurs pour trouver ceux qui conviennent le mieux à une machine, aux données et aux conditions de fonctionnement.

2.4.2 Analyse fréquentiel

L'analyse dans le domaine temporel fournit une représentation physique de la fréquence de vibration d'origine, mais il est difficile de l'analyser en pratique si le signal de vibration est complexe. Pour faciliter l'analyse, les données du domaine fréquentiel sont utilisées car elles fournissent des informations plus détaillées pour identifier les dommages [115].

Les vibrations présentent certaines caractéristiques qui permettent d'identifier la détérioration des composants des turbomachines [12]. Toutes les vibrations complexes qui se produisent peuvent être divisées en ondes plus simples. Ces ondes plus simples ont des amplitudes et des fréquences différentes, puis à partir d'amplitudes et de fréquences

différentes, un ensemble d'ondes avec un domaine fréquentiel se forme, ce qui est appelée transformée de Fourier [115].

La transformée de Fourier permet de convertir les signaux vibratoires du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cet outil mathématique convertit les signaux vibratoires complexes d'une machine en composants sinusoïdaux élémentaires faciles à lire et à représenter sur un spectre.

La transformée de Fourier est donnée par la relation suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.30)$$

Avec :

$X(f)$: Transformée de Fourier,

t : Temps,

f : Fréquence.

D'autre part, la transformée de Fourier rapide FFT (Fast Fourier Transform) développée par John Tukey et James Cooley, exige seulement un temps minime de calcul pour appliquer la transformée de Fourier Discrète [116].

Pratiquement, on emploie la transformée de Fourier discrète rapide (2.31) pour un signal numérisé.

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(nt_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (2.31)$$

Avec :

$X(k\Delta f)$: Transformée de Fourier discrète rapide ;

t_e : Période d'échantillonnage ;

n : Numéro de l'échantillon ;

k : Numéro des lignes fréquentielles ;

Δf : Intervalle entre deux raies fréquentielles

N : Nombre d'échantillons prélevés.

2.4.2.1 Caractéristiques des mesures spectrales

En utilisant des bandes étroites particulières pour suivre les tendances de vibrations, on peut identifier une évolution d'un défaut en observant un changement par rapport à l'état de référence.

Le type de défaut ainsi que sa gravité doivent être confirmés par l'analyse spectrale. Ainsi, le spectre doit être configuré de manière à déterminer tous les défauts potentiels de la machine. Ainsi, le type de machine analysée détermine la configuration à utiliser.

Les caractéristiques clés d'un spectre qui ne pourront plus être modifiées suite à la prise de mesure sont les suivantes :

- la plage de fréquence,
- la résolution du spectre (la précision de la mesure).

L'unité du spectre, l'accélération, la vitesse ou le déplacement peuvent généralement être modifiés par le logiciel d'analyse. Malgré son importance dans l'analyse, cette unité n'est pas critique lors de la prise de mesure.

a) Plage de fréquence

Les défauts potentiels sur la machine surveillée doivent être identifiés à l'aide de la fréquence maximum du spectre, bien que ces défauts ne se manifestent pas tous dans la même plage de fréquence :

- Alignement, jeu, Balourd: vitesse de rotation et multiples (2x, 3x, ...),
- Roulements : en haute fréquence, puis progressivement en moyenne et basse fréquence,
- Denture : fréquence d'engrènement et multiples ...

Pour le suivi des roulements :

- Fmax = 60 ordres : Il appartient à la gamme des basses et moyennes fréquences et convient aux roulements de moyennes et petites dimensions qui tournent à des vitesses supérieures à 1 000 tr/min.
- Fmax = 100 ordres : Cette gamme est adaptée aux roulements de grandes dimensions qui tourne à des vitesses inférieures à 1000 tr/min.

b) Résolution

La précision de la mesure est décrite par la résolution. Si l'on doit monter la différence entre deux points de vue très proches, comme dans ce cas, une grande précision est requise, comme dans le cas de :

- Bandes latérales autour d'un pic principal,
- Harmonique : la vitesse de rotation ou multiple asynchrone),

La résolution s'exprime en nombre de raies spectrales, par exemple : 100, 200, 400, 800, 1600, 3200, 6400 raies, etc. La précision de la mesure est donnée par la formule :

$$\text{Précision} = \frac{F_{\max}}{\text{Nombre de ligne}} \quad (2.32)$$

Le tableau suivant indique la précision de mesure en fonction de la vitesse pour les arbres tournants.

Tableau 2.3 : Précision de mesure en fonction de la vitesse

Vitesse < 2000 RPM	1600 lignes
2000 RPM < Vitesse < 4000 RPM	3200 lignes
Vitesse > 4000 RPM	6400 lignes

Pour obtenir des résolutions satisfaisantes, la fonction de zoom est utilisée pour améliorer la résolution d'analyse en concentrant les lignes spectrales dans une plage de fréquences étroite autour d'une fréquence centrale définie. Si le nombre de lignes fréquentielles analysées est N_f et que B représente la largeur de la plage d'analyse $[0 - f_{max}]$, la résolution d'analyse Δf est définie comme B/N_f . Cependant, cette résolution peut s'avérer insuffisante pour distinguer deux composantes de fréquences proches dans un spectre [117]. La relation est exprimée de la manière suivante :

$$\Delta f_1 = \frac{B}{p \cdot N_f} \quad (2.33)$$

p : facteur de zoom ; sa valeur varie souvent de 2 à 512 selon le type d'appareils de mesure.

Le zoom graphique (loupe) contribue à améliorer la lisibilité des spectres sans modifier leur qualité et leur précision. Le zoom FFT, également connu sous le nom de "vrai zoom", permet d'augmenter la résolution d'analyse en concentrant les lignes spectrales dans une bande de fréquences restreinte autour d'une fréquence centrale [98].

Les signaux vibratoires acquis par les machines à des fins de diagnostic peuvent être soit déterministes, soit aléatoires. Les signaux déterministes peuvent en outre être classés comme périodiques et non périodiques, tandis que les signaux aléatoires peuvent être classés comme stationnaires et non stationnaires [74].

Des informations utiles peuvent être extraites de ces signaux par des techniques de traitement du signal appropriées, comme expliqué plus loin.

L'équation (2.34) modélise un signal temporel périodique (stationnaire) bruité $S_1(t)$ égal à la somme de trois sinusoïdes de fréquences $f_1=50,17\text{Hz}$, $f_2=100\text{Hz}$, $f_3=150,6\text{Hz}$ et d'amplitudes respectives $A_1=0.5$, $A_2= 1$, $A_3=1.5$ avec un nombre d'échantillon $N=1000\text{Pts}$ et de fréquence $f_e=1000\text{Hz}$ comme fréquence d'échantillonnage. Pour modéliser un signal vibratoire de machines tournantes proche de la réalité, on ajoute un signal aléatoire de bruit $b(t)$.

$$S_1(t) = 0.5 \sin(2. \pi. 50,17 . t) + 1 \sin\left(2. \pi .100. t + \left(\frac{\pi}{2}\right)\right) + 1.5 \sin (2. \pi .150,6 . t) + b(t) \quad (2.34)$$

La figure 2.35 montre le signal temporel simulé $S1(t)$ et son spectre de fréquence.

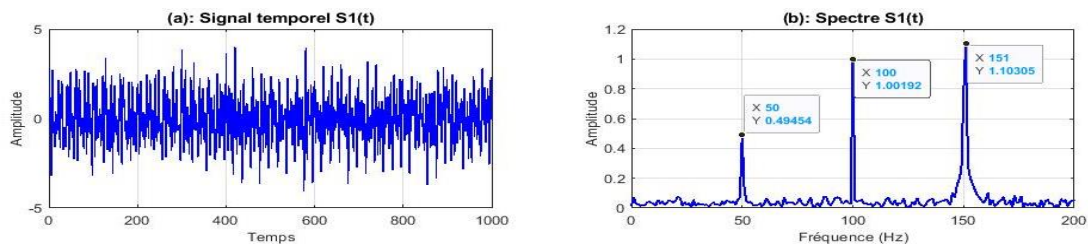


Figure 2.35 : Simulation d'un signal vibratoire $S1(t)$ périodique-stationnaire

Les sinusoïdes sont représentées sur le spectre FFT de $S1(t)$ (Figure 2.35.b) par des raies ou pics d'amplitudes aux fréquences correspondantes à chaque sinusoïde.

À un moment donné et au fil du temps (au début du fonctionnement de la machine), l'amplitude du signal vibratoire ainsi que son contenu fréquentiel évoluent. Pour représenter cette évolution, le signal non stationnaire $S2(t)$ est modélisé et son spectre est extrait, comme le montre la figure suivante (Figure 2.36).

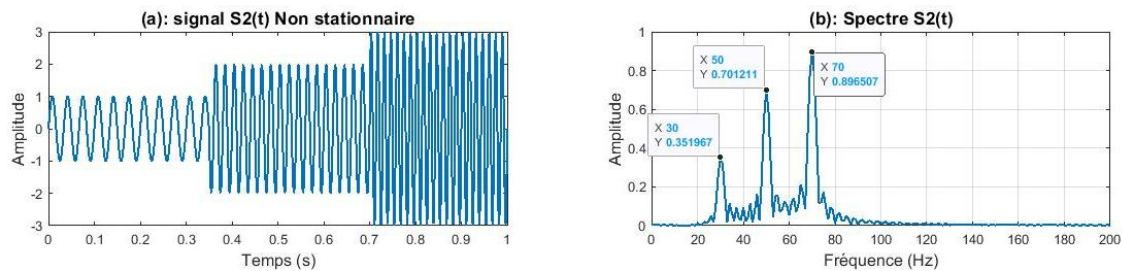
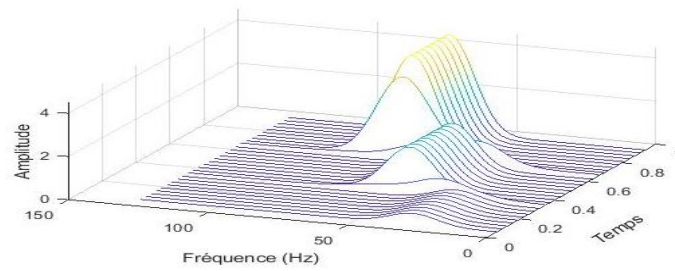


Figure 2.36 : Simulation d'un signal vibratoire $S2(t)$ non-stationnaire

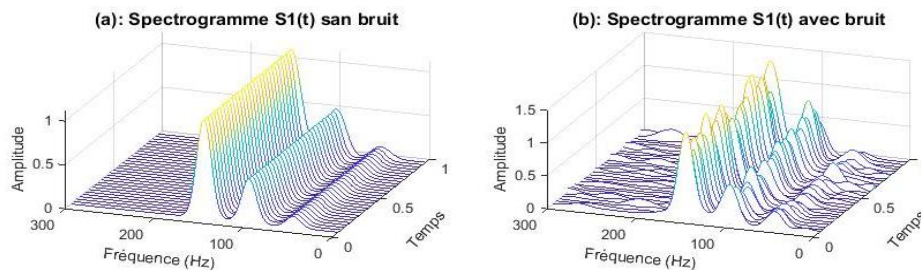
La figure 2.36 montre trois fréquences du signal $S2(t)$ avec des amplitudes différentes, où chaque fréquence occupe une période de temps spécifique. Par exemple, on remarque que la fréquence 50 Hz commence à apparaître à partir de l'instant 0,35s et disparaît lorsque l'instant 0,7s est atteint. En revanche, le spectre du signal $S2(t)$ (Figure 2.36.b) montre les trois pics avec des amplitudes différentes, mais sans révéler le changement temporel survenu. La représentation fréquentielle (ou spectrale) permet de visualiser les compositions fréquentielles des signaux mais également l'intensité de chaque fréquence mais il y'a des difficultés pour obtenir des informations temporelles à partir de la FFT. Pour résoudre ce problème, des spectrogrammes sont utilisés pour obtenir la troisième dimension du temps.

La figure 2.37 montre le spectrogramme du signal $S2(t)$, où l'on peut observer les trois fréquences qui changent avec le temps.

Figure 2.37 : Spectrogramme de signal $S_2(t)$ non-stationnaire

Un spectrogramme est une représentation qui permet de visualiser les changements en fonction du temps des principales composantes fréquentielles des signaux.

Il est aussi possible de constater l'évolution de l'énergie spectrale en fonction du temps, ce qui est montré sur la figure 2.38, qui représente le spectrogramme du signal $S_1(t)$ avant et après qu'on ajoute le signal aléatoire (bruit) $b(t)$.

Figure 2.38 : Spectrogramme $S_1(t)$ avec et sans bruit

Le spectrogramme est une technique intelligente pour obtenir des informations en fonction du temps.

c) Fenêtrage

Bien que l'exécution d'une FFT sur un signal puisse fournir d'excellentes informations, cette méthode a ses limites et on doit savoir comment améliorer la clarté du signal à l'aide du fenêtrage.

Lorsqu'on utilise la FFT pour mesurer la composante fréquentielle d'un signal, on se base sur l'analyse d'un ensemble fini de données. La transformée FFT réelle suppose qu'on a un ensemble de données fini.

Le concept de fenêtrage du signal a été développé pour minimiser l'influence néfaste des fuites spectrales, provoquées par une correspondance imparfaite de phase de composants individuels au début et à la fin d'un signal en cours de traitement. En plus de provoquer des erreurs de précision d'amplitude, la fuite spectrale peut masquer les pics de fréquence adjacents. La fuite spectrale est le résultat d'une hypothèse dans l'algorithme FFT que l'enregistrement de temps est exactement répété tout au long du temps et que les signaux contenus dans un enregistrement de temps sont donc périodiques à des intervalles qui correspondent à la longueur de l'enregistrement de temps. Si l'enregistrement temporel

comporte un nombre non intégral de cycles, cette hypothèse est violée et une fuite spectrale se produit. Une autre façon de voir ce cas est que la composante de fréquence de cycle non intégrale du signal ne correspond pas exactement à l'une des lignes de fréquence du spectre. Par conséquent, lorsqu'une fenêtre pratiquement utile est appliquée à un signal, toutes les composantes du signal sont simplement égales à zéro au début et à la fin du signal comme le montre les figures 2.21.b, 2.22.b 2.23.b et la figure 2.24.b. Ainsi, lorsqu'un signal est « répété » lors du calcul de la transformée de Fourier, il n'y a pas de décalage de phase. Cependant, le concept de fenêtrage du signal a été étendu dans une certaine mesure, où de nombreuses fenêtres sont généralement insignifiantes dans les méthodes de traitement du signal [118].

Les figures 2.39, 2.40, 2.41 et la figure 2.42 montrent les effets de quatre fenêtres différentes Hamming, Hanning, Flat Top et Blackman appliquées au signal $S1(t)$. On note que les fenêtres ont un lobe principal autour des fréquences d'intérêt. Ce lobe principal est le domaine fréquentiel caractéristique des fenêtres. Les fenêtres Hanning et Hamming ont le lobe le plus étroit, et les fenêtres Flat Top et Blackman offrent une certaine répartition.

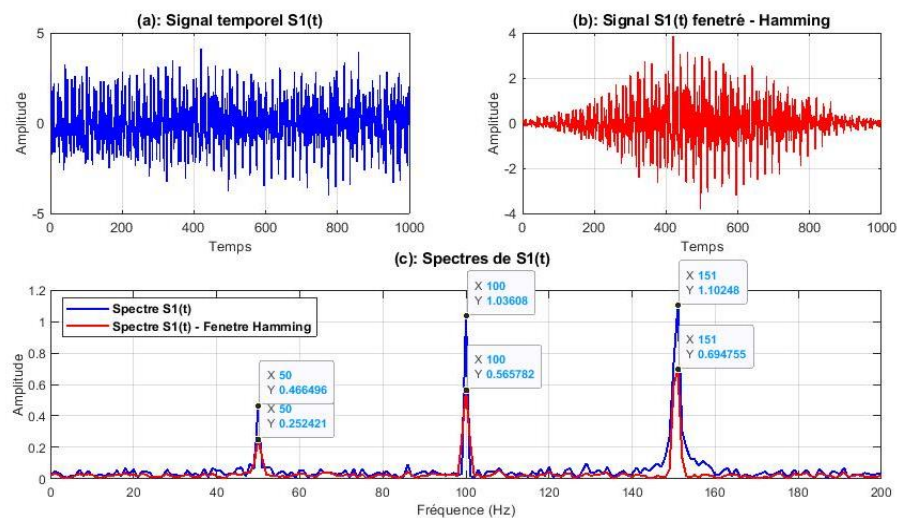


Figure 2.39 : Illustration du signal $S1(t)$ et de son spectre avec et sans fenêtre de Hamming

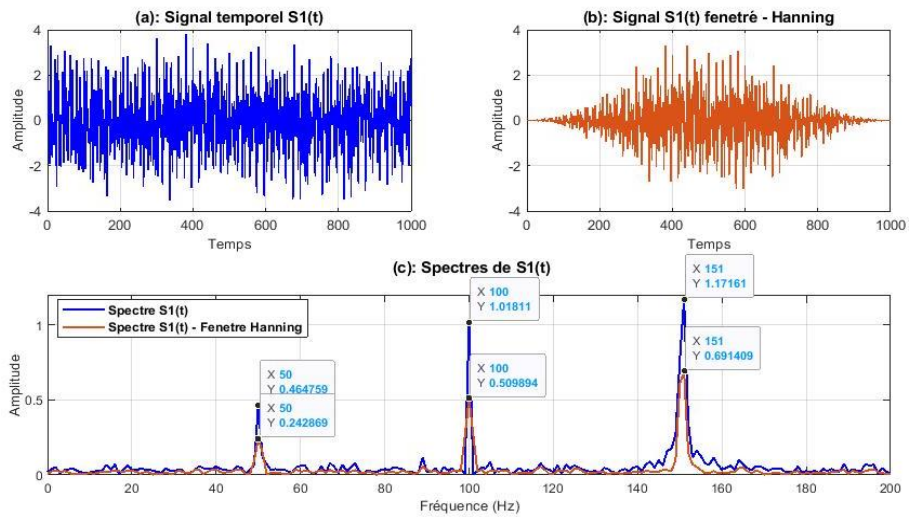


Figure 2.40 : Illustration du signal S1(t) et de son spectre avec et sans fenêtré de Hanning

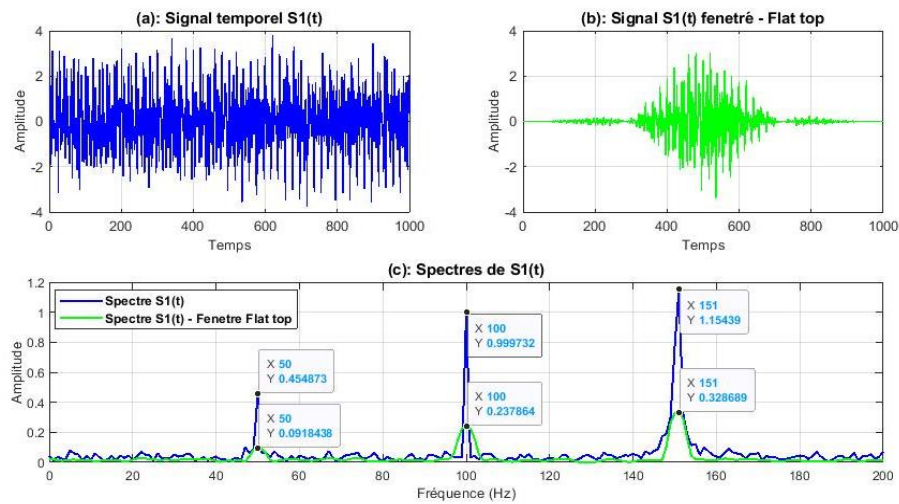


Figure 2.41 : Illustration du signal S1(t) et de son spectre avec et sans fenêtré de Flat top

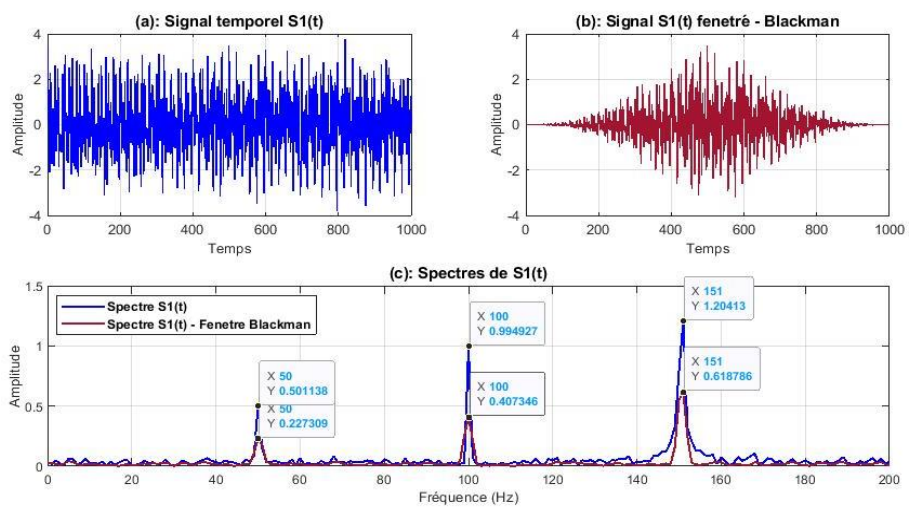


Figure 2.42 : Illustration du signal S1(t) et de son spectre avec et sans fenêtré de Blackman

Dans cet exemple, les amplitudes des composantes basse fréquence et haute fréquence sont réduites d'environ 50 %. Le fenêtrage réduit l'amplitude des discontinuités aux

frontières de chaque séquence finie acquise par le numériseur. Le fenêtrage consiste à multiplier l'enregistrement temporel par une fenêtre de longueur finie dont l'amplitude varie progressivement vers zéro sur les bords. Cela fait que les extrémités de la forme d'onde se rencontrent et, par conséquent, donne une forme d'onde continue sans transitions brusques. Cette technique est également appelée application d'une fenêtre.

Différentes fenêtres sont utilisées pour différentes applications car chaque fenêtre a ses propres caractéristiques [119].

d) Filtrage

On utilise généralement le terme fenêtres dans le domaine temporel, au lieu du terme filtrage, qui est limité au domaine fréquentiel. Le filtrage de fréquence consiste à prendre un ensemble spécifique d'échantillons de signaux et à les interrompre ou simplement à les atténuer complètement ou partiellement [120].

De manière générale, les filtres sont classés en deux grandes familles : analogique et numérique. L'utilisation du filtrage numérique implique de modifier le signal vibratoire afin d'obtenir divers effets. Des microprocesseurs DSP (Digital Signal Processor) dédiés au filtrage numérique sont disponibles, qui sont capables de traiter des signaux numériques en temps réel à une vitesse très élevée (plusieurs millions d'échantillons par seconde). Ils offrent la possibilité d'obtenir des filtrages extrêmement efficaces de manière bien plus aisée que les filtres analogiques, à un coût bien plus bas. De plus, un filtre numérique est caractérisé par un ensemble de coefficients, qu'il est extrêmement simple de modifier afin de modifier le processus de filtrage (comme la fréquence de coupure). Il est impossible d'obtenir une telle souplesse en utilisant un filtre analogique.

Dans cette partie, nous explorons le principe du filtrage numérique à travers le signal temporel précédent $S1(t)$ (équation 2.33), en appliquant certains filtres tels que passe-bande, passe-haut, passe-bas, bande-stop (Coupe-bande). Nous pourrions ainsi étudier expérimentalement la réponse en fréquence pour ce type de filtre, avant son application à des signaux réels.

- Filtre passe-bas

Le filtrage passe-bas dans le domaine fréquentiel permet d'annuler les composantes haute fréquence avec des caractéristiques de filtre parfaites, comme illustré à la figure 2.43. Ce filtre peut supprimer les fréquences supérieures à la fréquence de coupure f_c et conserver uniquement les fréquences inférieures. La figure 2.43.a montre une différence significative entre l'amplitude du signal $S1(t)$ brut (en bleu) et l'amplitude du signal $S1(t)$ filtré (en marron) lorsque le filtre bas est appliqué.

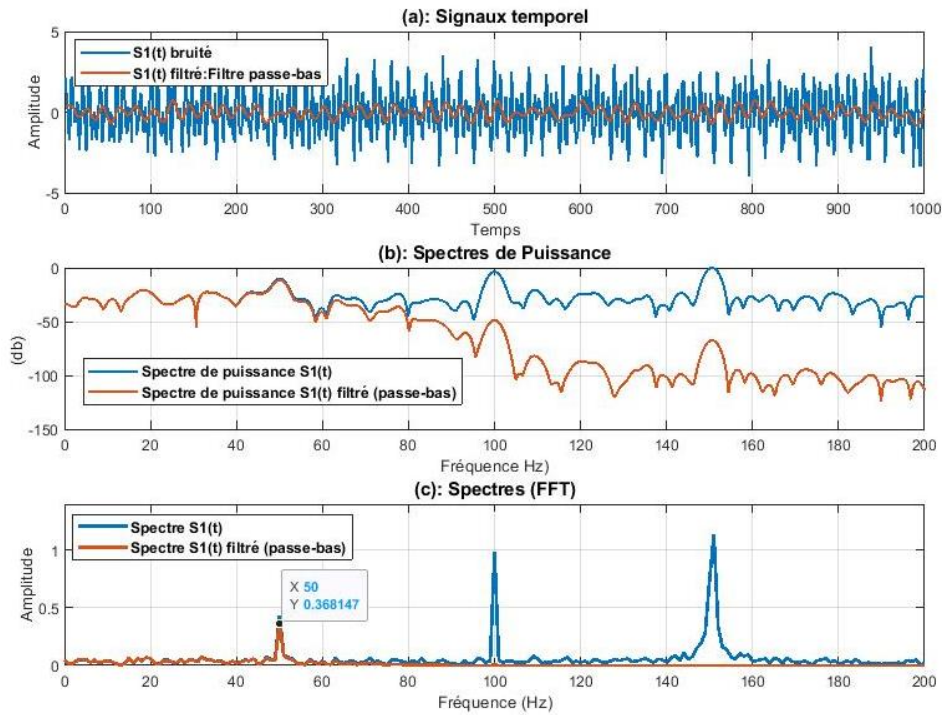


Figure 2.43 : Représentation temporelle et fréquentielle de S1(t) bruité et filtré avec filtre passe-bas
 Les mesures sont toujours collectées dans le domaine temporel, après quoi elles peuvent être converties dans le domaine fréquentiel, ce qui permet une analyse approfondie.

D'autre part, nous avons ploter le spectre de puissance qui permet la représentation des différentes éléments spectrales d'un signal. Par ailleurs, la densité spectrale de puissance (DSP ou PSD) normalise les amplitudes par la résolution en fréquence pour donner aux amplitudes une apparence similaire.

La PSD est un outil fondamental dans l'analyse des signaux vibratoire. Cette technique permet de connaître la répartition de la puissance pour un signal dans le domaine fréquentiel, la PSD montre l'intensité du signal dans différentes parties du spectre de fréquences.

A partir de la FFT, la PSD du signal est donnée par :

$$PSD(f) = \frac{|F(f)|^2}{\Delta f} \tag{2.35}$$

Avec :

PSD(f) : Densité spectrale de puissance à la fréquence f ;

$|F(f)|^2$: Module carré de la transformée de Fourier pour un signal à la fréquence f ;

Δf : Bande passante du signal à la fréquence f ; le pas de fréquence est fini en pratique et est l'inverse de la durée totale mesurée $\Delta f = 1/T$.

Les fonctions de densité spectrale de puissance sont parfois spécifiées en termes de décibels (dB). L'amplitude d'un signal vibratoire peut être mesurée de manière linéaire ou logarithmique. Lors de l'utilisation de l'échelle logarithmique, les valeurs sont représentées sur le graphique depuis les amplitudes de vibration les plus basses jusqu'aux amplitudes les

plus élevées. Cependant, l'échelle linéaire est basée sur la représentation des composantes dominantes du spectre. Il existe plusieurs unités physiques pour représenter l'échelle logarithmique (m/s^2 , mm/s , μm), mais le décibel est souvent utilisé dans l'analyse vibratoire, et sa relation est donnée comme suit :

$$dB = 20 \log \left(\frac{X_{mes}}{X_{réf}} \right) \quad (2.36)$$

Exemple de calcul : $X_{réf} = 1$, $X_{mes} = 100$, donc : $dB = 40$ dB.

Pour un signal (Figure 2.43.b), le spectre de puissance montre la différence entre la puissance spectrale du signal $S1(t)$ avant et après le processus de filtrage. Lorsque le filtre passe-bas est appliqué avec une fréquence de coupure f_c fixée à 80 Hz, une atténuation de l'énergie spectrale peut être observée après cette fréquence. De plus, la figure 2.43.c montre la différence entre le spectre du signal $S1(t)$ bruité et filtré, où il est clairement visible qu'après le processus de filtrage, les fréquences supérieures à 80 Hz disparaissent du spectre filtré du signal $S1(t)$. Ces résultats peuvent également être pelotés sous la forme des spectrogrammes comme illustré sur la figure 2.44.

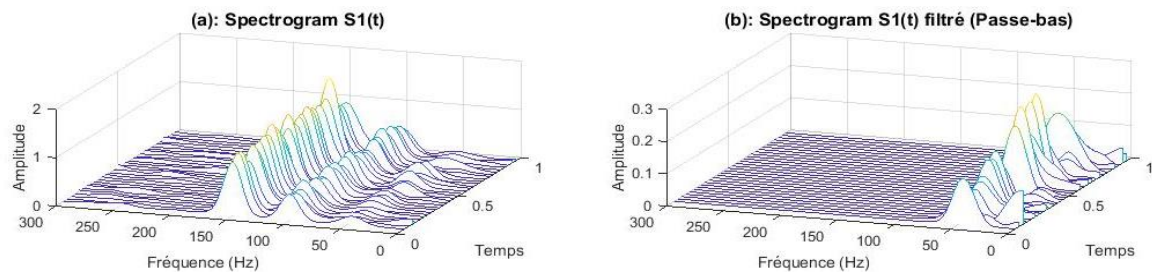


Figure 2.44 : Spectrogramme de $S1(t)$ avant et après le processus de filtrage passe-bas

- Filtre passe-bande

Le filtrage passe-bande dans le domaine fréquentiel permet de sélectionner des composants d'intérêt précis à bande étroite avec des caractéristiques de filtre parfaites, comme illustré à la figure 2.45.

Ce type de filtre ne laisse passer qu'une seule bande de fréquences, confinée entre la fréquence de coupure basse f_{c1} et la fréquence de coupure haute f_{c2} , comme le montre la figure 2.45. Dans l'exemple suivant, le filtre passe-bande est confiné entre deux fréquences de coupure $f_{c1} = 80$ Hz et $f_{c2} = 120$ Hz afin d'isoler la fréquence 100 Hz du signal $S1(t)$. Le résultat de la comparaison dans le spectre de puissance du signal $S1(t)$ (Figure 2.45.b) montre que la puissance du signal est transmise uniquement dans la plage spécifiée.

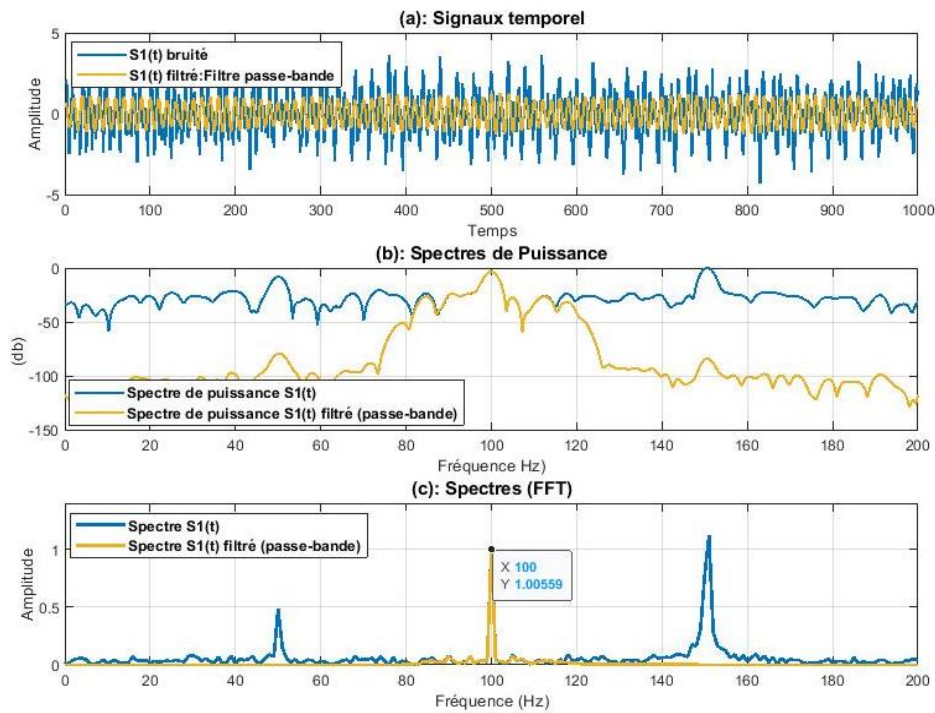


Figure 2.45 : Représentation temporelle et fréquentielle de S1(t) bruité et filtré avec filtre passe-bande

En revanche, le spectre S1(t) filtré (Figure 2.45.c) et le spectrogramme (Figure 2.46) montrent que la fréquence 100 Hz apparaît séparément des autres fréquences.

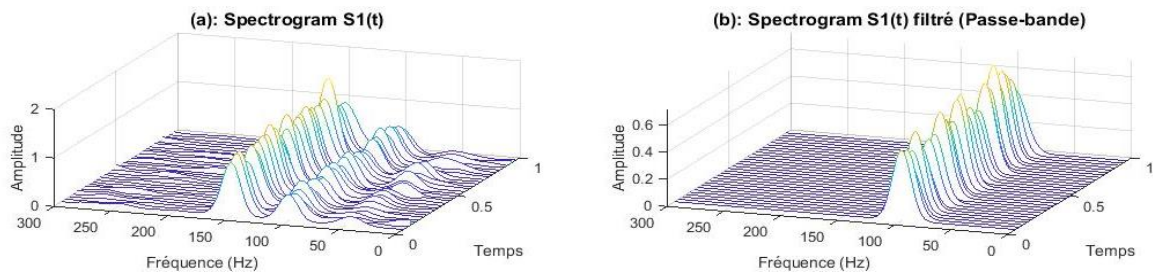


Figure 2.46 : Spectrogramme de S1(t) avant et après le processus de filtrage passe-bande

- Filtre passe-haut

Le filtrage passe-haut dans le domaine fréquentiel permet d'annuler les composantes basse fréquence avec des caractéristiques de filtre parfaites, comme illustré à la figure 2.47.

Un filtre passe-haut atténue les signaux inférieurs à une fréquence de coupure f_c (la bande d'arrêt) et autorise les signaux supérieurs à la fréquence de coupure (la bande passante). Le degré d'atténuation dépend de la conception du filtre.

Sur le tracé du spectre de puissance ci-dessous (Figure 2.47.b), on peut voir que la puissance du signal S1(t) filtré augmente à la fréquence de coupure égale à $f_c=120\text{Hz}$, c'est-à-dire que les fréquences inférieures à 120 Hz sont abandonnées.

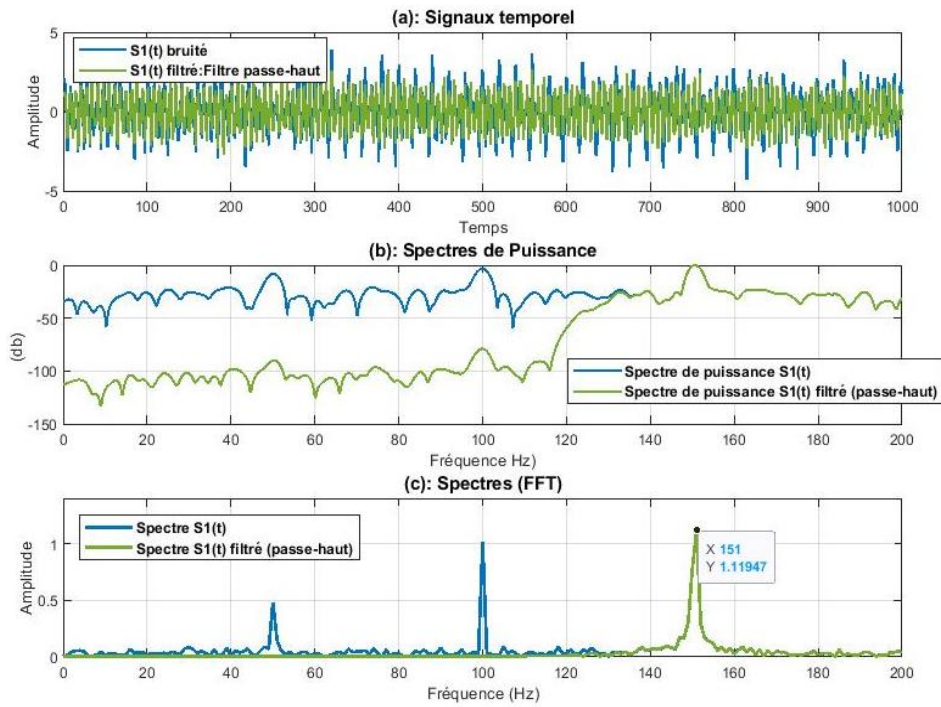


Figure 2.47 : Représentation temporelle et fréquentielle de S1(t) bruité et filtré avec filtre passe-haut

Le spectre du signal S1(t) filtré (Figure 2.47.c) et le spectrogramme (Figure 2.48) montrent l'apparition de la seule fréquence 150Hz tandis que le reste des fréquences inférieures à 120 Hz sont abandonnés.

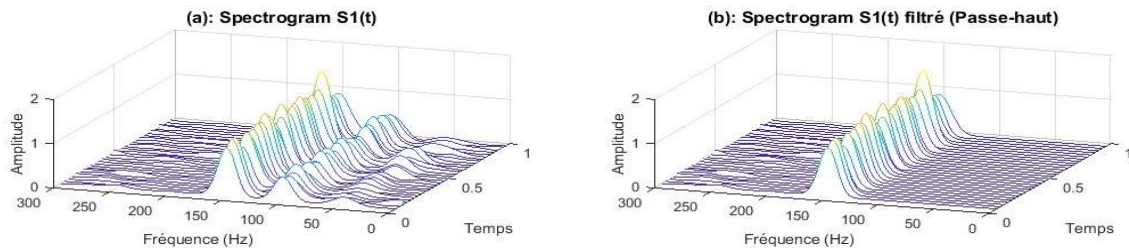


Figure 2.48 : Spectrogramme de S1(t) avant et après le processus de filtrage passe-haut

- Filtre bande-stop (Coupe bande)

Le filtrage coupe-bande en domaine fréquentiel sert à annuler des composants à bande étroite sélectionnés, comme illustré à la figure 2.49. Le nom lui-même montre qu'il arrête ou rejette la gamme particulière de fréquences d'un signal. Ce filtre est conçu avec le filtre passe haut, et le filtre passe bas et qui sont connectés en parallèle pour permettre des composants haute et basse fréquence. Il permet des composantes de fréquence inférieures à la fréquence de coupure (fc_1) et supérieures à la fréquence de coupure (fc_2).

Pour appliquer l'effet de ce filtre au signal S1(t), nous avons supprimé la fréquence moyenne de 100Hz en la confinant entre les fréquences de coupure $fc_1=80\text{Hz}$ et $fc_2=120\text{Hz}$.

Le filtre élimine la plage de fréquence confinée entre les fréquences de coupure, mais laisse passer les fréquences restantes, comme le montrent les figures 2.31.

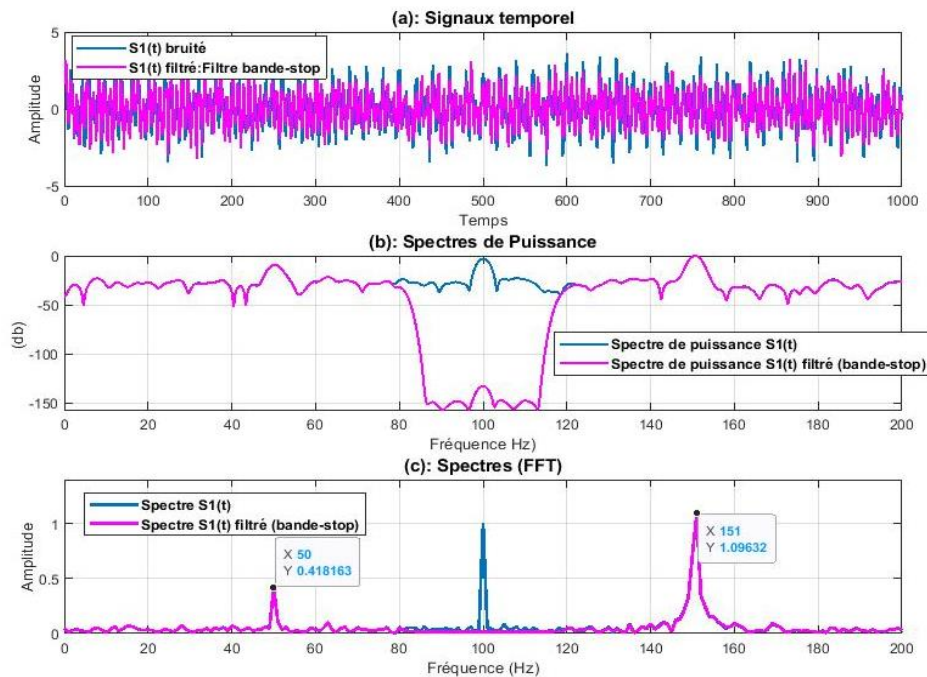


Figure 2.49 : Représentation temporelle et fréquentielle de S1(t) bruité et filtré avec filtre bande-stop

Le spectre du signal filtré S1(t) (Figure 2.49.c) et le spectrogramme (Figure 2.50) montrent en effet que seule la fréquence 100Hz disparaît tandis que le reste des fréquences est dominant.

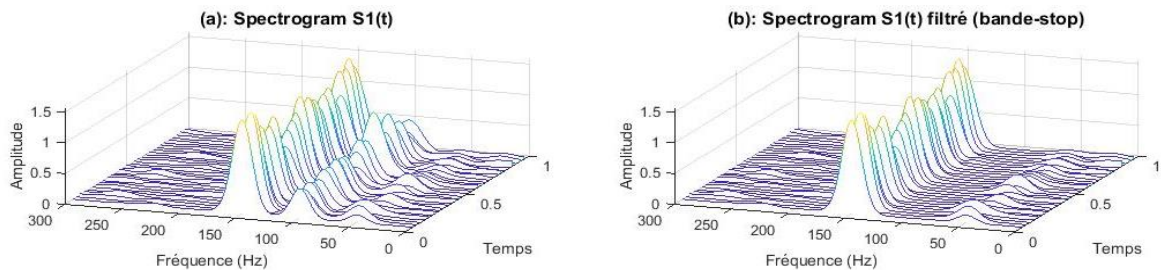


Figure 2.50 : Spectrogramme de S1(t) avant et après le processus de filtrage bande-stop

Les procédés de filtrage de signal visent généralement à éliminer ou atténuer les fréquences parasites indésirables en isolant la ou les bandes de fréquences utiles dans un signal complexe.

Les filtres numériques sont couramment utilisés pour supprimer le contenu spectral indésirable d'un signal. Pour ce faire, on peut choisir parmi une variété de filtres. On choisit un filtre passe-bas lorsque on souhaite supprimer le contenu haute fréquence, ou un filtre passe-haut lorsque on souhaite supprimer le contenu basse fréquence. On peut également choisir un filtre passe-bande pour supprimer le contenu basse et haute fréquence tout en

laissant intacte une bande intermédiaire de fréquences. On choisit un filtre coupe-bande lorsqu'on souhaite supprimer des fréquences sur une bande donnée.

2.4.2.2 Indicateur spectral

Comme nous l'avons vu précédemment, les HI peuvent être extraits dans le domaine temporel, ils peuvent également être extraits dans le domaine fréquentiel. L'analyse spectrale peut générer des caractéristiques de signal utiles pour distinguer les états sains et défectueux. On peut calculer les HI dans le domaine fréquentiel soit à partir de longueurs du signal temporelles brutes (large bande), soit sur une bande étroite dans le domaine fréquentiel (bande-passante) qui sont calculés à partir des amplitudes de composantes de fréquence sélectionnées.

Les signaux à bande étroite sont obtenus en filtrant les signaux avec des filtres passe-bande. Ces filtres sont appliqués dans le domaine temporel, ou dans le domaine fréquentiel.

L'extraction typique d'un signal à bande étroite, est expliquée dans la section suivante. Le signal $S1(t)$ (équation 2.34) a été exploité pour mieux appliquer ces concepts. La figure 2.51 représente le signal temporel $S1(t)$ sur les deux bandes : large-bande (en bleu) et bande-étroite (en rouge). Le signal large bande $S1(t)$ a été filtré en utilisant un filtre passe-bande afin d'isoler la fréquence 50Hz (Considérer comme fréquence central CF du bande-passante), qui était confinée entre la première fréquence de coupure $FC1 = 40\text{Hz}$ et la deuxième fréquence de coupure $FC2 = 60\text{Hz}$.

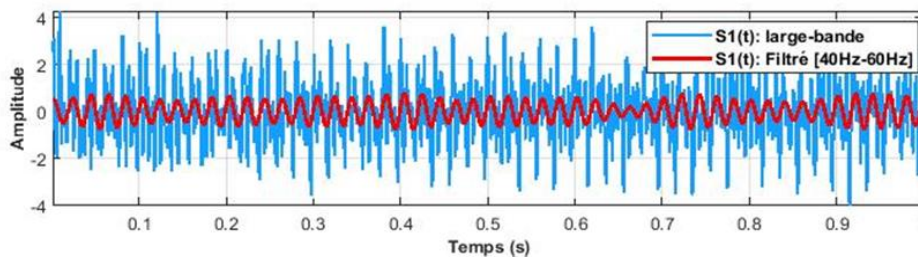


Figure 2.51 : Signaux $S1(t)$ non filtré (large-bande) et filtré (bande-passante)

Les spectres FFT du signal $S1(t)$ à large bande (contenant les trois fréquences $f1 = 50\text{ Hz}$, $f2 = 100\text{Hz}$ et $f3 = 151\text{Hz}$) et à bande étroite (Il contient uniquement la fréquence $f1 = 50\text{Hz}$) sont schématisés dans la figure 2.52.

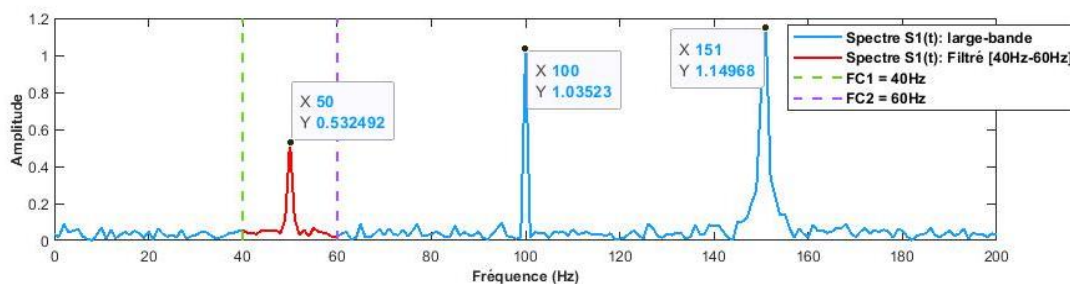


Figure 2.52 : Spectres $S1(t)$ non filtré (large-bande) et filtré [40Hz-60Hz]

Le filtrage dans le domaine fréquentiel permet d'utiliser différentes bandes de fréquences. Comme le montre la figure 2.53, la bande passante a été modifiée afin de cibler les composantes des fréquences $f_1 = 50\text{Hz}$ et $f_2 = 100\text{Hz}$ du signal $s_1(t)$.

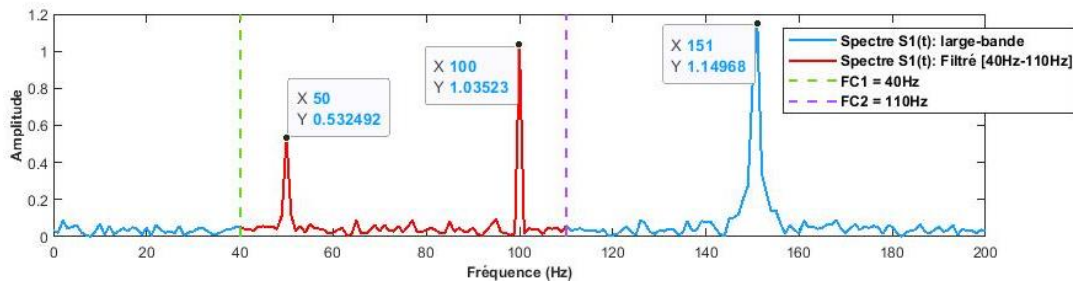


Figure 2.53 : Spectres $S_1(t)$ non filtré (large-bande) et filtré [40Hz-110Hz]

Généralement, les HI à bande étroite dans le domaine fréquentiel sont utilisés pour la surveillance l'état de fonctionnement des machines tournantes. En particulier, lorsque la plage de fréquence (bande-passante) des défaillances est définie avec précision, leur détection devient plus facile.

De nombreuses défaillances peuvent être ciblées, il suffit de connaître la gamme de fréquences dans laquelle elles apparaissent.

Certaines fonctions qu'on peut utiliser pour calculer les HI dans le domaine fréquentiel incluent :

- Pic-Max (Peak-Max)

La valeur maximale des pics de fréquence peut être extraite et utilisée comme indicateur de surveillance. Par exemple : On sait que lorsqu'un défaut de balourd survient dans une machine, la composante $1x\text{RPM}$ augmente, ce qui est considéré comme une signature propre à ce type de défaut (Chapitre 3). En cas de désalignement, la valeur maximale augmente souvent de l'harmonique $2x$. La plage à déterminer est très importante, afin de bien diagnostiquer les défaillances.

- Bande passante de puissance (Bande-Power)

Lorsque l'énergie d'un signal est concentrée sur une période de temps limitée, surtout si son énergie totale est limitée, nous pouvons calculer la densité spectrale de puissance soit sur une large bande, soit dans une bande spécifique (bande-passante) à partir de la relation suivante :

$$P_{[\omega_1, \omega_2]} = \frac{1}{2\pi} \int_{\omega_1}^{\omega_2} [x(\omega) + x(-\omega)] d\omega \quad (2.37)$$

On peut également déterminer la puissance moyenne en intégrant l'estimation de la densité spectrale de la puissance (PSD) du signal $S_1(t)$ sur une bande de fréquences spécifique (figure 2.54).

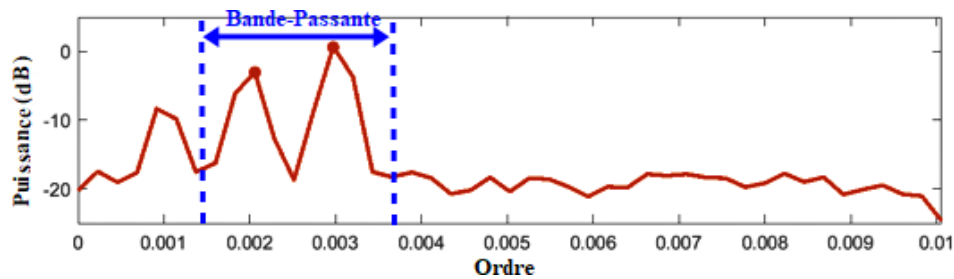


Figure 2.54 : Spectre d'ordre du signal S1(t)

La figure 2.54 montre le spectre d'ordre du signal S1(t), où l'axe des fréquences a été remplacé par l'axe des ordres.

Le suivi d'ordre est une ensemble d'outils de traitement du signal des machines tournantes qui permet la transformation d'un signal mesuré du domaine temporel au domaine angulaire (ou d'ordre). Dans certaines situations, la FFT d'un signal de domaine angulaire, dont la contrepartie fréquentielle est appelée « ordre », est obtenue directement par le suivi d'ordre. Chaque ordre représente une fraction de la vitesse angulaire (RPM) de l'arbre. Par rapport à la FFT normale, le spectre d'ordre est basé sur les ordres plutôt que sur la fréquence. Avec cette méthode, vous pouvez séparer les composantes de fréquence liées au régime moteur et celles liées à la structure [121].

Les valeurs de HI dans des différentes bandes fréquentielles (large-bande et bandes-passantes) du signal S1(t) ont été calculées et présentées dans le tableau suivant :

Tableau 2.4 : Valeurs des indicateurs de S1(t) dans différentes bandes fréquentielles

Indicateurs fréquentiels	Bande-Passante [40Hz-60Hz]	Bande-Passante [40Hz-110Hz]	Large-Bande [0Hz-200Hz]
Puissance moyenne (Spectre)	0.1719	0.7472	2.0466
Puissance moyenne (DSP)	0.1726	36.4309	4.1873
Pic-Max	0.5325	1.0352	1.1497

Le tableau 2.4 fait apparaître la différence entre les valeurs des différents HI. Plus la bande passante est large, plus la quantité de puissance est élevée. Il est donc nécessaire de choisir soigneusement la bande passante pour effectuer un diagnostic fiable des défaillances.

Il existe de nombreux indicateurs de surveillance dans le domaine fréquentiel, qui sont utilisés dans la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes, mais ils n'ont pas été mentionnés. Seuls les indicateurs utilisés dans cette étude sont mentionnés.

2.4.2.3 cepstres

L'analyse cepstrale est utilisée pour améliorer la compréhension d'un spectre [74]. Le cepstre est obtenu en appliquant la transformée de Fourier inverse au logarithme de la TF du

signal. Le Cepstre de puissance d'un signal $S(t)$ est défini par la formule suivante : En appliquant la transformée de Fourier inverse au logarithme de la transformée de Fourier, on peut obtenir le cepstre, qui est donné par la relation suivante :

$$C[s(t)] = TF^{-1} \text{Log}|TF[s(t)]|^2 \quad (2.38)$$

Avec :

TF : Transformée de Fourier ;

S(t) : Signale.

La défaillance des engrenages et des roulements entraîne des chocs alternatifs périodiques, qui peuvent être détectés précocement par analyse cepstrale. Le cepstre est caractérisé par les amplitudes des composantes dont les fréquences correspondent aux périodes de récurrence des chocs résultant de ces défauts [122].

2.4.2.4 Analyse d'enveloppe

La détection efficace des défaillances de roulements est l'un des sujets les plus étudiés dans les machines tournantes.

Dans de nombreux cas, la technique FFT ne permettent pas la détection précoce des défauts des roulements. Une technique efficace a donc été développée pour la détection précoce de ces types de défauts, c'est la méthode de résonance à haute fréquence HFRT (High Frequency Resonance Technique), également appelée analyse d'enveloppe. La méthode enveloppe repose sur ses principes sur la possibilité de détection précoce des défauts produisant des chocs répétés, tels que les rouleaux et les engrenages [123].

HFRT est basé sur l'étude de l'enveloppe du signal obtenue à l'aide de la transformée de Hilbert. En principe c'est une convolution dans le domaine temporel, mathématiquement elle est donnée par la relation suivante :

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (2.39)$$

Typiquement, lorsqu'un élément roulant heurte un défaut localisé, une impulsion se produit et excite les résonances de la structure. Les signaux de défaut bruts sont modulés en amplitude et dominés par la répétition des réponses impulsionnelles avec des fréquences particulières (Fréquences de défauts). Ainsi, pour détecter le défaut, nous allons essayer d'isoler la réponse impulsionnelle induite par le défaut [124].

Pour simplifier la méthode de l'enveloppe en utilisation réelle, une série d'opérations de traitement du signal sont utilisées, comme le montre la figure 2.55.

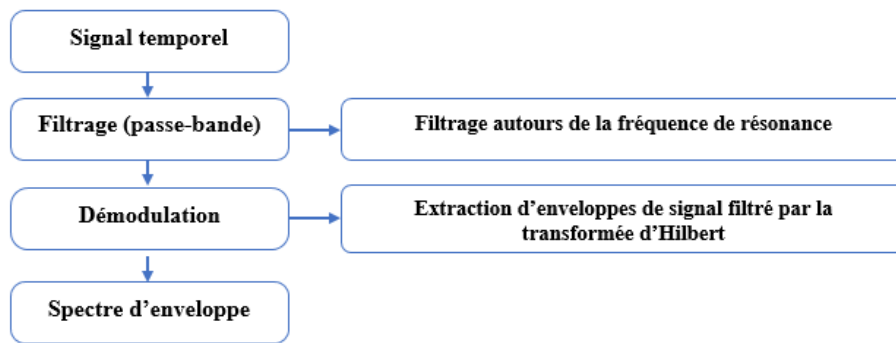


Figure 2.55 : Étapes de traitement pour la méthode enveloppe [124].

Le signal vibratoire est capté et soumis à un filtrage autour de sa fréquence de résonance afin d'éliminer les composantes indésirables. Ensuite, le signal filtré est redressé en appliquant la transformée d'Hilbert pour en extraire son enveloppe. Dans la dernière étape, le spectre de l'enveloppe est obtenu en utilisant la méthode FFT.

La méthode de l'enveloppe est mise en œuvre au chapitre 3 sur un ensemble de données générées par Christian Lessmeier et ses collègues du KAt-DataCenter, de la Chaire de Technologie de Conception et d'Entraînement de l'Université de Paderborn [125]. L'un des principaux objectifs de leur travail est de produire systématiquement des données de mesure de signaux pour la surveillance de l'état de santé des roulements dans diverses conditions de défauts.

2.4.3 Analyse orbitale

Lors de l'analyse vibratoire des turbomachines, l'orbite de l'axe central du rotor est l'un des principaux domaines d'intérêt. Les différentes orbites des axes représentent différents états de fonctionnement et offrent des informations sur la défaillance du rotor [126].

Afin de créer un tracé unique qui représente le mouvement dynamique bidimensionnel de la ligne centrale de l'arbre, l'orbite combine les données de forme d'onde temporel provenant de deux capteurs de proximité orthogonaux (capteurs à courants de Foucault sans contact avec l'arbre) pour fournir des informations vitales sur les conditions de fonctionnements des machines (2.56). Les perturbations ou les dysfonctionnements des turbomachines sont fréquemment détectables en utilisant le tracer de l'orbite cinétique du rotor [127]. L'ellipticité de l'orbite filtrée, l'amplitude et le degré d'inclinaison de son axe central sont des paramètres d'analyse qui pourraient fournir des informations importantes [128], [129].

Les formes orbitales, qui décrivent la façon dont l'emplacement du centre de l'arbre varie au fil du temps, sont le résultat des nombreuses forces dynamiques impliquées qui provoquent le déplacement de l'arbre en rotation.

Plusieurs études et recherches [126], [130], [131] ont démontré un lien entre la forme orbitale et des défauts graves, tels que le déséquilibre, fissure, désalignement et frottement.

L'interprétation correcte des trajectoires orbitales ou du mouvement latéral du rotor (orbite du rotor et sa direction) peut éclairer le type de dysfonctionnement de la machine [130].

La figure 2.56 montre l'orbite de rotor résultant des signaux de vibration relatifs mesurés par deux capteurs d'approximations installés à une distance de 90° . Dans un instant donné, le centre de l'arbre va coïncider avec le point K sur l'orbite et la valeur instantanée correspondante du déplacement de l'arbre par rapport à la position moyenne sera S_1 est les valeurs instantanées du déplacement de l'arbre à partir de la position moyenne seront être S_{A1} et S_{B1} , respectivement est donnée par la formule suivante :

$$S_1^2 = S_{A1}^2 + S_{B1}^2 \quad (2.40)$$

Il existe un point sur l'orbite, défini par P (Figure 2.56), où le déplacement par rapport à la position moyenne 0 est maximum. La valeur de S_1 correspondant à cette position est notée S_{max} qui est définie comme la valeur maximale de déplacement selon la formule (2.41) :

$$S_{max} = [S_1(t)]_{max} = \left[\sqrt{S_{A1}^2(t) + S_{B1}^2(t)} \right]_{max} \quad (2.41)$$

Autrement, la différence entre les déplacements maximum et minimum du proximètres est définie par $S_{A(p-p)}$ et $S_{B(p-p)}$ est qui ne seront pas égales et, en général, elles seront différentes des mesures similaires effectuées dans d'autres directions radiales. Ces grandeurs sont les plus fréquemment utilisée pour surveiller les vibrations relatives des machines tournantes.

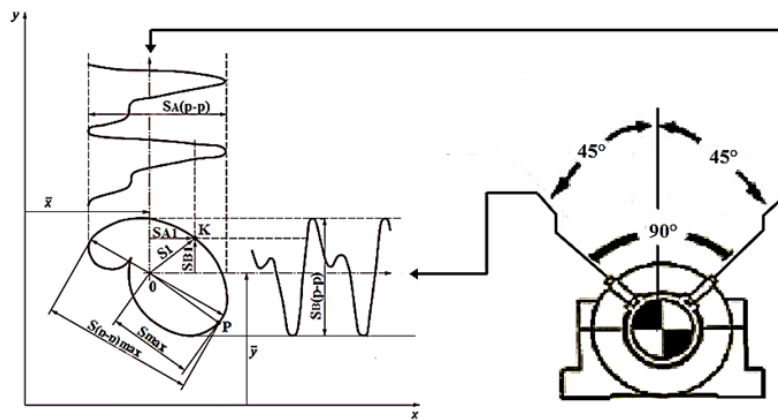


Figure 2.56 : Propriétés des grandeurs de l'orbite cinétique du rotor

L'ampleur et la position angulaire du déplacement crête à crête maximal $S_{(p-p)max}$ représenté sur l'orbite de la figure 2.56 sont difficiles à mesurer directement.

Des estimations approximatives des valeurs de cet quantité est obtenue à partir des deux relations suivantes :

$$S_{(p-p)max} = \sqrt{S_{A(p-p)}^2 + S_{B(p-p)}^2} \quad (2.42)$$

$$S_{(p-p)max} = S_{A(p-p)} \text{ or } S_{B(p-p)} \quad (2.43)$$

L'utilisation des formules (2.42) et (2.43) comme approximation lorsque la vibration est principalement à la fréquence de rotation surestime généralement la valeur de $S_{(p-p)max}$ avec une erreur maximale d'environ 30% et 40 %.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, qui constitue une étape préalable aux chapitres suivants, les concepts qui caractérisent les signaux vibratoires des machines tournantes, les étapes d'acquisition du signal et les chaînes de mesure ont été présentés, ils permettent l'exploitation d'un processus d'analyse vibratoire efficace. Dans le chapitre suivant, on va expliquer et appliquer différentes techniques d'analyse des signaux, que ce soit dans le domaine temporel, fréquentiel où temps-fréquence, ce qui est indispensable dans un processus réel de surveillance, de diagnostic et de prévision des défaillances des turbines à gaz.

CHAPITRE 03 :

DIAGNOSTIC VIBRATOIRE DES PRINCIPAUX DEFAUTS MECANIQUES

3.1 Introduction

L'étape une de l'opération de surveillance consiste à se demander quelles défaillances peuvent être rencontrées sur la machine à surveiller. La deuxième étape concerne la performance de ces défaillances, c-à-d quelles informations doivent être développées et mesurées, et quels paramètres descripteurs de la défaillance, afin d'obtenir les informations correctes, et pouvoir dire si la situation est normale et si ces conditions sont normales. Il sera possible de trouver la source et la gravité du défaut à l'avenir.

Les conditions de fonctionnement anormal sont souvent associées à des signatures spécifiques qui peuvent être extraites grâce à des signaux vibratoires [132].

3.2 Défaut de balourd

Le balourd est l'une des défaillances majeures qui réduisent la durée de vie des machines tournantes et entraînent souvent des temps d'arrêt. Le rotor et son axe de rotation sont affectés par un ensemble de forces créées par les écarts entre les centres de gravité des différents composants qui le composent.

La définition du balourd qui est relatif à un déséquilibre massique, est donnée par la norme ISO 1925 comme étant « l'état dans lequel se trouve un rotor quand, à la suite de forces centrifuges, une force ou un mouvement vibratoire est communiqué à ses paliers » [133].

Quelle que soit la structure de la machine, il est impossible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque partie de base du rotor, ce qui est une caractéristique du déséquilibre. Le résultat est que le rotor est déformé par des forces centrifuges, qui provoquent des vibrations liées à la fréquence de rotation.

Un balourd peut être représenté comme une masse m en rotation à une pulsation ω et excentrée d'une distance e du centre de rotation (Figure 3.1). Le mauvais équilibrage des rotors est l'une des principales causes de vibration [20].

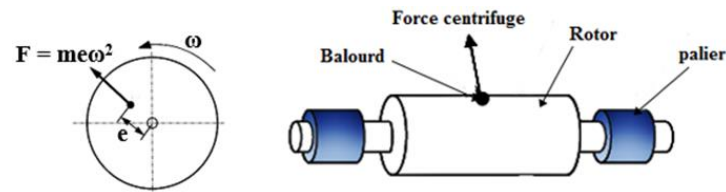


Figure 3.1 : Représentation du balourd

Si l'on considère la force d'excitation dans une direction, alors cette force, qui décrit l'oscillation du mouvement, peut s'écrire comme suit :

$$f(t) = me\omega^2 \sin\omega t \quad (3.1)$$

Avec :

$f(t)$: est la force de balourd résultante agissant sur le système ;

m : est la masse du balourd ;

e : est le rayon de rotation ;

ω : est la vitesse angulaire

Le terme me s'appelle le balourd et s'exprime en gr.mm.

A partir de cette équation, on voit que la force de balourd est directement proportionnelle à la masse et quadratiquement à la vitesse de rotation [134].

La force de déséquilibre se manifeste à la fréquence de rotation du rotor, elle se manifeste dans une direction radiale au rotor. Elle peut se manifester également dans une direction axiale si le rotor est monté en porte à faux [99].

Les causes du déséquilibre sont multiples, on peut les regrouper en deux causes principales comme suite :

- Balourd d'origine mécanique

Il résulte des défaillances liées à la construction ou liées au phénomène de corrosion :

- Les défauts d'usinage et de fabrication « balourd de conception » : tout défaut de fabrication (moulage), l'hétérogénéité ou l'anisotropie de matière peut provoquer du déséquilibre.
- Les défauts d'assemblage et d'excentricité : tout montage comprend un certain jeu qui peut provoquer le déséquilibre ;
- Perte d'ailette, rupture d'une aube, érosion, etc.

- Balourd d'origine thermique

Le phénomène de contrainte thermique se produit dans le rotor lorsque la répartition de la température n'est pas uniforme [33], et ce phénomène peut être détecté en combinant des techniques de thermographie infrarouge ainsi que l'analyse vibratoire.

Si l'arbre s'échauffe de manière dissymétrique au passage par un orifice (palier, joint d'étanchéité par exemple), à cause du frottement, ou bien à cause du brassage d'huile provoque un échauffement plus intense d'un côté de l'arbre que de l'autre, la déformation de l'arbre due à cet échauffement déplace le point chaud, comme le montre la figure 3.2. Ainsi, toutes les conditions sont combinées pour déclencher une variation cyclique du déséquilibre [33].

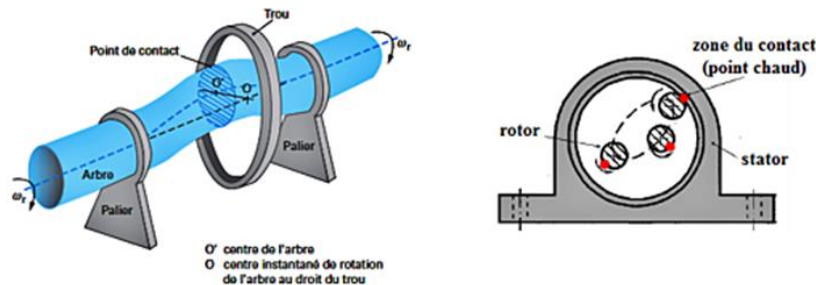


Figure 3.2 : Phénomènes de frottement-échauffement (rotor/parties fixes) [33], [135].

Dans le domaine de l'analyse vibratoire, le phénomène d'influence thermique sur les composants de machines porte des noms communs qui dépendent principalement de la source de chaleur, à savoir : effet Newkirk, effet Morton et effet Takahashi comme le montre le tableau 3.1. L'effet Newkirk est attribué à l'apparition d'un frottement entre le stator et le rotor qui génère de la chaleur, tandis que l'effet Morton étudie la source de chaleur résultant du cisaillement du film lubrifiant dans les roulements hydrodynamiques [135].

Tableau 3.1 : Phénomènes liés aux effets thermiques

Nom du phénomène	Effet Newkirk	Effet Morton	Effet Takahashi
Génération de l'échauffement	Contact rotor-stator	Cisaillement du film fluide	Pert « fer »
Composant	Joint d'étanchéité	Palier hydrodynamique	Palier magnétique actif

L'effet Newkirk : S'il y a contact entre le rotor et les éléments du stator entraînés par des vibrations synchrones, l'effet Newkirk peut se produire. Par conséquent, à chaque fois qu'il tourne, la même zone du rotor frottera contre le stator, tandis que la zone de diamètre opposé ne se touchera jamais (Figure 3.2), en conséquence, des points chauds apparaissent dans la zone de contact et des températures inégales sont générées à la surface du rotor. En raison de températures irrégulières, des déformations élastiques se produisent. Cette déformation élastique entraîne une flexion thermique du rotor, qui coïncide avec un balourd mécanique (Figure 3.3), et ce phénomène est appelé balourd thermique. Lors de cet événement,

l'amplitude des vibrations synchrones augmente. Par conséquent, ce couplage peut conduire à un comportement instable.

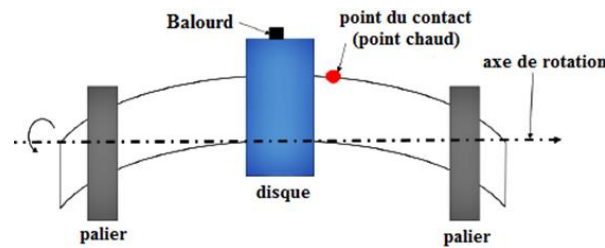


Figure 3.3 : Balourd avec courbure de flexion thermique [135].

L'effet Morton est plus difficile que d'autres car il étudie les changements de température d'une fine couche de lubrifiant lorsqu'elle est soumise à un cisaillement. Le point chaud apparaît lorsque l'épaisseur du fluide lubrifiant est soumise à un cisaillement maximal sous l'effet d'une pression importante. Comme illustré par la figure 3.4, la flexion et la dilatation thermiques sont provoquées par l'existence d'un champ de température non uniforme à la surface du rotor. Le jeu radial du palier est réduit par la dilatation thermique du rotor, ce qui entraîne une variété de conséquences, notamment une modification de la portance et des caractéristiques dynamiques du palier (raideur et amortissement). La flexion thermique du rotor a un effet comparable à celui d'un balourd thermique [135].

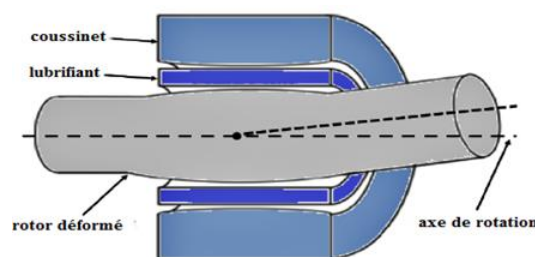


Figure 3.4 : Rotor déformé thermiquement [135].

Le déséquilibre peut être de trois types fondamentaux : statique, de couple, et dynamique comme illustré à la figure 3.5.

- Balourd statique :

Dans cet état, l'axe d'inertie central Δ se déplace uniquement parallèlement à l'axe de rotation de l'axe Z (Figure 3.5.a). Ce déséquilibre statique peut être facilement corrigé en ajoutant ou en supprimant la quantité appropriée de poids, à condition que cela soit effectué dans le bon plan [99].

- Balourd de couple :

Dans cet état, l'axe d'inertie central Δ coupe l'axe de rotation de l'axe Z au centre de gravité (Figure 3.5.b). Un couple est essentiellement constitué de deux forces égales agissant dans des directions opposées et à travers deux plans différents. Ainsi un déséquilibre de couple ne peut être détecté qu'avec l'élément en rotation. Contrairement au déséquilibre statique, le

déséquilibre de couple ne peut pas être corrigé dans un seul plan, mais nécessite plutôt des corrections dans deux plans ou plus [99].

- Balourd dynamique :

Dans cet état, l'axe d'inertie central Δ et l'axe de rotation Z de l'arbre ne sont pas coplanaires. Cette dernière configuration permet de schématiser le déséquilibre le plus général (Figure 3.5.c).

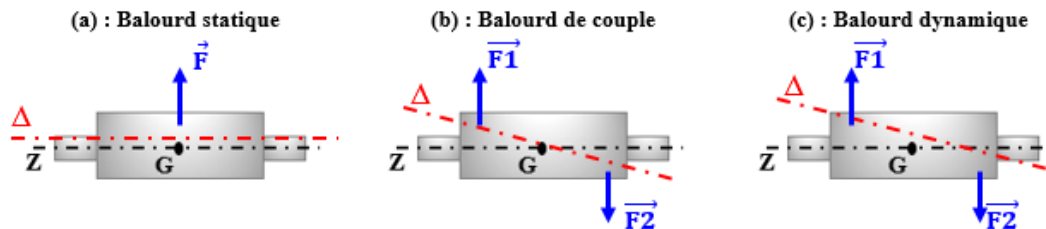


Figure 3.5 : Types de balourd

Si l'axe d'inertie principal du rotor Δ coïncide avec son axe de rotation Z , le rotor sera parfaitement équilibré.

L'équilibrage sur site des équipements rotatifs dépend de l'identification du type de balourd et de l'application de la procédure d'équilibrage correcte.

Une vibration sera produite par le balourd dans un plan radial avec une partie du spectre qui aura une fréquence de base égale à la fréquence de rotation f_r . ce qui représente le pic le plus élevé en présence des pics d'amplitudes plus faibles pour les harmoniques de f_r (figure 3.6).

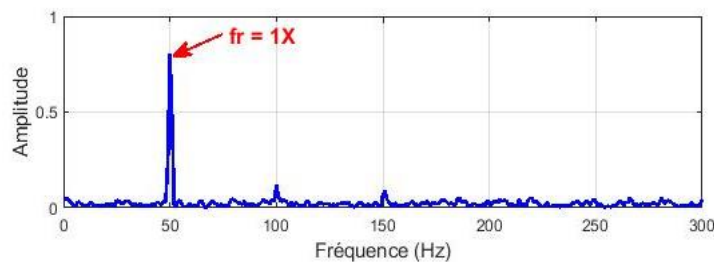


Figure 3.6 : Signature vibratoire théorique d'un balourd

Ainsi, la signature vibratoire sera composée d'une partie d'amplitude dominante à la fréquence de rotation du rotor.

3.3 Défaut d'alignement

Lorsque la machine chauffe, son alignement peut changer en raison de la dilatation thermique des pièces. Lorsque la machine vibre, sa plaque d'appui peut bouger et affecter l'alignement. Lorsque les paramètres de processus secondaires (tels que la pression ou la température) changent, l'alignement change également. Même un simple changement saisonnier naturel peut modifier l'alignement et augmenter le risque de défaillance de la

machine. Afin de traiter efficacement les facteurs qui affectent ou modifient l'alignement de la machine, il est important de comprendre comment l'alignement change au fil du temps [63]. Cela nécessite une analyse de tendance minutieuse et précise des données d'alignement. Un défaut d'alignement peut affecter :

- Deux rotors d'une machine

Les axes des arbres des deux rotors sont désalignés angulairement au niveau de l'accouplement (figure 3.7.b), ou présentent des défauts de concentricité (désalignement parallèles (figure 3.7.a)).

Dans les applications industrielles, les désalignements seront combinés, parallèles et angulaire (figure 3.7.c).

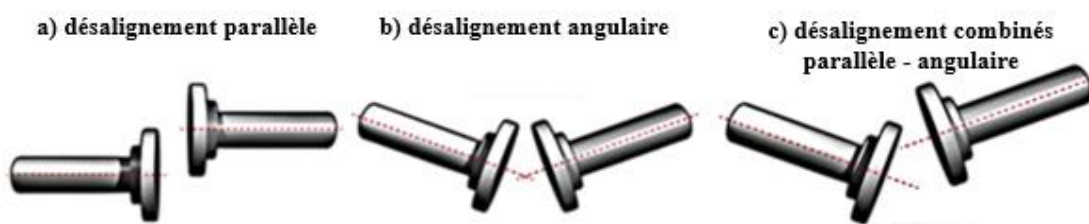


Figure 3.7 : Défaut d'alignements

La combinaison d'un délignage parallèle et un délignage angulaire produira un spectre avec des composantes importantes (figure 3.8).

Cet ensemble de défaut se manifestera par la présence :

- En direction radiale : $2 \times fr$, rarement $3 \times fr$ ou $4 \times fr$ (cas d'une concentricité) ;
- En direction axiale : (parfois à l'ordre $1 \times fr$) ; $2 \times fr$ ou $3 \times fr$ (désalignement angulaire, déformation de l'arbre).

Il est nécessaire des prendre des mesures de vibration dans les deux directions.

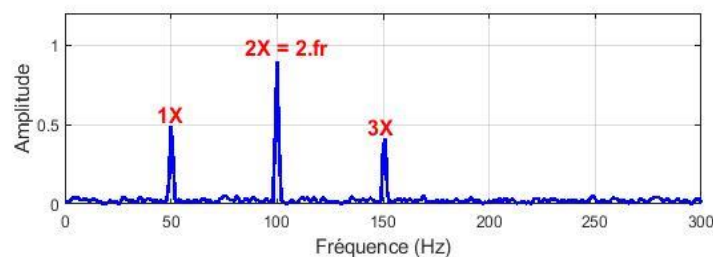


Figure 3.8 : Signature vibratoire théorique d'un défaut d'alignement

- Deux roulements sur le même arbre de la machine :

Les axes des deux roulements d'une même machine ne sont pas concentriques (figure 3.9). Cette anomalie peut être causée par une installation incorrecte du roulement, un mauvais calage du support de montage ou une déformation du cadre (par exemple, sous contrainte thermique), provoquant la flexion de l'arbre du rotor.

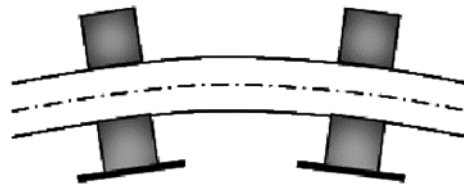


Figure 3.9 : Défaits spécifiques aux paliers fluides

Dans la majorité des cas, étant donné que le problème d'alignement se manifestera dans une gamme de fréquences basse, il est recommandé d'utiliser la vitesse vibratoire comme descripteur du problème [20].

3.4 Défaut de palier à film d'huile

Dans un palier fluide, l'huile est employée pour exercer une poussée sur l'arbre. Celui-ci adopte alors une position d'équilibre où son axe de rotation se trouve déplacé par rapport à l'axe du palier en raison de sa rotation. Cette position est définie par la distance entre les axes (de l'arbre et du palier) ainsi que par l'angle d'orientation. La charge, la vitesse de rotation, les propriétés du fluide et la température influent sur cette position d'équilibre, qui est déterminée par le poids du rotor, la force exercée par la pression de l'huile et la rotation de l'arbre (Figure 3.10) [98].

Un léger déséquilibre, un mauvais alignement, un desserrage ou un choc mécanique peuvent résulter d'un jeu excessif dans un palier fluide. Les interruptions de régulation peuvent être provoquées par la présence de particules dans l'huile. Les vibrations auto-excitées qui surviennent dans un palier lorsque certaines conditions sont réunies constituent un autre problème lié à la lubrification. Un palier peut devenir instable s'il est soumis à une charge excessive ou si son jeu radial est trop important [136].

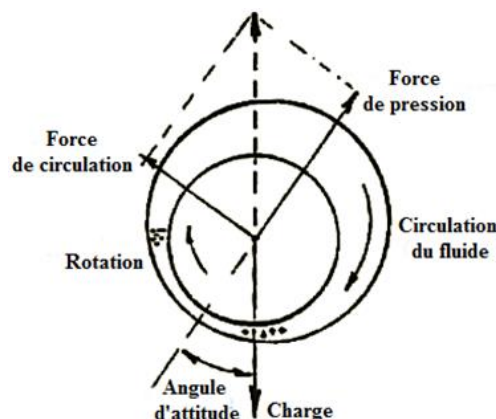


Figure 3.10 : Position d'équilibre du rotor

- Phénomène de de tourbillonnement :

Lorsqu'un rotor tourne autour de son axe à une vitesse de rotation Ω_0 , il se met à tourner dans le palier à une vitesse Ω_{tb} autour de l'axe du palier, ce qui provoque le phénomène de tourbillonnement.

Parce qu'il se produit pour une fréquence égale à celle du tourbillonnement Ω_{tb} , théoriquement égale à la moitié de la vitesse de rotation Ω_0 , ce phénomène est facilement identifiable.

$$\Omega_{th} = \frac{\Omega_0}{2} \quad ; \quad f_{th} = \frac{f_0}{2} \quad (3.2)$$

En pratique f_{th} varie entre $0.38 \times f_0$ à $0.49 \times f_0$ (figure 3.11)

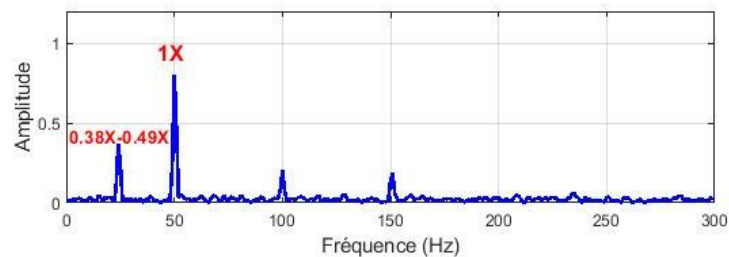


Figure 3.11 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de palier

- Fouettement d'huile :

La norme ISO 4378-2 le définit comme suite : « Phénomène au cours duquel l'équilibre statique d'un arbre tournant élastique, en appui sur des paliers radiaux, devient instable lorsque la vitesse de rotation dépasse la vitesse limite déterminée par les caractéristiques de la force du film lubrifiant, le poids de l'arbre et la résistance à la flexion de l'arbre et durant lequel un mouvement de fouettement (tournoiement) de grande amplitude apparaît à la fréquence correspondant pratiquement à la fréquence de flexion minimale. Ce phénomène conduit à une défaillance catastrophique des machines » [137].

La figure 3.12 décrit le phénomène de fouettement d'huile, elle montre un spectrogramme enregistré pour des vitesses de rotation du rotor différentes (tr/min), comme lorsqu'on fait un démarrage de moteur. Sur cette courbe (figure 3.12) sont montrées trois lignes ; l'une est la fréquence f_0 qui correspond à la vitesse de rotation du rotor ; une autre à la fréquence de tourbillonnement f_{th} ; la troisième à la fréquence naturelle du système f_n . Lorsque la fréquence de tourbillonnement devient supérieure à la fréquence naturelle ($f_{th} \geq f_n$), on constate que l'amplitude de la vibration reste maximale à la fréquence naturelle et non plus à la fréquence de tourbillonnement, et ce malgré l'augmentation en vitesse du rotor. C'est le phénomène de fouettement d'huile.

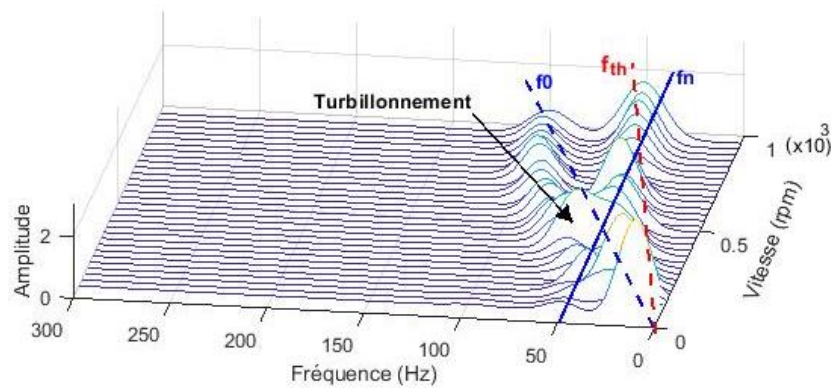


Figure 3.12 : Phénomène de fouettement d'huile

Les paliers anti-tourbillon imposent tous une charge parasite sur le tourillon, ce qui entraîne des pertes de puissance plus élevées dans les paliers et, par conséquent, nécessite un débit d'huile plus élevé pour refroidir le palier [136]. Certains des facteurs qui affectent la conception des paliers sont les suivants :

- Plage de vitesse de l'arbre ;
- Désalignement maximal de l'arbre pouvant être toléré ;
- Analyse de la vitesse critique et influence de la rigidité des roulements sur cette analyse ;
- Températures et viscosité de l'huile ;
- Rigidité des fondations ;
- Mouvement axial pouvant être toléré ;
- Type de système de lubrification et sa contamination ;
- Niveaux de vibrations maximaux pouvant être tolérés.

3.5 Défaut de fixation, jeu, usure

Ce genre de défaillance est généralement causé par des erreurs lors de la fixation ou de l'assemblage des machines sur leurs supports, et peut résulter d'une erreur lors des opérations de maintenance corrective [33].

Les jeux mécaniques (mauvaise fixation structurelle, montage, fondation, pieds, usure composant), entraînent des mouvements et chocs tournants, souvent à dominante verticale d'un ou deux cycles par tour d'arbre. Ils produisent une distorsion forte du signal, voire une troncature [111]. En cas de jeu, on aura une augmentation importante de beaucoup d'harmoniques. Les subharmonique 1/2, 1/3, ... proviennent des parties branlantes qui font en quelque sorte des bonds, et sont excitées toutes les 2^{ème} ou 3^{ème} révolution de l'arbre.

- Jeu de fondation :

Fréquemment, plusieurs harmoniques sont présentes, occasionnellement des sous-harmoniques peuvent également être observées.

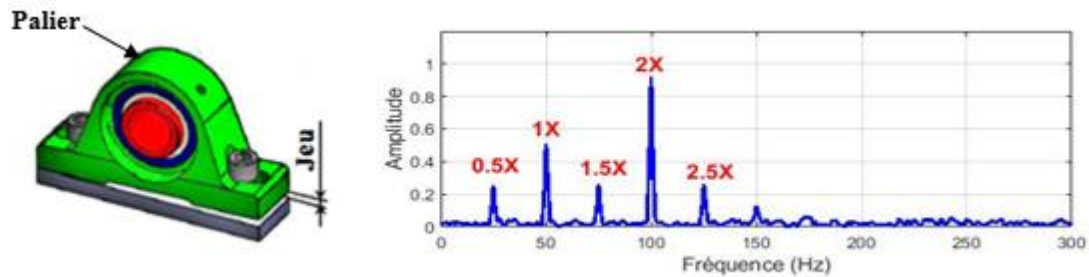


Figure 3.13 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de serrage des paliers

– Jeu d'arbre :

Le type de vibration lié au jeu d'arbre est caractérisé par l'importance du défaut, c'est-à-dire qu'il est obtenu en excitant la résonance haute fréquence des différents composants du roulement et palier par chocs.

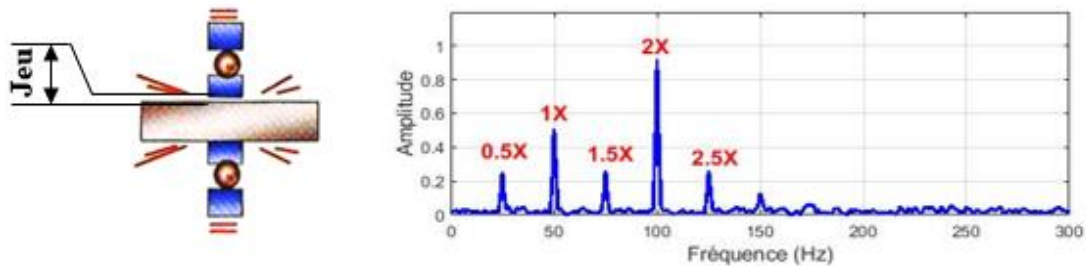


Figure 3.14 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de serrage sur l'arbre

3.6 Défaut de transmission par courroies

La principale défaillance rencontrée par ce type est :

- Une détérioration localisée d'une courroie (craquelures, arrachement d'une partie, défaut de jointure, usure, des point mous ou durs, ...),
- Des courroies détendues,
- Désalignement des poulies,
- Une poulie excentrée,

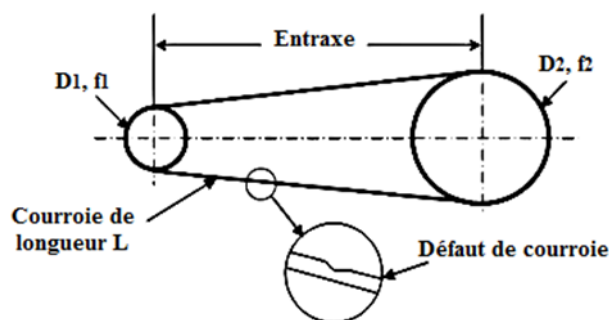


Figure 3.15 : Défaut de courroie

La fréquence de passage des courroies est donnée par :

$$f_{pc} = \frac{\pi \cdot D_1}{L} \cdot f_1 = \frac{\pi \cdot D_2}{L} \cdot f_2 \quad (3.3)$$

Avec :

D_i : Diamètre de la poulie i

L : longueur de la courroie

f_i : Fréquence de rotation de la poulie de diamètre D_i

En pratique, la valeur de la fréquence de passage des courroies f_{pc} est inférieure de 2 à 3 % à sa valeur théorique, et cela est dû au glissement partiel des poulies et des courroies lors du fonctionnement réel.

Dans le cas d'une courroie crantée, la fréquence rencontrée est la même que celle de l'engrenage, en raison des propriétés du matériau, qui ont tendance à absorber les chocs, l'amplitude des vibrations est plus faible. La fréquence de passage de la courroie s'écrit alors :

$$f_{\text{courroie}} = \frac{z}{z_c} \cdot \text{frot} \quad (3.4)$$

Avec :

frot : Fréquence de rotation d'une poulie

z : Nombre de crans de cette même poulie

z_c : Nombre de crans de la courroie

La figure II.31 montre une image vibratoire d'un défaut de courroie, montrant un ensemble de pics (peigne de raies) qui correspondent à la fréquence de passage des courroies.

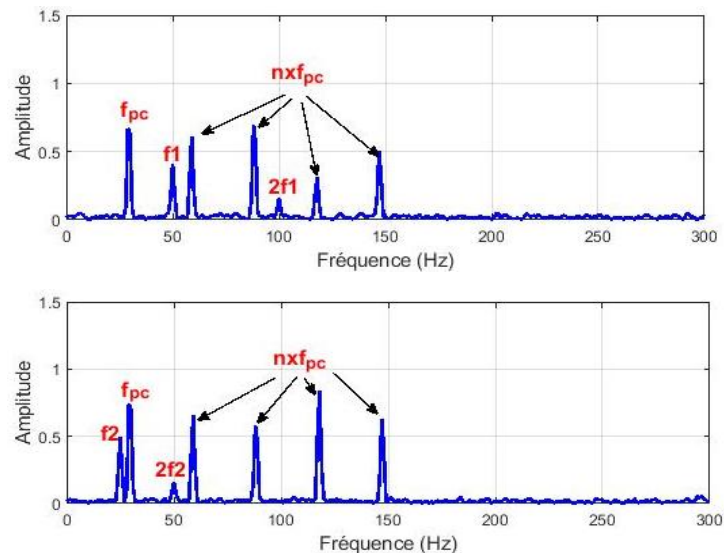


Figure 3.16 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de transmission par courroie mesuré dans deux paliers

3.7 Défaut d'engrenage

L'accident caractéristique des engrenages (Figure 3.17) est lié à la détérioration des engrenages (dents cassées ou endommagées, usure uniforme ou inégale, piqûres locales ou

réparties (piqûres, écaillage), mauvais alignement). On peut également observer des frottements (une corrosion à cause du frottement), qui peuvent conduire à un arrachement du métal lorsque la lubrification des engrenages est mauvaise ou que la force est importante.

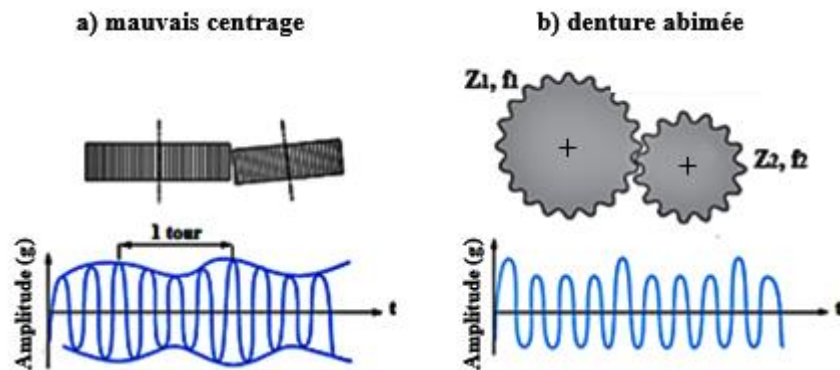


Figure 3.17 : Vibrations d'un engrenage [33].

Il existe trois catégories fondamentales de défauts d'engrenages qui peuvent affecter le bon fonctionnement de la machine :

- Les défauts dus à la fabrication peuvent inclure des défauts de profil des dents, des excentricités des roues, etc.
- Les défauts liés au montage, tels que les défauts de parallélisme, d'entraxe, etc.
- Les imperfections qui se manifestent pendant l'opération (comme l'usure ou la fissuration des dents) [138].

Tableau 3.2 : Statistiques des causes de défaillances [138].

Localisation des défauts	Pourcentage (%)
Dentures	60%
Paliers	19%
Arbres	10%
Carters	7%
Autres	4%

Afin d'utiliser efficacement les signaux de vibration pour la surveillance, Il est essentiel de saisir les caractéristiques et les origines de ces signaux de vibration [139]. À chaque fois que les dents du pignon menant s'engrènent avec la roue menée, Le changement de la force de contact entraîne une vibration périodique à la fréquence d'engrènement.

Par conséquent, la fréquence caractéristique de l'engrènement sera:

$$f_{\text{eng}} = z_1 \cdot f_1 = z_2 \cdot f_2 \quad (3.5)$$

Les vibrations résultent principalement de la déformation des dents sous charge, de la distorsion de la roue pendant le traitement thermique, ainsi que des erreurs géométriques dans le profil, induites par l'usure et le processus de taillage des engrenages. Dans ses travaux classiques sur les vibrations d'engrenage, Robert Randall classe les vibrations produites par l'engrènement des engrenages de la manière suivante [108], [140]:

- La variation par rapport au profil idéal des dents engendre un signal périodique à la fréquence d'engrènement (f_e).
- L'effet envers de la modulation d'amplitude par la variation de charge.
- L'effet de modulation de fréquence causé par les variations de vitesse de rotation ou bien de l'espacement inégal des dents.
- Les impulsions additives sont liées aux défauts locaux.

Robert Randall a découvert que le défaut d'un engrenage pouvait être identifié en utilisant les 03 premières harmoniques de sa fréquence d'engrènement.

- Modulation d'amplitude

Dans ses travaux, Robert Randall a souligné que la sensibilité de l'amplitude de vibration varie en fonction de la charge de la dent, ce qui explique la modulation d'amplitude. Cette modulation se produit car l'amplitude des vibrations doit s'ajuster en fonction des fluctuations de la charge pendant l'engrènement. Plusieurs défauts peuvent conduire à cette modulation d'amplitude.

es imperfections induisant une modulation d'amplitude sont habituellement catégorisées selon leur comportement dans le domaine temporel du signal vibratoire, tel que :

- es imperfections localisées comme une piquûre sur une dent unique engendrent une brève impulsion de durée comparable à celle des engrenages.
- Une modulation continue est engendrée par des imperfections dispersées telles que l'excentricité de l'engrenage à une fréquence correspondant à la vitesse de rotation de l'engrenage. [108].

- Modulation de fréquence

Les variations de la charge de contact des dents altèrent à la fois l'amplitude du signal de vibration et la fréquence d'engagement des dents. En fait, les variations de la pression de contact de la dent qui engendrent une modulation d'amplitude doivent être simultanément appliquées à l'engrenage, entraînant ainsi des fluctuations de la vitesse angulaire à la même fréquence. En général, la proportion des effets de modulation de fréquence par rapport à ceux de modulation d'amplitude est influencée par l'inertie des pièces en rotation : une inertie plus élevée conduit à des effets de modulation de fréquence relativement moins importants par rapport aux effets de modulation d'amplitude. [108], [141].

- Impulsions additives

En plus des effets de modulation d'amplitude et de fréquence, la plupart des défauts locaux liés à l'engrènement des dents génèrent une impulsion supplémentaire. Ces défauts locaux produisent un large spectre de fréquences correspondantes, car ils sont de courte durée. Ainsi, en plus des effets de modulation d'amplitude et de fréquence, les impacts répétés d'un défaut local peuvent induire des résonances le long du chemin de transmission, depuis la source (défaut) jusqu'au capteur. Les pics correspondant à ces résonances seront observés dans le spectre obtenu.

À chaque engagement des dents du pignon menant avec la roue menée, la force de contact varie, ce qui se traduit par des vibrations périodiques à la fréquence d'engrènement.

Le spectre de vibration montrera trois composantes de fréquence (f_1 , f_2 , f_e) (Figure 3.18) soit :

f_1 : Fréquence de rotation du pignon, qui caractérise le balourd de l'arbre du pignon;

f_2 : Fréquence de rotation de la roue, qui caractérise le balourd de l'arbre de la roue ;

f_e : Fréquence d'engrènement.

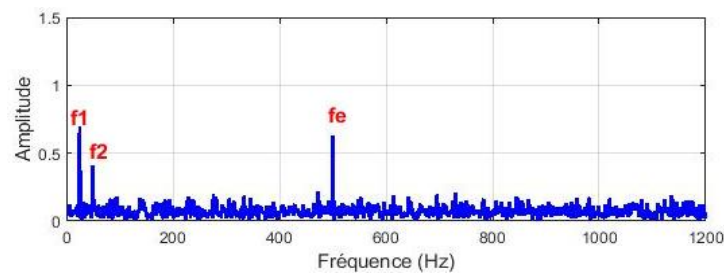


Figure 3.18 : Signature vibratoire théorique d'un engrenage sans défaut

En fait, il n'est pas facile de caractériser l'état des dents d'un engrenage seulement en fonction de l'amplitude de la fréquence d'engrenage, car l'amplitude des vibrations à la fréquence d'engrenage varie pour un engrenage spécifique et dépend de la charge appliquée à l'engrenage [20].

L'impact d'une roue avec une dent endommagée produit un choc périodique dont la fréquence correspond à la fréquence de rotation de la dent mobile endommagée, comme le montre la figure 3.19. Ainsi, les harmoniques de la fréquence de rotation f_1 du pignon à l'origine de ce choc répétitif se manifesteront.

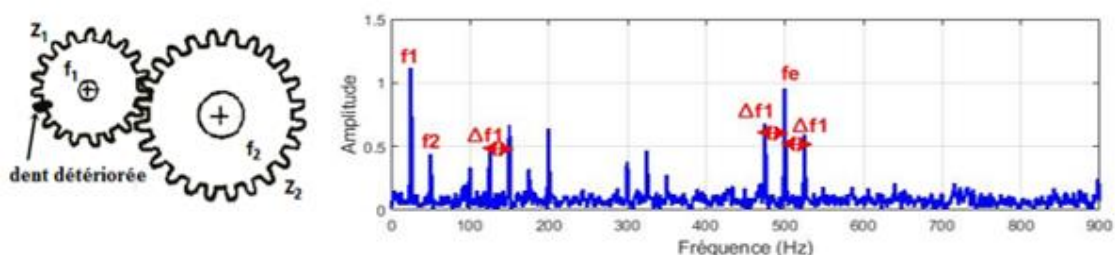


Figure 3.19 : Signature vibratoire théorique d'un engrenage ayant une dent détériorée

L'analyse spectrale, l'analyse cepstrale et l'analyse d'enveloppe peuvent être utilisées pour détecter ce type de défaut.

Autrement, la détérioration d'une dent sur chaque engrenage (figure 3.20) produira des chocs répétés à la fréquence de coïncidence. On verra donc de nombreuses harmoniques des deux fréquences de rotation. La fréquence de coïncidence est donnée par :

$$f_{\text{coïncidence}} = f_c = \frac{f_e}{\text{PPCM}(Z_1 Z_2)} \quad (3.6)$$

Avec :

PPCM : Plus Petit Commun Multiple

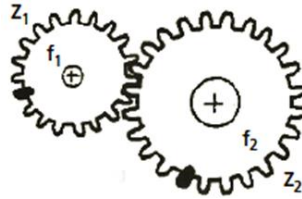


Figure 3.20 : Détérioration d'une dent sur chaque engrenage [98].

Dans de tels cas, il est recommandé de faire un diagnostic basé sur des techniques d'analyse spectrale, d'analyse cepstrale ou d'analyse d'enveloppe.

Pour prévenir de telles défaillances, il est recommandé d'éviter autant que possible d'associer des engrenages dont les fréquences de coïncidence diffèrent de la fréquence de rotation de l'arbre.

Si toute la denture est altérée (comme illustré dans la figure 3.21), l'engrènement se manifeste sous la forme de chocs répétés à chaque interaction de dents. En conséquence, l'analyse spectrale révèle un spectre contenant de nombreuses harmoniques de la fréquence d'engrènement.

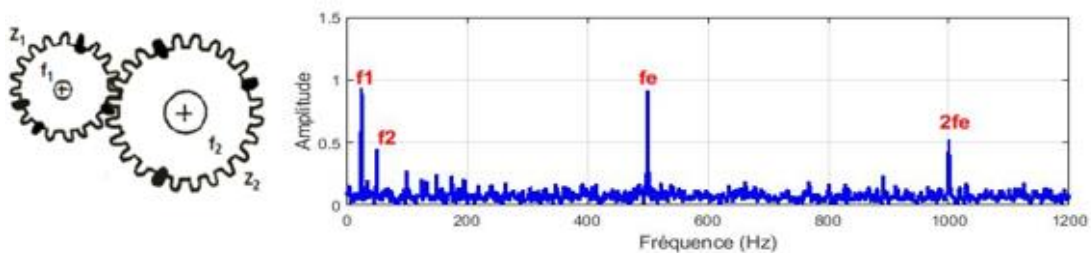


Figure 3.21 : Signature vibratoire théorique de dentures détériorées

L'analyse spectrale ainsi que l'analyse cepstrale ou l'analyse d'enveloppe peuvent être utilisées pour détecter ce type de défaut.

Les variations périodiques ou aléatoires de l'amplitude et de la fréquence d'une composante d'engrènement sont dues à diverses défaillances au niveau de l'engrènement. Ces fluctuations ou modulations constituent les manifestations vibratoires :

- Fluctuation de la portée de denture :

- Excentricité de denture,
- Faux rond,
- Défaut de parallélisme (d'orthogonalité),
- Déformation d'arbre, ...
 - Fluctuation de couple :
 - Irrégularité du pas de denture,
 - Usure de clavettes, ...

Alors que les variations de couple ou de vitesse de rotation instantanée entraînent principalement une modulation de la fréquence, les fluctuations de portées de denture se traduisent principalement par une modulation de l'amplitude des composants d'engrènement. La fréquence de modulation f_1 , comme illustrée dans la figure 3.22, indique que c'est l'arbre tournant à la fréquence f_1 qui est fléchi.

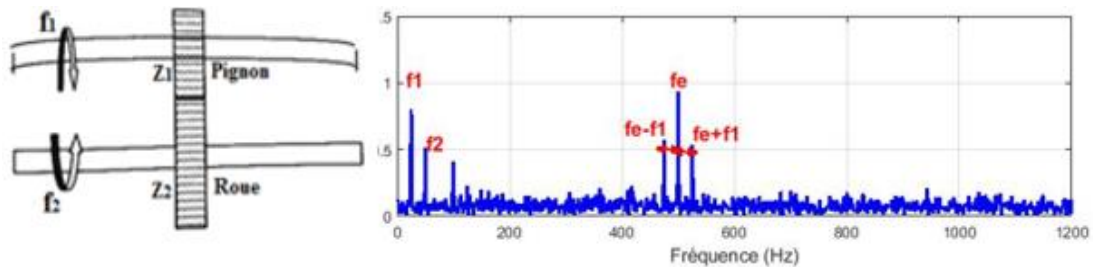


Figure 3.22 : Signature vibratoire théorique d'un arbre courbé

En réalité, tout défaut affecte plus ou moins l'amplitude et la fréquence de la composante d'engrènement ainsi que ses harmoniques, en fonction de sa nature.

Ce type de diagnostic peut être réalisé en utilisant une analyse spectrale et une analyse de modulation par transformée de Hilbert.

Le phénomène d'usure latérale des dents se produit lorsque la dent menante impose une force d'engagement sur la dent réceptrice. L'une des raisons à l'origine de ce défaut est l'entraxe entre les colonnes qui portent les deux roues. Ce double engrènement provoque une vibration à la 2^{ème} harmonique de la fréquence d'engrènement (figures II.38). L'amplitude de la vibration à $2f_e$ est plus grande comparée à la fréquence d'engrènement f_e .

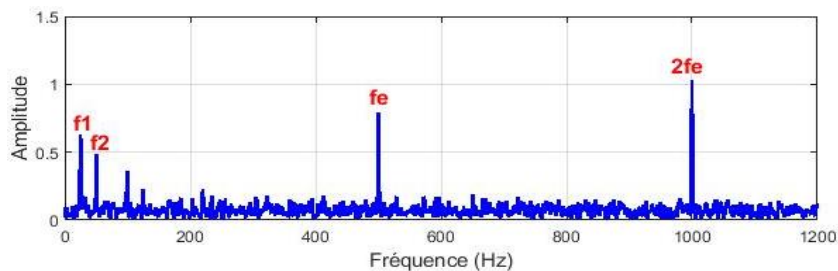


Figure 3.23 : Signature vibratoire théorique d'un jeu inapproprié lors de l'assemblage

Le diagnostic peut être confirmé par une analyse spectrale combinée à une analyse cepstrale ou d'enveloppe. Les harmoniques plus grandes que la fréquence d'engrènement doivent être vérifiées pour confirmer le diagnostic. Sinon, le problème serait lié à la détérioration de la denture dans son ensemble [20].

En fait, une combinaison des défauts ci-dessus peut être trouvée sur le même engrenage. (Figure 3.24)

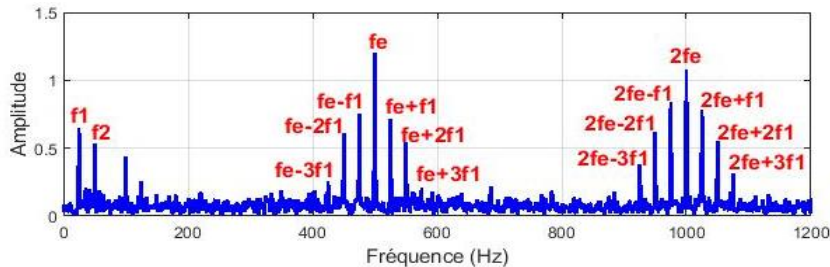


Figure 3.24 : Signature vibratoire théorique d'un défaut généralisé

3.8 Défaut de roulement

Le roulement subit une forte sollicitation dans une machine tournante et constitue une cause fréquente de défaillance. La plupart des dommages subis par les roulements sont dus à des influences extérieures ou à un montage incorrect. Selon une étude menée par la Société SKF (Svenska KullagerFabriken), 27 % des dégradations des roulements résultent de manipulations ou de montages maladroits. Les défauts courants comprennent l'écaillage, le grippage, la corrosion (qui entraîne l'écaillage), le faux effet Brinell, la lubrification insuffisante, une charge ou une vitesse excessive, etc. Tous ces défauts entraînent une perte de matériau et provoquent des chocs répétés des billes contre la cage du roulement [33].

La figure 3.25 montre la structure géométrique du roulement.

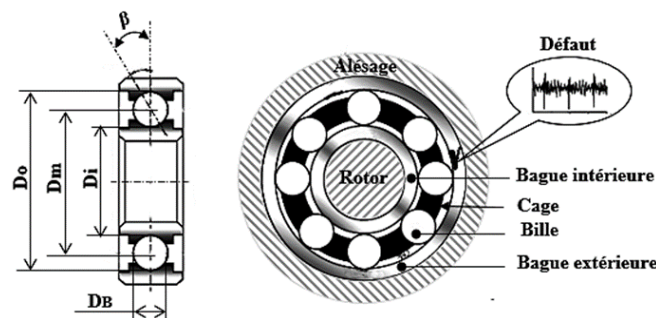


Figure 3.25 : Éléments pour un roulement à billes

Chaque type de défaut se produit avec différentes fréquences spécifiques de défaut provoquées par les billes qui roulent sur la surface des anneaux. Chaque fois qu'il y a une anomalie sur un composant, il y aura une impulsion périodique dépendante de la vitesse de rotation de l'arbre f_r , du paramètre géométrique nombre de billes (N_{bille}), du diamètre primitif (D_m), du diamètre de la bille (D_B) et de l'angle de contact (β) (Figure 3.25). L'angle de contact

décrit la position de contact entre les anneaux et la bille (0° correspond à une ligne de contact verticale). Il existe une fréquence pour la bague intérieure, pour la bague extérieure, pour les billes et pour la cage [49].

Théoriquement, la durée de vie des roulements peut être déterminée par les caractéristiques de fonctionnement de chaque type, ainsi que par les forces appliquées et la vitesse de rotation. La durée de vie d'un roulement à bille pour laquelle 10% des roulements sont en panne s'exprime ainsi :

$$L_{10} = \frac{\left(\frac{C_r}{P_r}\right)^3 \cdot 10^6}{60 \cdot N} \quad (3.7)$$

Avec :

C_r : Constante caractéristique de roulement ;

P_r : Charge équivalente sur le roulement ;

N : Vitesse de rotation de l'arbre (tr/min).

Les roulements présentent quatre stades de dégradation, qui sont liées à des types de vibrations différenciés [20], [142]:

- 1er stade (Période de maturité) :

Il n'y a aucun défaut significatif, la vie résiduelle est supérieure à 10%. La température et le bruit sont normaux.

- 2ème stade (Initiation du défaut) :

La vie résiduelle de l'écaillage est supérieure à 5 %. Il est possible de voir une légère augmentation de la vibration. On excite les résonances à haute fréquence. À ce stade, l'identification des fréquences qui caractérisent le défaut de roulement est difficile sauf si on utilise un traitement de signal poussé. Bien que la température soit normale, un léger bruit se fait entendre.

- 3ème stade (Propagation de la dégradation) :

Il y a plus de 1 % de vie résiduelle. Le spectre vibratoire montre clairement les fréquences caractéristiques du défaut de roulement et les vibrations périodiques sont importantes. Le nombre d'harmoniques et de fréquence de modulation augmente lorsque la détérioration s'aggrave. Le bruit est parfaitement audible. La température augmente légèrement.

- 4ème stade (Fin de vie) :

La défaillance du roulement est proche et la durée de vie est moins de 0,2 %. Il y a une vibration qui est du type large bande (aléatoire). Le spectre à haute fréquence ressemble à un spectre de bruit. Il y a augmentation de l'amplitude aux fréquences de roulement et des fréquences de modulation.

Les défaillances majeures des roulements produiront quatre fréquences de répétition d'impulsions, qui peuvent être cinématiquement calculées. Ils peuvent être identifiés et marqués via un progiciel (base de données des roulements), ou les données cinématique peuvent être obtenues auprès du fabricant. (Diamètres, nombre d'éléments roulants, etc). Pour réaliser un diagnostic fiable à partir d'un spectre, on peut donc utiliser un certain nombre de fréquences (caractéristiques) :

- Fréquence d'un défaut localisé sur la bague externe du roulement (BPFO : Ball Pass Frequency Outer race) :

$$f_{be} = \text{BPFO} = \left(\frac{n}{2}\right) f_r \left[1 - \left(\frac{D_B}{D_m}\right) \cos\beta\right] \quad (3.8)$$

- Fréquence d'un défaut localisé sur la bague intérieure du roulement (BPFI : Ball Pass Frequency Inner race) :

$$f_{bi} = \text{BPFI} = \left(\frac{n}{2}\right) f_r \left[1 + \left(\frac{D_B}{D_m}\right) \cos\beta\right] \quad (3.9)$$

- Fréquence d'un défaut localisé sur un élément roulant (BSF : Ball Spin Frequency) :

$$f_b = \text{BSF} = \left(\frac{D_m}{D_B}\right) f_r \left[\left(1 - \left(\frac{D_B}{D_m}\right) \cos\beta\right)^2\right] \quad (3.10)$$

- Fréquence d'un défaut de cage (FTF : Fundamental Train Frequency) :

$$f_c = \text{FTF} = \left(\frac{1}{2}\right) f_r \left[\left(1 - \xi \cdot \left(\frac{D_B}{D_m}\right) \cos\beta\right)\right] \quad (3.11)$$

$\xi = 1$: en cas où la bague fixe correspond à la bague externe

$\xi = -1$: en cas où la bague fixe correspond à la bague interne

Avec :

n : Nombre de billes ou de rouleaux

f_r : Fréquence de rotation, vitesse relative en tr/s entre les pistes intérieure et extérieure.

Les relations entre ces fréquences peuvent être données comme suit :

$$f_{be} = n \cdot f_c \quad (3.12)$$

$$f_{bi} = n \cdot (f_r - f_c) \quad (3.13)$$

Ces fréquences restent limitées aux nouveaux roulements, idéaux en termes de conception technique, et sont liées à des vitesses de rotation spécifiques. Plusieurs facteurs, tels que le vieillissement des roulements et les fluctuations de la vitesse de rotation des machines, affectent la valeur des fréquences caractéristiques actuelles par rapport à celles estimées théoriquement. De plus, la présence de fréquences caractéristiques dépend de diverses variables, notamment le type du défaut et la distribution de la charge. Il arrive également que le défaut persiste sans produire la fréquence caractéristique correspondante [143].

La dégradation de l'état de fonctionnement des roulements se manifeste de diverses manières, telles que :

- Une façon de moduler l'amplitude en utilisant des fréquences égales à la fréquence de rotation de l'arbre f_0 , du train FTF ou des billes BSF autour des fréquences de défauts du roulement (BPFO, BPFI) (Figure 3.26.a) ;
- La modulation d'amplitude autour des fréquences de résonance f_n peut être effectuée en utilisant des fréquences égales aux fréquences de roulement ou de rotation (BPFO, BPFI, f_0 , etc.).

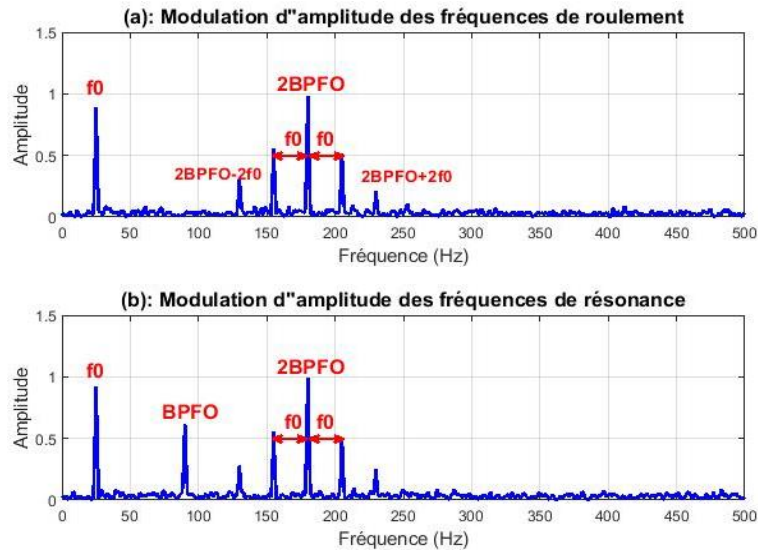


Figure 3.26 : Modulation d'amplitude

La transformée de Hilbert peut être utilisée pour effectuer une démodulation d'amplitude et de phase en calculant l'amplitude du signal analysé. Ce qui permet de diagnostiquer la dégradation des roulements et déterminer la source dans le deuxième stade.

En tenant compte de la modulation du signal par fréquence f_m , les équations des fréquences caractéristiques sont modifiées ainsi :

- Défaut sur la bague intérieure :

$$f_{bi_Mod} = \frac{f_r \cdot n}{2} \left(1 + \frac{D_B}{D_m} \cos\beta \right) \pm f_m \tag{3.14}$$

- Défaut sur la bille :

$$f_{bille_Mod} = \frac{f_r}{2} \cdot \frac{D_m}{D_B} \left(1 - \left(\frac{D_B}{D_m} \cos\beta \right)^2 \right) \pm f_m \tag{3.15}$$

Cette modulation du signal résulte des imperfections de construction, de montage ou de fonctionnement.

Lorsqu'un défaut survient dans la bague extérieure ou intérieure des roulements, un peigne de lignes apparaît avec un pas correspondant aux fréquences de défauts des bagues. À chaque composante de ce peigne, est associée une paire de bandes latérales espacées de la

fréquence de rotation, en cas de charge dynamique importante due, par exemple, à un déséquilibre (figure 3.27).

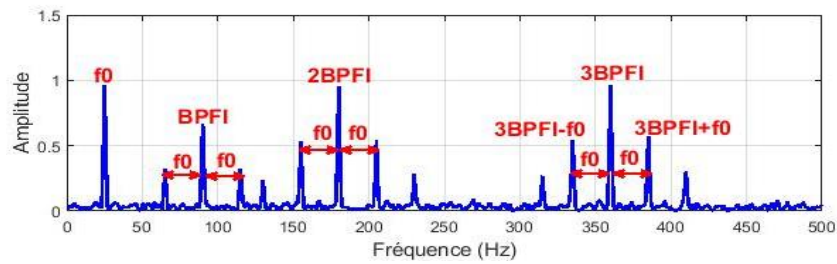


Figure 3.27 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de bague fixe

En cas de charge axiale pure, la charge reste constante quelle que soit la position du défaut. La présence d'une à deux paires de bandes latérales autour de chaque composante du peigne (comme illustré dans la figure 3.28) entraîne une modulation de l'amplitude et de la fréquence des chocs. L'espacement de ces bandes correspond, en fonction de l'emplacement du défaut, à la fréquence de rotation de l'arbre ou de la cage.

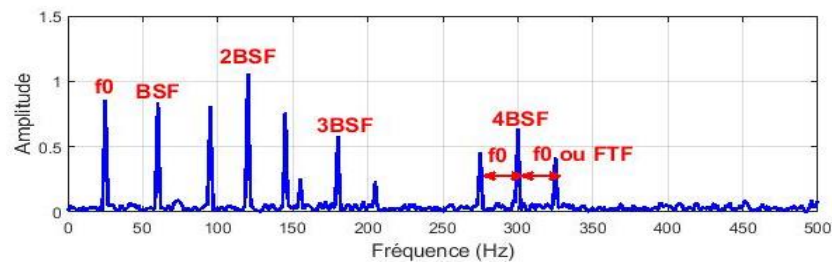


Figure 3.28 : Signature vibratoire théorique d'un défaut affectant la bague tournante ou un élément roulant dans le cas d'une charge axiale pure

En présence d'une charge radiale pure, la taille de la zone de charge est déterminée par la valeur du jeu interne radial fonctionnel. Plusieurs paires de bandes latérales sont associées à chaque partie du peigne, avec un espacement correspondant à la fréquence de rotation de l'arbre ou de la cage, en fonction de l'emplacement du défaut (figure 3.29).

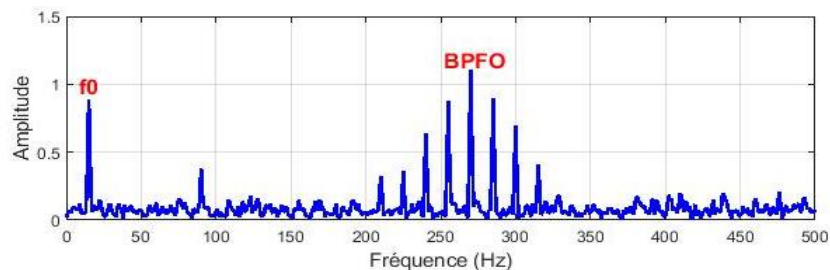


Figure 3.29 : Signature vibratoire théorique d'un défaut affectant la bague tournante ou un élément roulant dans le cas d'une charge radiale pure

Dans le domaine des vibrations, un déversement de bague se remarque par la présence d'une raie d'amplitude significative, dont la fréquence correspond à celle du défaut de déversement de la bague. L'amplitude de cette composante est nettement supérieure à celle

de ses premiers harmoniques avant que le défaut ne conduise à des écaillages dus à la fatigue. (figure 3.30) [98].

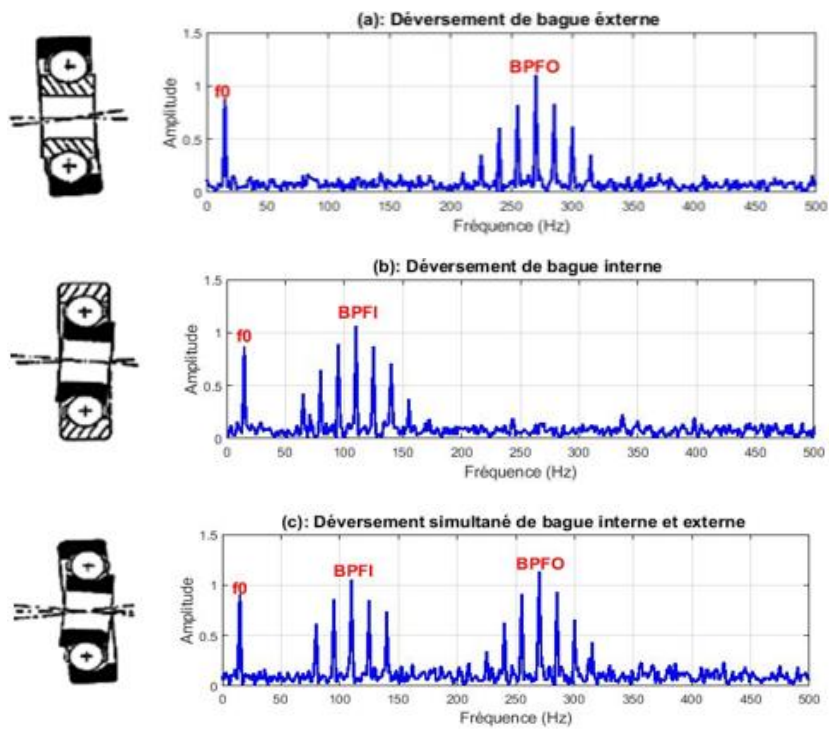


Figure 3.30 : Signature vibratoire théorique d'un défaut de déversement de bagues

3.8.1 Etude de cas

Une base de données pour certains défauts de roulements de l'Université de Paderborn a été exploitée pour analyser certains signaux réels. Toutes les informations détaillées concernant les données et leur modélisation ne sont pas explicitement fournies ici, mais elles sont incluses dans la référence [125].

Les signaux sélectionnés sont pour le même type de roulements (6203) et avec les mêmes dimensions géométriques, comme indiqué dans le tableau 3.3. La différence réside uniquement dans la nature du défaut présenté dans chaque signal de roulement. Nous rappelons que dans tous les cas de mesure, l'élément tournant est l'arbre.

Tableau 3.3 : Descriptions des roulements

Type de roulement	Roulement à billes à gorge profonde 6203		
Géométrie	Diamètre primitif	29.05 mm	
	Diamètre de bille	6.75 mm	
	Nombre de billes	8	
Constructeur / Paramètres	FAG	Capacité de charge statique	4750 N
		Capacité de charge dynamique	9500 N
		Vitesse limite	12000 rpm

Les fréquences caractéristiques des défauts du roulement 6203 sont calculées à partir des équations précédentes (3.8), (3.9), (3.10) et (3.11), et les résultats figurent dans le tableau 3.4.

Tableau 3.4 : Fréquences caractéristiques des défauts

Défaut	Fréquence de rotation (Hz)	Fréquence de défaut (Hz)
FTF	25	9.5955
BPFO	25	76.7642
BPFI	25	123.2358
BSF	25	50.8918

L'objectif de l'exploitation de ces données est d'appliquer l'analyse d'enveloppe afin de détecter les défauts de roulements. Les signaux de vibration défectueux seront comparés à un signal de référence d'un roulement sain (Sans défaut). D'autre part nous avons ploter le spectre de puissance (PSD) qui est considéré comme un outil qui permet de représenter les éléments spectrales d'un signal.

La figure 3.31 montre les signaux de vibration bruts pour le roulement sain et le roulement défectueux. Comme première étape qui précède le processus de diagnostic et la recherche de la localisation du défaut, on peut observer la différence entre le type des deux signaux et l'amplitude de leurs oscillations.

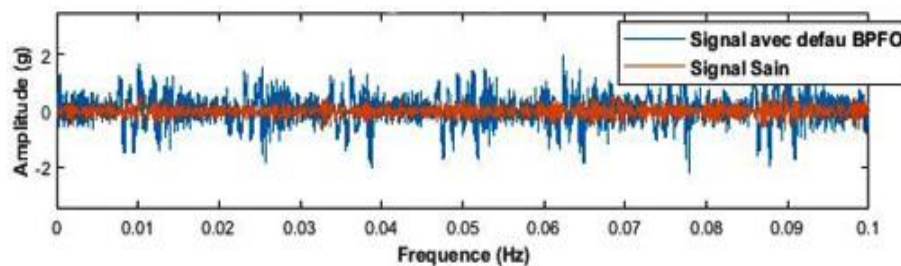


Figure 3.31 : Signaux temporels des roulements sains et avec défaut BPFO

La figure 3.31 montre que le signal défectueux (Signal avec defau BPFO) est dominé par des réponses impulsionnelles répétées à certaines fréquences (fréquences de défaut BPFO). Pour détecter l'emplacement de ce défaut, la réponse impulsionnelle est isolée en exploitant le spectre de puissance et l'analyse de l'enveloppe, comme le montrent les figures 3.32 et 3.33.

Le spectre de puissance du signal sain (Figure 3.32) montre qu'il n'y a pas d'énergie concentrée sur les pics des fréquences de défauts (BPFO et BPFI). Tandis que le spectre de puissance du signal défectueux (Def BPFO), la puissance spectrale est située sur les pics de fréquence de défaut BPFO de la bague externe du roulement.

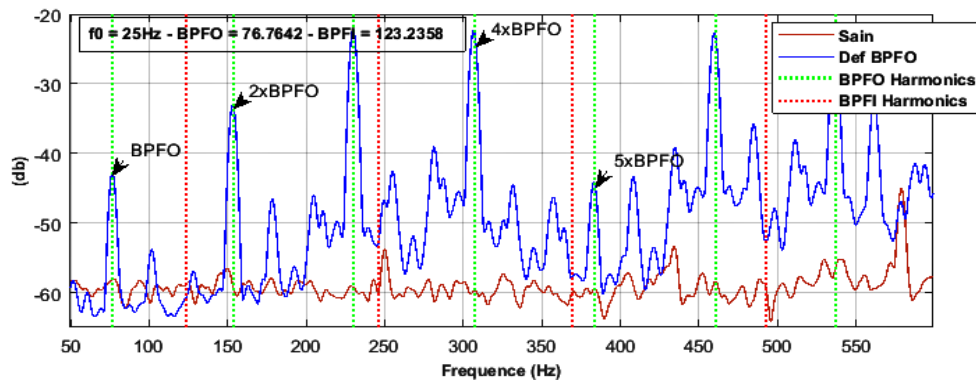


Figure 3.32 : Spectres de puissance des roulements sain et avec défaut BPFO

Le spectre d'enveloppe du signal sain illustré dans la figure (3.33.a) ne montre aucun pic autour des fréquences de défaut du roulement seulement un bruit de fond est présent. Tandis que le spectre d'enveloppe du signal défectueux (Figure 3.33.b) montre l'apparition de nouvelles fréquences, spécifiques à la fréquence de défaut BPFO de la bague extérieure du roulement avec ces harmoniques 2xBPFO, 3xBPFO, etc.

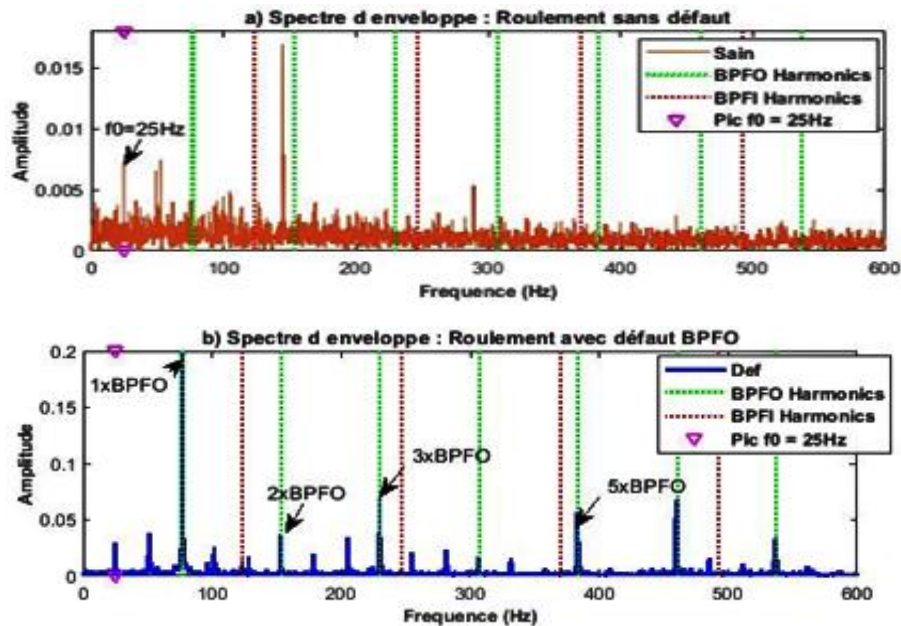


Figure 3.33 : Spectres d'enveloppe, (a) Roulement sain, (b) roulement défectueux BPFO

L'exemple suivant concerne le diagnostic d'un défaut localisé dans la bague interne d'un roulement. La figure 3.34 montre une différence entre la nature et l'échelle d'amplitude des signaux temporels sain (signal sain) et défectueux (signal avec défaut BPFH).

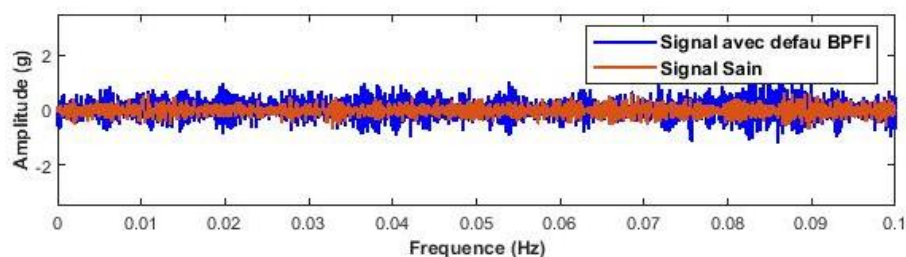


Figure 3.34 : Signaux temporels des roulements sains et avec défaut BPFH

On observe aussi au niveau des spectres de puissance (Figure 3.35) et d'enveloppe (Figure 3.36), qu'il y a des pics qui coïncident clairement avec la fréquence du défaut de la bague intérieure BPFI du roulement, avec ces harmoniques 2xBSF, 3xBSF, 4xBSF.

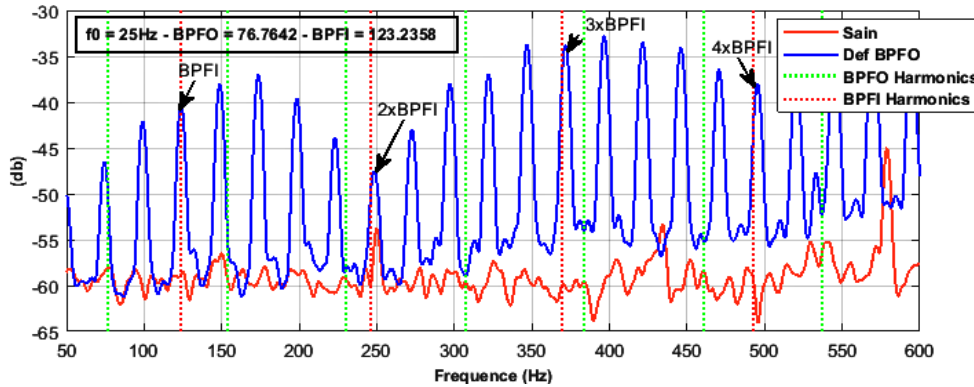


Figure 3.35 : Spectres de puissance des roulements sain et avec défaut BPFI

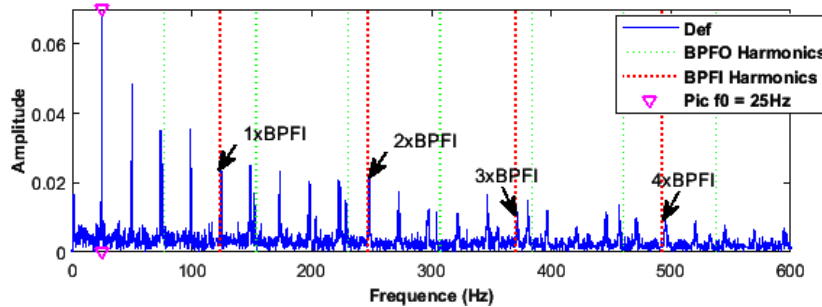


Figure 3.36 : Spectre d'enveloppe d'un roulement avec défaut BPFI

De plus, un autre signal a été sélectionné qui contient un défaut combinant les deux défauts précédentes BPFO et BPFI (défaut de bague intérieure et de bague extérieure.). Lorsque la gravité du défaut est importante, il en résulte de fortes pulsations périodiques, comme le montre le signal de vibration du roulement sur la figure 3.37.

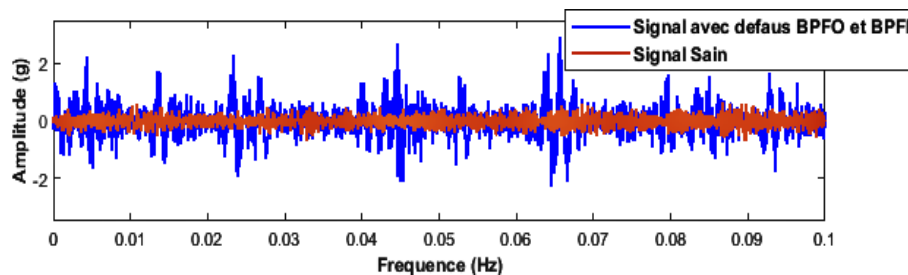


Figure 3.37 : Signaux temporels des roulements sains et avec défaut BPFO-BPFI

Les spectres de puissance (Figure 3.38) et d'enveloppe (Figure 3.39) montrent qu'il existe des pics qui coïncident clairement avec les fréquences de défaut de la bague intérieure BPFI et de la bague extérieure du roulement BPFO, avec une dominance d'harmoniques pour chaque fréquence de défaut.

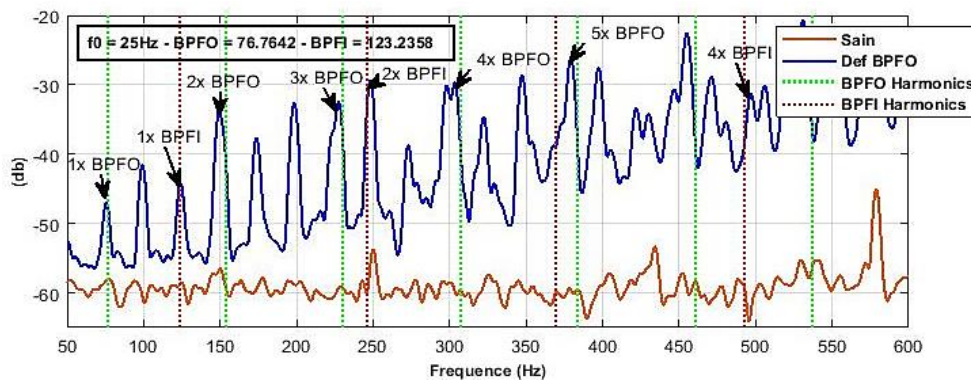


Figure 3.38 : Spectres de puissance des roulements sain et avec défaut BPFO-BPFI

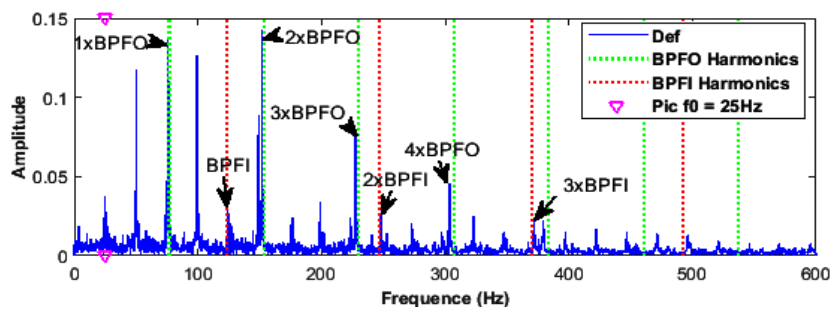


Figure 3.39 : Spectre d'enveloppe d'un roulement avec défauts BPFO-BPFI

À partir des signaux sélectionnés, on peut dire que la combinaison de l'analyse du spectre de puissance et de l'enveloppe constitue un moyen efficace de détecter et de diagnostiquer les défauts des roulements à billes.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, on a montré plusieurs défauts qu'on peut rencontrer dans le cas des machines tournantes, et on a présenté les différentes signatures vibratoires qui les caractérisent. Par ailleurs, on peut rencontrer d'autres défauts qui ont une influence sur le comportement de la machine comme :

- défauts dus à une anomalie électromagnétique ;
- les défauts spécifiques aux pompes ;
- dégradation de l'accouplement ;
- défauts électriques ;
- passages d'aube.

CHAPITRE 04 :

ANALYSE DU COMPORTEMENT VIBRATOIRE D'UN GROUPE TURBINE A GAZ - GENERATEUR

4.1 Introduction

De nombreuses techniques sont utilisées pour surveiller l'état des turbomachines afin de les maintenir opérationnelles, comme la Transformée de Fourier Rapide (FFT), les tracés de l'axe central de l'arbre moyen (en anglais average shaft centerline), l'analyse de l'orbite, les tracés polaires et ceux de Bode, comme détaillé dans [11]. Les principales causes de détérioration des turbomachines peuvent être de nature mécanique, comme un désalignement, un balourd, un frottement, un jeu mécanique, des arbres fissurés ou un manque d'huile de lubrification, etc. L'un des concepts les plus difficiles en maintenance préventive est le déséquilibre, ainsi que le mauvais alignement des accouplements d'équipements les plus critiques [144]. En utilisation réelle, les rotors ne peuvent jamais être parfaitement équilibrés en raison de défauts de fabrication tels que la porosité du moulage, la densité variable du matériau, les tolérances de fabrication et le gain ou la perte de matériau pendant le fonctionnement. Une force centrifuge est produite par un déséquilibre massique, auquel les roulements et les structures de support doivent résister [145]. L'équilibrage est nécessaire lorsque les vibrations provoquées par le déséquilibre dépassent les limites autorisées. L'équilibrage consiste à ajouter ou soustraire de la masse à un rotor pour réduire les vibrations causées par un balourd à un niveau acceptable. La vitesse de rotation unique de l'arbre 1X est un indicateur crucial du balourd des machines tournantes car elle présente des caractéristiques uniques dans le spectre vibratoire ou dans le comportement de la machine. Cependant, un rotor présentant un problème de vibration ne doit pas automatiquement être considéré comme déséquilibré [146].

En général, un désalignement important résultant d'une asymétrie du rotor ou d'une cinématique d'accouplement entraîne souvent des vibrations axiales à haute fréquence et des composants de vibrations harmoniques 2X [10].

Les frottements sont certainement l'une des défaillances génératrices de vibrations les plus fréquentes, il est donc essentiel de les différencier des autres défauts en raison des dommages considérables qu'ils provoquent [147]. Le frottement est généralement le symptôme d'un défaut primaire, tel qu'un balourd, un désalignement ou des vibrations auto-

excitées induites par un fluide, qui entraînent toutes des amplitudes de vibrations latérales élevées et/ou des changements dans l'emplacement de l'axe de l'arbre dans les jeux autorisés [148].

Plusieurs travaux de recherche ont été réalisés dans le but d'analyser les phénomènes liés à l'arc thermique et au frottement, tels que [149], [150], [151] également appelés effet Newkirk. Une autre cause du problème de frottement est la distorsion thermique du carter fixe ou de l'arc thermique de l'arbre. Si le contact est constant et qu'un frottement annulaire complet est effectué, la force du frottement pourrait provoquer un tourbillon inverse de friction sèche très dangereux. Cependant, d'autres raisons de frottement existent, telles que le mouvement tourbillonnant dans les roulements à film d'huile. La quasi-totalité des cas de frottement observés et analysés par les chercheurs sur des turbomachines récemment décennie étaient accompagnés d'excursions vibratoires 1X. De plus, de légers frottements modifient légèrement la forme des orbites. Un changement de vibration de 1X dans le tracé de l'orbite indique l'existence d'un frottement du rotor. En raison du frottement, les orbites elliptiques augmenteront, voire changeront de forme [152].

Ce chapitre traite le comportement vibratoire d'un ensemble composé d'une turbine à gaz qui transmet un mouvement de rotation avec une vitesse égale à 3000 tr/min à un générateur à l'aide d'un accouplement rigide afin de générer une puissance électrique de 220 MW. Toutes les mesures sont réalisées aux conditions de fonctionnement. Le groupe Turbine à gaz-Générateur (GT02) étudié appartient à une centrale électrique en Algérie.

4.2 Normes internationales pour les vibrations des turbomachines

L'objectif principal de ces normes internationales est de simplifier la surveillance des vibrations, car elles permettent de déterminer les seuils d'alarme et d'alerte (déclanchement) pour chaque type de machines tournantes, ainsi que de sélectionner les méthodes de mesure appropriées. Les normes de vibration sont utilisées par la majorité des producteurs pour établir des seuils de vibration. La norme ISO 10816-4 a été adoptée comme norme de vibration pour surveiller les vibrations absolues des paliers des turbines à gaz dans des conditions de fonctionnement normales. La valeur efficace RMS a été utilisé pour transmettre la sévérité des vibrations absolues. Le tableau 4.1 illustre les limites recommandées par la norme ISO 10816-4 pour les vibrations absolues.

Tableau 4.1 : Classement de niveau des vibrations absolues d'après ISO 10816-4 [153].

Zone	Limite de vibration	Description de la zone
A	Jusqu'à 4.5 mm/S _{rms}	Machine neuve
B	Jusqu'à 9.3 mm/S _{rms}	Acceptable pour un fonctionnement à long terme sans restriction
C	Jusqu'à 14.7 mm/S _{rms}	Opération limitée jusqu'à la prochaine opportunité de réparation appropriée
D	Plus de 14.7 mm/S _{rms}	Sévérité suffisante pour causer des dommages

La norme ISO 7919-4 a été utilisée comme norme de vibration pour les mesures relatives aux arbres (sondes de proximité) dans des conditions de fonctionnement normales à charge maximale et dans régime qui est permanent. Les limites maximales de vibration de l'arbre, données dans la norme ISO 7919-4 pour les turbines à gaz de 3000 tr/min sont affichées dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2 : Classement de niveau des vibrations relative d'après ISO 7919-4 [154].

Zone	Limite de vibration	Description de la zone
A	Jusqu'à 90 μm_{pp}	Machine neuve
B	90 à 165 μm_{pp}	Acceptable pour un fonctionnement à long terme sans restriction
C	165 à 240 μm_{pp}	Opération limitée jusqu'à la prochaine opportunité de réparation appropriée
D	Plus de 240 μm_{pp}	Sévérité suffisante pour causer des dommages

Selon les normes internationales relatives aux turbines à gaz ISO 10816-4 et ISO 7919-4, les niveaux de vibrations établis se situent bien dans la zone A. Habituellement, le seuil d'alarme et le seuil de déclenchement (danger) sont fixés à la limite d'entrée B/C et C/D respectivement.

4.3 Description et mesure

Le guidage en rotation du groupe GT02 est réalisé à l'aide de quatre paliers hydrodynamique situés aux extrémités de la turbine (P.1 et P.2), et aux extrémités du générateur (P.3 et P.4) (figure 4.1). D'autre part, les caractéristiques du groupe GT02 comprennent :

- Nombre d'arbres : 2 arbres couplés ;
- Nombre d'étages turbine : 4 ;
- Nombre d'étages compresseur : 15 ;

- Vitesse de rotation : 3000 tr/min ;
- Puissance Max : 340 MW ;
- Nombre des chambres de combustion : Une chambre annulaire ;
- Nombre des brûleurs : 24.

Les emplacements de mesure typiques sont montrés à la figure 4.1.

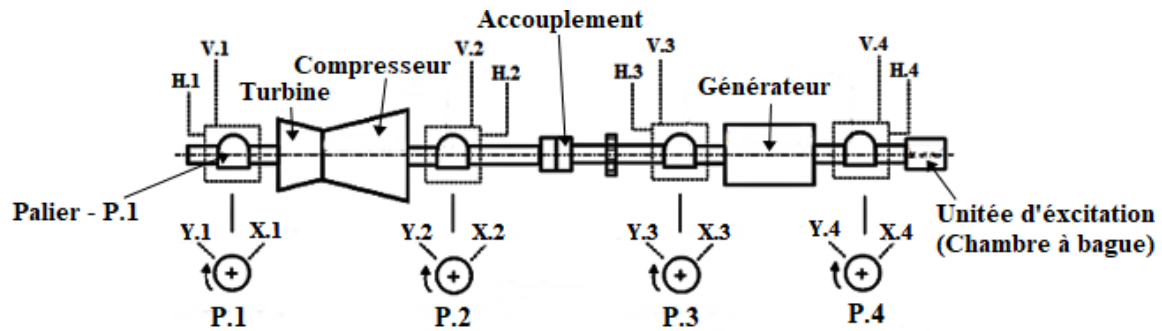


Figure 4.1 : Emplacements de mesure typiques pour le groupe GT02

Pour les cas de surveillance des grandes machines tournantes (turbine à gaz), des abréviations sont souvent utilisées pour faciliter la lecture des points de mesure. On a les abréviations des points de mesure sur la figure 4.1 sont nommées comme suit :

- P : Palier (1, 2, 3, 4 : Numérotation des paliers)
- V : Mesure absolue - Radial Vertical
- H : Mesure absolue - Radial Horizontal
- X : Mesure relative - à droite
- Y : Mesure relative - à gauche

Ces abréviations sont utilisées comme référence pour ce chapitre.

Les vibrations sont mesurées au niveau des quatre paliers par deux types de capteurs. Les vibrations relatives du rotor (μm_{p-p}) sont mesurées par deux capteur de proximité (sondes sans contact) positionnées à 45° dans chaque palier, comme le montre la figure 4.2. Afin de mesurer les vibrations absolues ($\text{mm}/\text{s}_{\text{rms}}$), des accéléromètres piézoélectriques (sondes à contact) ont été placés tout au long de la ligne d'arbre sur quatre paliers dans les deux directions radial horizontal et radial vertical (figure 4.2.).



Figure 4.2 : Positionnement des capteurs : (a) Capteurs de proximité; (b) Capteurs d'accéléromètres

Dans le but de réaliser des opérations de surveillance fiable et de diagnostic précises, différents appareils de mesure et de surveillance disponibles ont été utilisés tel que :

- VM600 système de surveillance et protection ;
- 01 Analyseur de vibrations de marque OROS 16 Voies avec un capteur Keyphasor ;
- 01 Collecteur de données VIBROTEST 60 ;

De nombreuses fonctionnalités sont prises en compte dans les études dynamiques des machines tournantes. Le rotor possède ses propres caractéristiques telles que la masse et la raideur et est soumis aux effets gyroscopiques, d'autre part, les paliers ont leurs propres caractéristiques dynamiques (qui peuvent être spécifiées en termes d'impédance), notamment la rigidité et l'amortissement. Dans une turbomachine, le rotor tourne dans un fluide qui va intervenir sous des effets de masse ajoutée et d'impédance [155].

Dans le cas des rotors rigides et flexibles, il existe une différence résidant dans la vitesse à laquelle le rotor fonctionne et sa propre vitesse critique (la vitesse angulaire théorique qui excite la fréquence naturelle de l'objet rotatif). Dans le cas où la vitesse critique est plus grande que la vitesse de fonctionnement, le rotor est traité comme rigide, dans le cas où le rotor passe par une ou plusieurs vitesses critiques sur le chemin de la vitesse de fonctionnement, il est considéré comme flexible (Figure 4-3).

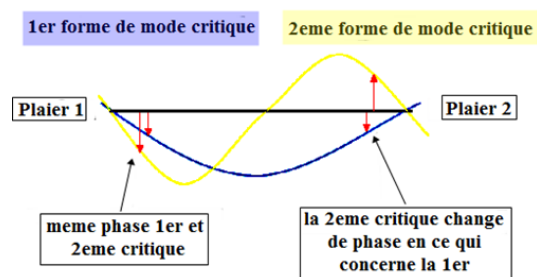


Figure 4-3 : Forme du mode de rotor GT02

Le rotor du groupe GT02 passe à travers la 1^{ère} et la 2^{ème} vitesse critique avant d'atteindre la vitesse nominale (3000 tr/min). La 1^{ère} vitesse critique est comprise entre 1100-1300 tr/min et la 2^{ème} se situe dans la plage de 1700-1800 tr/min.

Une représentation graphique du comportement des vibrations du rotor du groupe GT02 traversant la 1^{ère} et la 2^{ème} vitesse critique est représentée dans la figure 4-4.

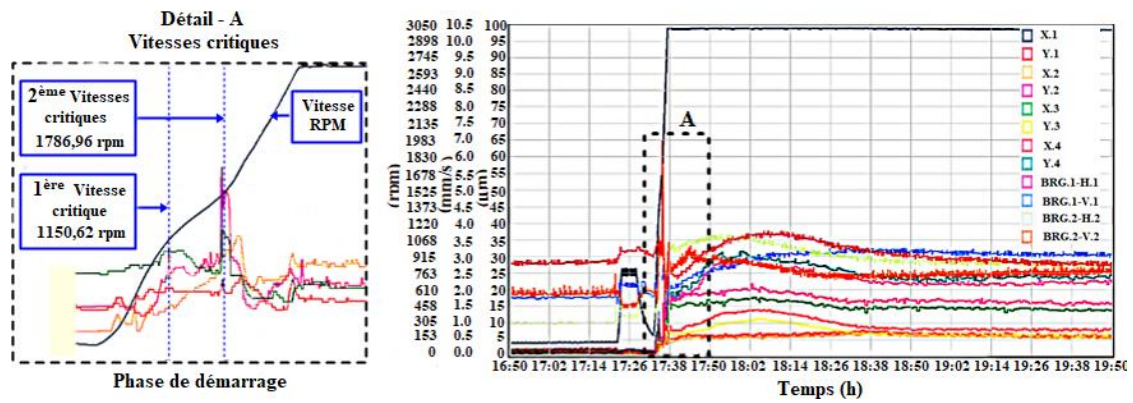


Figure 4.4 : Vitesses critiques du rotor GT02 pendant la phase de démarrage

Au cours des 1^{ère} et 2^{ème} vitesses critiques, les vibrations sont naturellement toujours plus élevées.

La tâche principale d'une machine tournante est de convertir l'énergie de type mécanique en énergie de type électrique (fonctionnement en générateur) ou électrique en mécanique (fonctionnement en moteur). En principe, toute machine tournante peut fonctionner dans les deux modes. La conversion de l'énergie est basée sur des effets physiques électromagnétiques. Ils s'expriment du côté mécanique sous forme de forces dans des champs magnétiques, et du côté électrique sous forme de tensions induites par des champs magnétiques. Le transport ultérieur de l'énergie s'effectue du côté mécanique via un couple appliqué à un arbre. Du côté électrique, un système de courant alternatif monophasé ou multiphasé effectue le transport d'énergie stationnaire requis. Le système AC triphasé s'est imposé comme le système principal au monde.

Un générateur est composé de stator (partie fixe), et d'un rotor (partie mobile) et des éléments externes du générateur. L'énergie électrique est générée dans le composant clé du générateur, l'enroulement du stator (enroulement d'induit), qui se connecte aux bornes du générateur [3].

Le générateur triphasé possède un couplage direct avec le rotor et la turbine à gaz. Il est refroidi par air et ventilé en circuit fermé et dispose d'échangeurs air-eau montés dans la partie inférieure du boîtier. Dans sa configuration, le circuit de ventilation est complété par une petite fosse située sous le générateur. Cette configuration est typique des générateurs connectés à des turbines à vapeur ou à gaz à déchargement axial ou latéral. L'unité d'excitation (chambre à bagues), est fixée sur le prolongement du carter du générateur du côté opposé à la bride d'un accouplement de la turbine comme le présente la figure 4.1.

Pour les connexions d'excitation axiale reliant les bagues collectrices au bobinage inducteur dans l'unité d'excitation (chambre à bagues), un trou axial est percé dans l'extrémité opposée

du rotor. Les bagues collectrices et le ventilateur sont connectés à la même extrémité, comme le présente la figure 4.5.

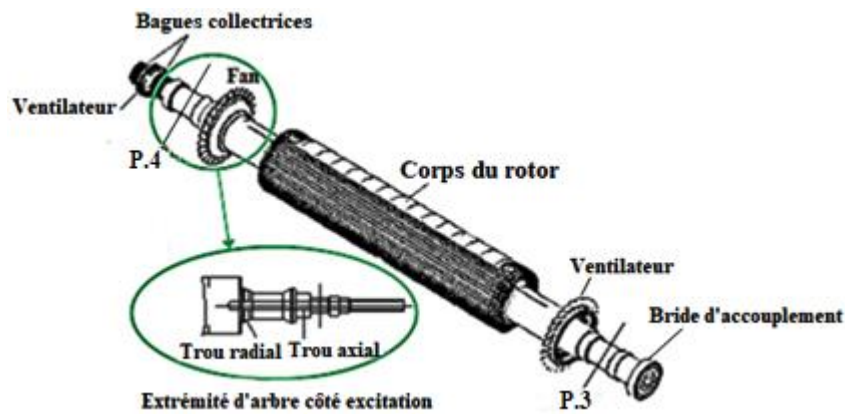


Figure 4.5: Rotor coté générateur

4.4 Résultats et discussion

La mesure de l'évolution temporelle des vibrations permet de surveiller leur intensité, facilitant ainsi l'analyse des tendances globales.. Lorsque les vibrations atteignent le seuil d'alarme, des processus diagnostics doivent être effectués pour éviter les seuils dangereux. Lorsque le seuil de déclenchement est atteint, le groupe GT02 doit être arrêtée et des mesures rapides doivent être prises pour réduire les vibrations. Le rotor considéré passe par deux vitesses critiques avant d'atteindre 3000 tr/min : la première est comprise entre 1100 et 1300 tr/min, et la seconde est comprise entre 1700 et 1800 tr/min, comme le montre la figure 4.4. A ces deux vitesses critiques, les vibrations sont généralement plus élevées. Toutes les mesures se situent dans les meilleures zones ISO 10816-4 et ISO 7919-4 une fois que la turbine à gaz a atteint sa vitesse nominale ; à ce stade, la vibration se stabilise à de faibles niveaux.

Les limites de vibrations transitoires répertoriées dans le tableau 4.3 sont utilisées comme référence pour cette partie d'étude.

Tableau 4.3 : Limites de vibrations absolues et relatives de groupe GT02

Type de mesure	Seuil d'alarme	Seuil de danger
Absolu	9.3 mm/s _{rms}	14.5 mm/s _{rms}
Relative	165 μm _{pp}	240 μm _{pp}
S _{max}	85 μm	120 μm

Les figures (4.6) et (4.7) présentent les changements des vibrations absolues et relatives dans différents point de mesures pour deux phase, démarrage et permanent (Vitesse nominale 3000 tr/min et de puissance 220 MW).

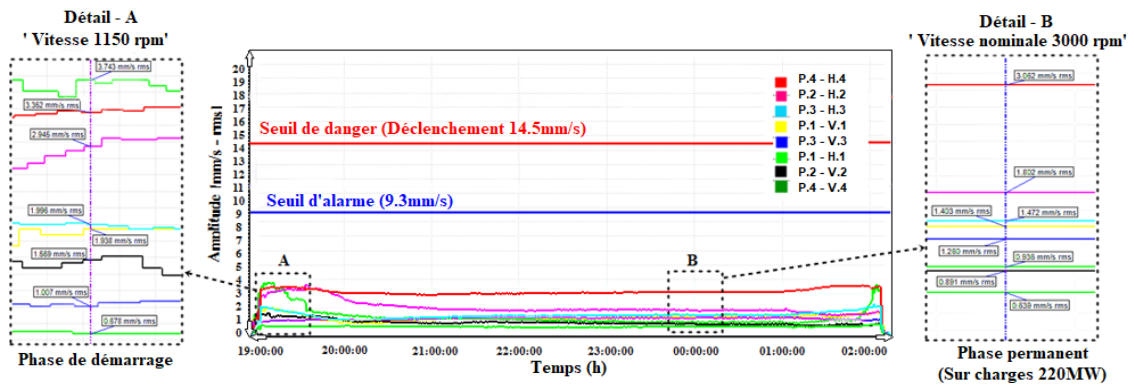


Figure 4.6 : Tendence des vibrations absolues dans les 4 paliers (Horizontale et verticale) du 28/03/2021 - 18 : 55 :00 au 29/03/2021 - 02 : 10 :00

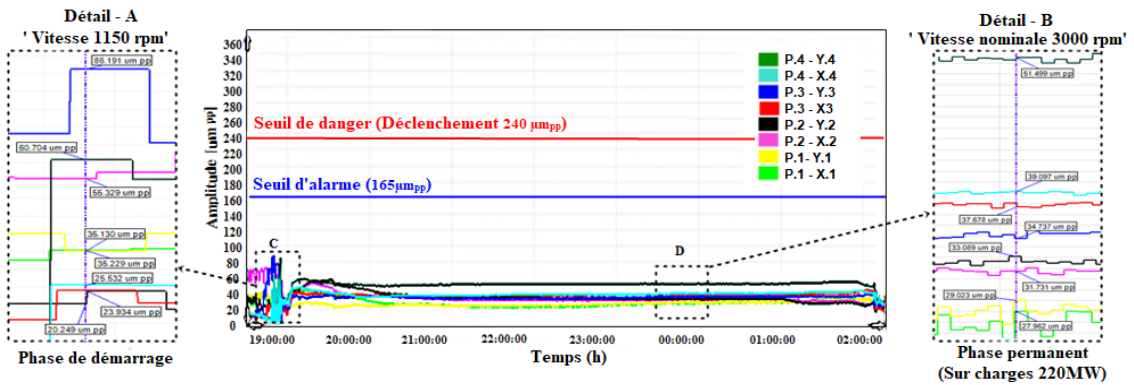


Figure 4.7 : Tendence des vibrations relatives dans le 4 paliers (Gauche et Droite à 45°) du 28/03/2021 - 18 : 55 :00 au 29/03/2021 - 02 : 10 :00

Le tableau 4.4 donne les valeurs maximales des vibrations absolues et relatives en phase permanent du groupe GT02.

Tableau 4.4 : Valeurs maximales de vibrations absolues et relatives en phase permanent

Vibrations	P.1		P.2		P.3		P.4	
	H.1	V.1	H.2	V.2	H.3	V.3	H.4	V.4
absolues (mm/s)	0.936	1.403	1.802	0.891	3.062	1.260	1.472	0.639
relatives (µm _{pp})	X.1	Y.1	X.2	Y.2	X.3	Y.3	X.4	Y.4
	27.962	29.023	33.089	31.731	34.737	37.678	39.097	51.499

A partir des résultats obtenus (Figure 4.6 et 4.7, tableau 4.4), Le groupe GT02 présente des niveaux de vibrations très faibles.

Pour les deux phase de fonctionnements (Démarrage et permanent) , toutes les valeurs ont des valeurs, inférieures à 3.743mm/s_{rms} (Fig 6 - détail A) pour les vibrations absolues et inférieures à 86.191µm_{pp} (Figure 4.7 - détail A) pour les vibrations relatives. Grâce à ces mesures, nous concluons que les vibrations restent dans la zone A selon la norme internationale ISO 10816-4 avec ISO 7919-4. Les valeurs sont très éloignées du seuil d'alarme 9,3 mm/s_{rms} et 165µm_{pp}.

Il est toujours recommandé de disposer de signaux de référence en condition de fonctionnement normal (Etat sain – Sans défauts) afin de pouvoir diagnostiquer les dysfonctionnements lorsqu'ils surviennent.

La figure 4.8 montre les signaux de vibration relatifs non filtrés avec leurs spectres dans les paliers P.2, P.3 et P.4, respectivement. Les mesures des signaux ont été prises avant que les défauts ne surviennent.

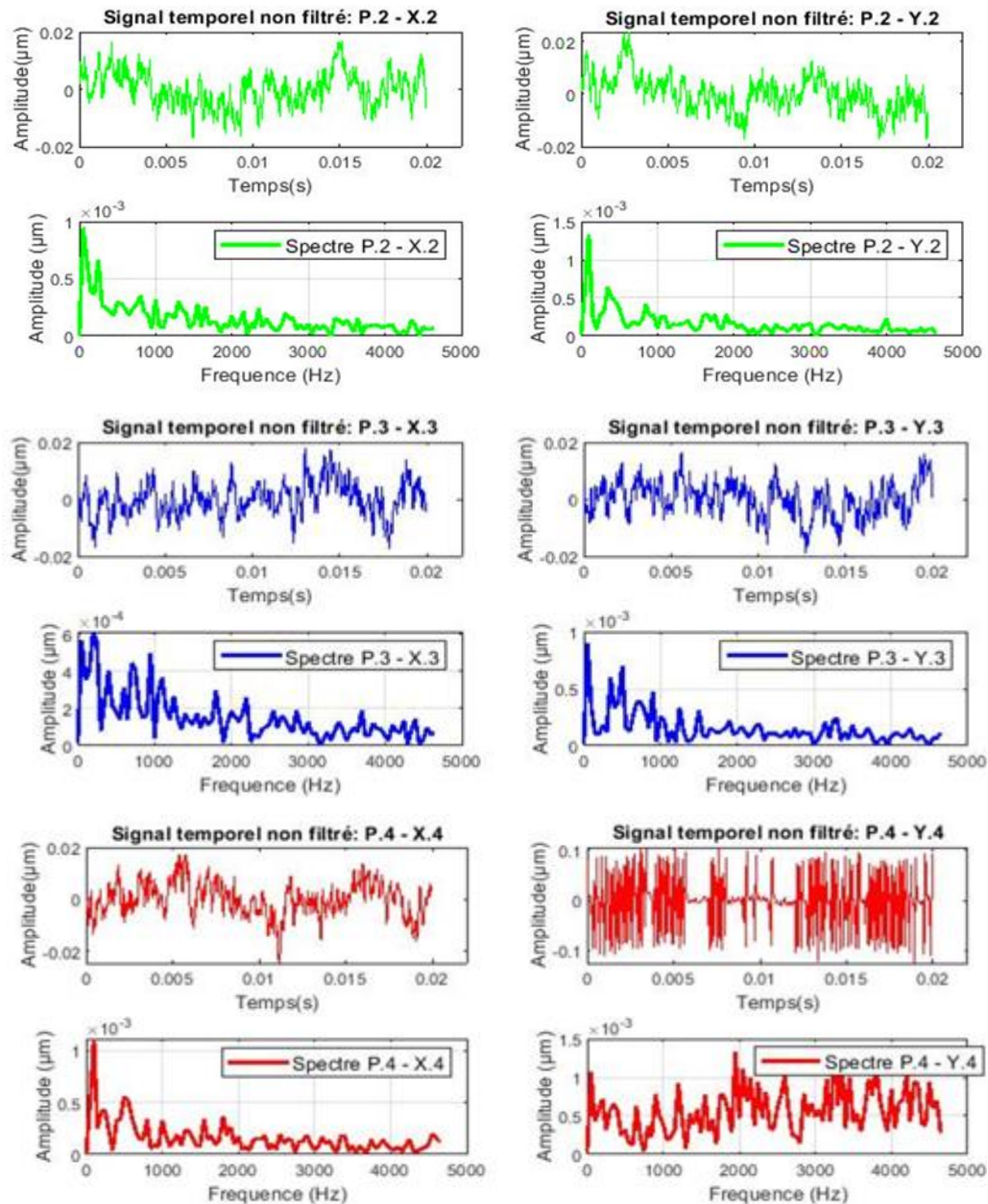


Figure 4.8 : Signaux temporels non filtrés et leurs spectres des vibration relatives dans les paliers P.2, P.3 et P.4

Comme le montre la figure 4.8, il est très difficile d'interpréter les spectres de signaux temporels non filtrés. Les opérations de filtrage permettent d'obtenir des spectres faciles à lire et à interpréter.

En condition de fonctionnement normal (Pas de défaillance), les spectres peuvent être extraits à partir des signaux temporels filtrés et pris comme références (signatures) de l'état sain du groupe GT02. La figure 4.9 montre les signaux vibratoires relatifs filtrés par un filtre passe-bande [Entre 40 Hz et 60 Hz] avec leurs spectres dans les paliers P2, P3 et P4, respectivement.

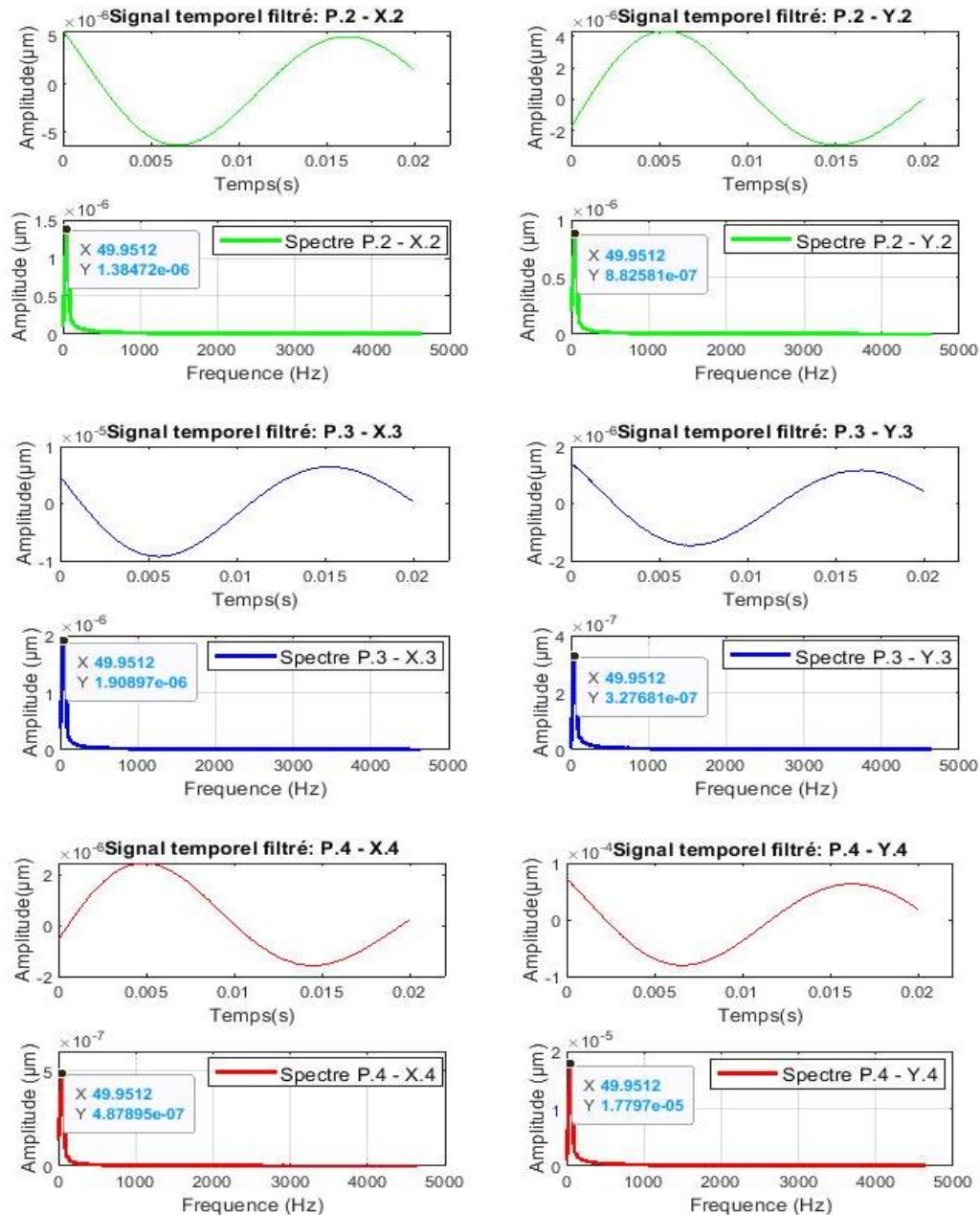


Figure 4.9 : Signature spectrale et temporels filtrés des vibrations relatives dans les paliers P.2, P.3 et P.4

D'après la figure 4.9, les spectres des paliers P.2, P.3 et P.4 indiquent la dominance d'un pic à la fréquence 50 Hz (1X), qui représente la vitesse de rotation (3000 rpm) du groupe GT02. De plus, les pics 1X des spectres et les amplitudes des signaux temporels indiquent des valeurs faibles, ce qui confirme que les conditions de fonctionnement sont bonnes.

D'autre part, les signaux de vibration relatifs sont traités pour tracer les orbites de l'axe central de l'arbre. Les tracés d'orbites basés sur le temps combinent deux signaux temporels X et Y extraits à partir de deux capteurs de proximités (sous un angle de 45°) et fournissent deux propriétés d'affichage : Orbite non filtré (Figure 4.10) et orbite filtré (Figure 4.11).

La figure 4.10 illustre les signaux temporels X et Y non filtrés qui sont affichés à gauche de tracés des orbites des paliers P.2, P.3 et P.4 pendant laquelle le rotor est à une vitesse constante de 3000 rpm. les tracés de l'orbite contient des informations sur le sens de rotation du rotor avec la vitesse, l'échelle graphique utilisée dans l'orbite ainsi que le positionnement des capteurs de mesure.

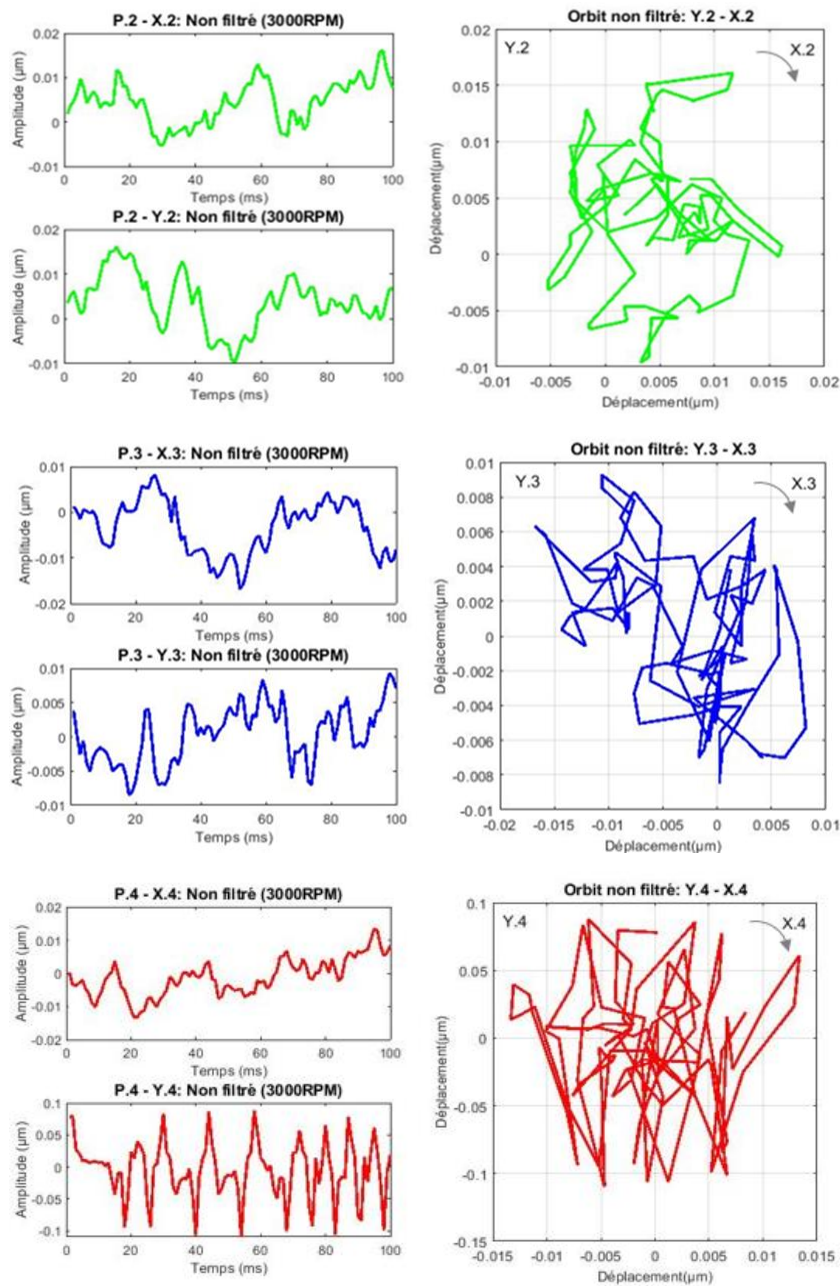
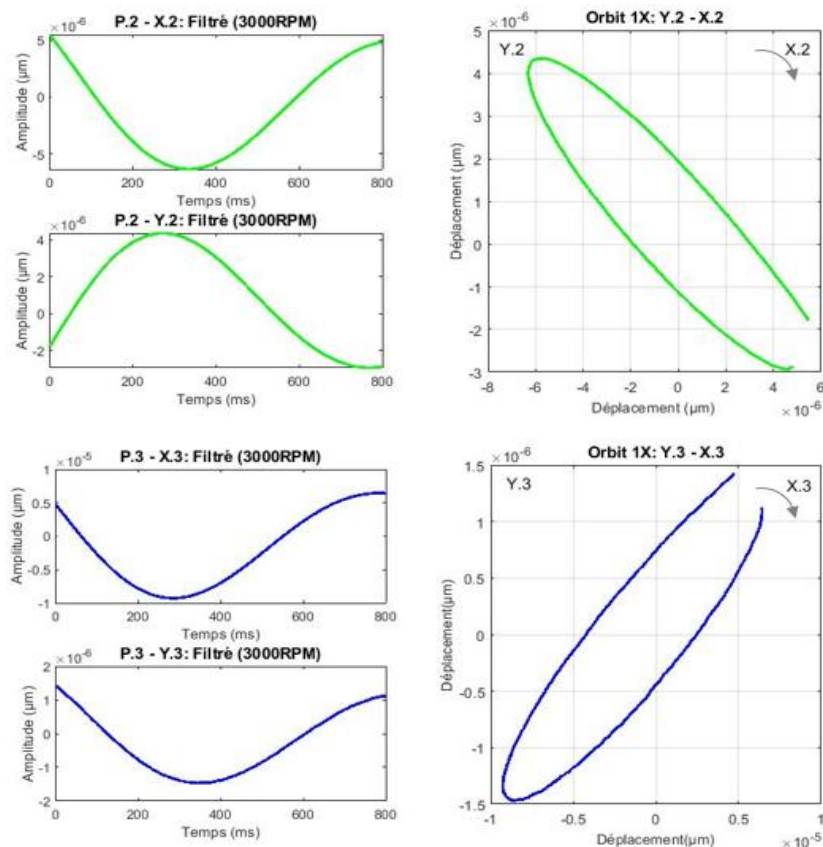


Figure 4.10 : Tracés des orbites non filtrés dans les paliers P.2, P.3 et P.4

Sur la figure 4.10 on voit que les orbites non filtrées sont difficiles à interpréter, comme c'est le cas pour les spectres non filtrés.

Lorsqu'un capteur de keyphasor n'est pas disponible, il est difficile de déterminer une seule rotation de rotor pendant le fonctionnement. Les informations du keyphasor fournissent des formes d'orbite qui facilitent l'interprétation cinématique du centre du rotor. D'autre part, des informations sur les amplitudes des orbites ainsi que sur leurs changements de forme peuvent être collectées grâce aux orbites filtrées.

La figure 4.11 montre les signaux X et Y filtrés avec un filtre passe-bande [entre 40 Hz et 60 Hz] à une fréquence de rotation de 50 Hz. Les signaux X, et Y est limité à un seul tour sur chaque orbite. Les deux formes d'onde sont échantillonnées par un nombre d'échantillons égal à 51 150 points. Ce processus vise à se concentrer sur le filtrage de la composante 1X pour supprimer les fréquences parasites et le bruit qui ne sont pas liés au comportement de groupe GT02 et aussi qui affectent l'interprétation des formes spectrales et des orbites du rotor.



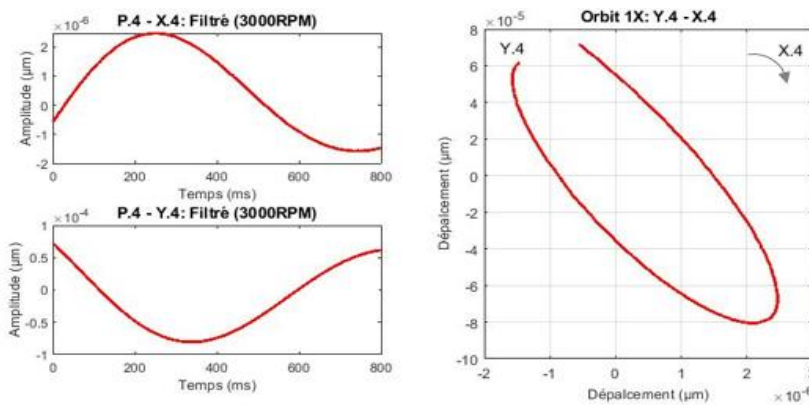


Figure 4.11 : Tracés des orbites filtrés dans les paliers P.2, P.3 et P.4

À partir de la figure 4.11, le mouvement dynamique du centre du rotor dans les paliers P.2, P.3 et P.4 peut être connu. De plus, différentes amplitudes de fréquence de rotation 1X peuvent produire différentes formes orbitales.

La combinaison des méthodes de surveillance d'état CM et l'interprétation des spectres avec les traces d'orbites permet un diagnostic fiable de l'état opérationnel de l'ensemble GT02.

Selon l'historique du comportement vibratoire de groupe GT02, les vibrations absolues et relatives des quatre paliers étaient acceptables, avec une valeur maximale inférieure à 6,4mm/s (figure 4.12) et une valeur de S_{max} égal à 59µm (figure 4.13) à une charge de 220 MW. Cependant, en mars 2022, un changement soudain du comportement vibratoire a été enregistré dans le palier P.4, dépassant le seuil d'alarme comme le montre les figures 4.12 et 4.13. Cela pourrait indiquer des défauts mécaniques au sein de la machine, tels qu'un balourd, un frottement, un jeu, un désalignement etc.

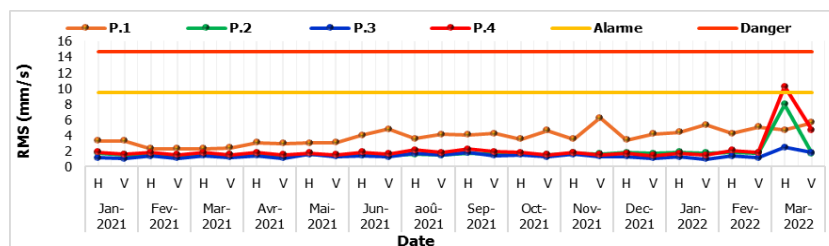


Figure 4.12 : Courbes de tendances des vibrations absolues (RMS) dans les 04 paliers (Horizontal et vertical)

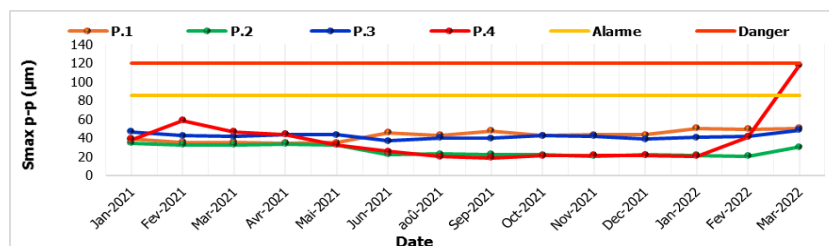


Figure 4.13 : Courbes de tendances des vibrations de déplacement maximal du rotor S_{max} (µm) dans les 04 paliers

Une fois les données historiques de vibration extraites à partie du système de surveillance et protection VM600, les indicateurs de surveillance des vibrations absolues et relatives tels que la valeur efficace RMS, le déplacement maximal de l'arbre S_{max} et l'amplitude crete à crete (pp) du déplacement de l'arbre ont été appliqués pour surveiller le comportement vibratoire de groupe GT02 et localiser le défaut avant de l'arrêter pour inspection.

Les valeurs de ces indicateurs ont été calculées à partir des signaux temporels non filtrés en prenant toute la longueur du signal vibratoire de chaque palier P1, P2, P3 et P4 dans les directions horizontal, vertical et axial pour les vibrations absolues et oblique avec un angle de 45° aux vibrations relatives, comme ulistrées sur les figures ci-dessous (Figures 4.14 et 4.15). Les signaux sont échantillonnés par un nombre de 4096 pts pour les vibrations absolus et 1024pts pour les vibrations relatives avec un temps d'acquisition de 0.025s.

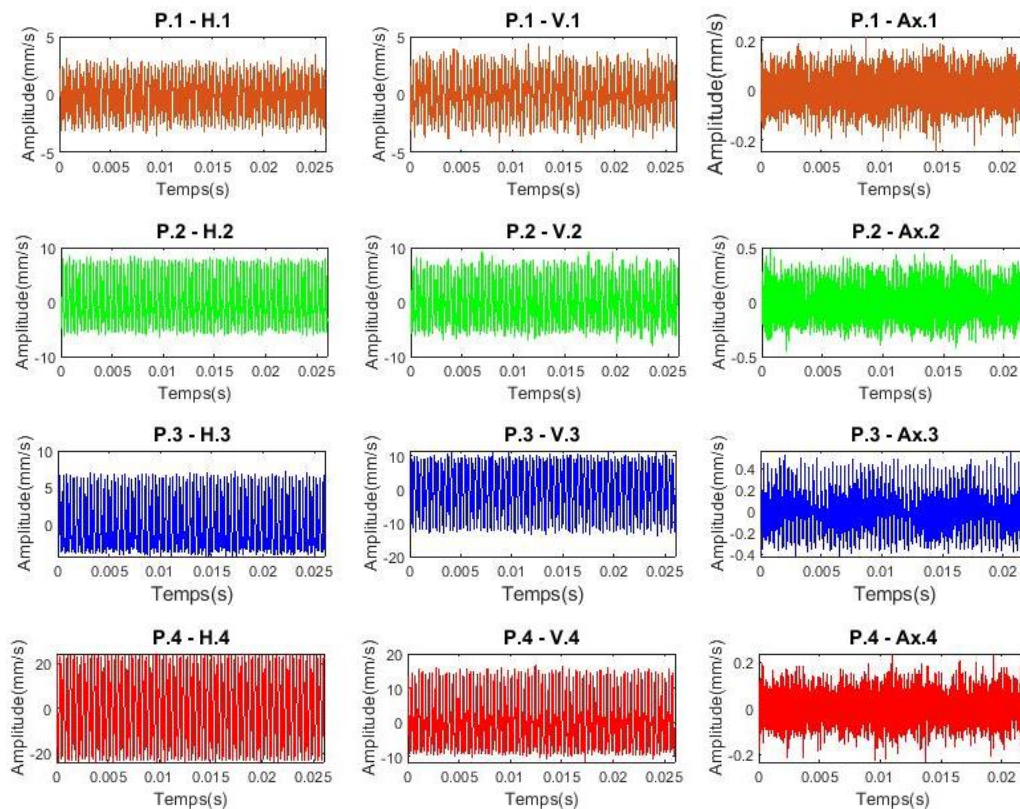
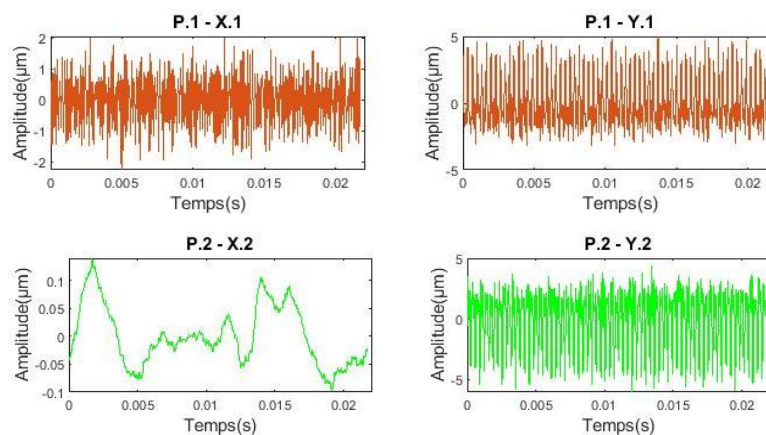


Figure 4.14 : Signaux temporels des vibrations absolues dans les 04 paliers



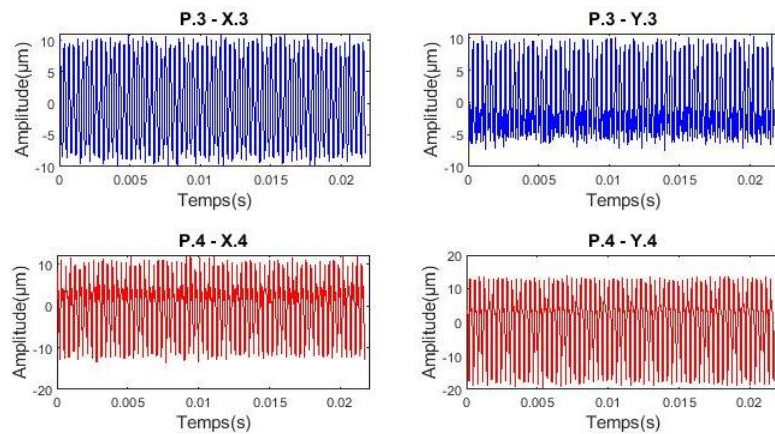


Figure 4.15 : Signaux temporels des vibrations relatives dans les 04 paliers

Sur les figures (4.16 - 4.17 - 4.18) on constate que des valeurs maximales ont été enregistrées au niveau du palier arrière du générateur P.4-H.4, où ses valeurs dépassaient le seuil d'alarme et a presque atteint le seuil de déclenchement, comme indiqué dans le tableau 4.3, selon les normes vibratoires.

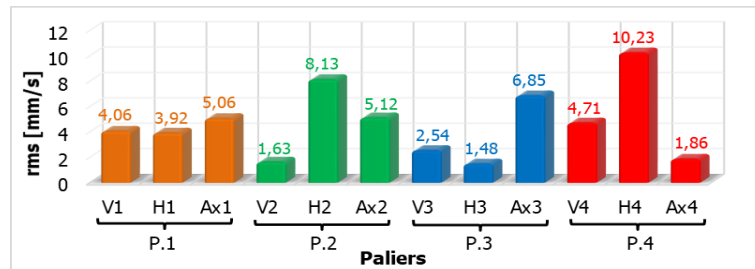


Figure 4.16 : Histogramme des vibrations absolues (RMS) dans les 04 paliers

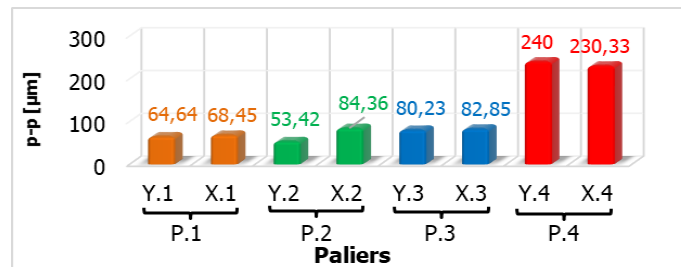


Figure 4.17 : Histogramme des vibrations relatives (p-p) dans les 04 paliers

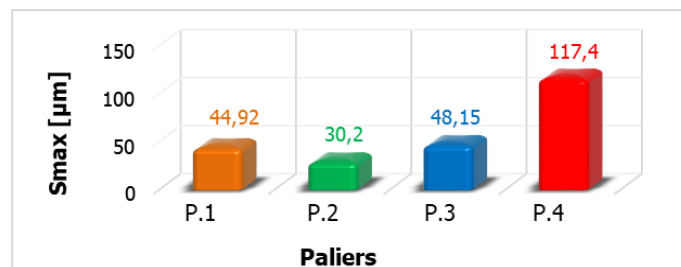


Figure 4.18 : Histogramme du déplacement maximal S_{max} de l'arbre dans les 04 paliers

L'intensité des fortes vibrations enregistrées indique qu'il existe une défaillance majeure au niveau du palier arrière du générateur P.4. on doit donc , diagnostiquer et d'évaluer les

vibrations du groupe GT02 afin d'identifier la nature de défaut (balourd, jeu, désalignement, frottement, instabilité de paliers ...) et de le corriger rapidement.

Dans cette étude on s'est basé sur les normes ISO pour identifier et localiser les défauts et leur niveau de gravité, mais ceci n'est pas suffisant pour identifier la nature de la défaillance à cause de l'effet de masque qui limite la fiabilité des indicateurs ainsi que l'absence de pertinence de la notion de seuil lorsque déconnectée de la cause sous-jacente du phénomène vibratoire peuvent être observés. Toutefois, le type de défaut peut être identifié en utilisant la méthode FFT.

Lors de la recherche des fréquences caractéristiques des défauts, l'analyse est rendue possible par l'observation spectrale. Sur la base des analyses de fréquence des endroits de mesure P.1, P.2, P.3 et P.4 (figure 4.19), il est possible de déterminer quel type de défaut existe.

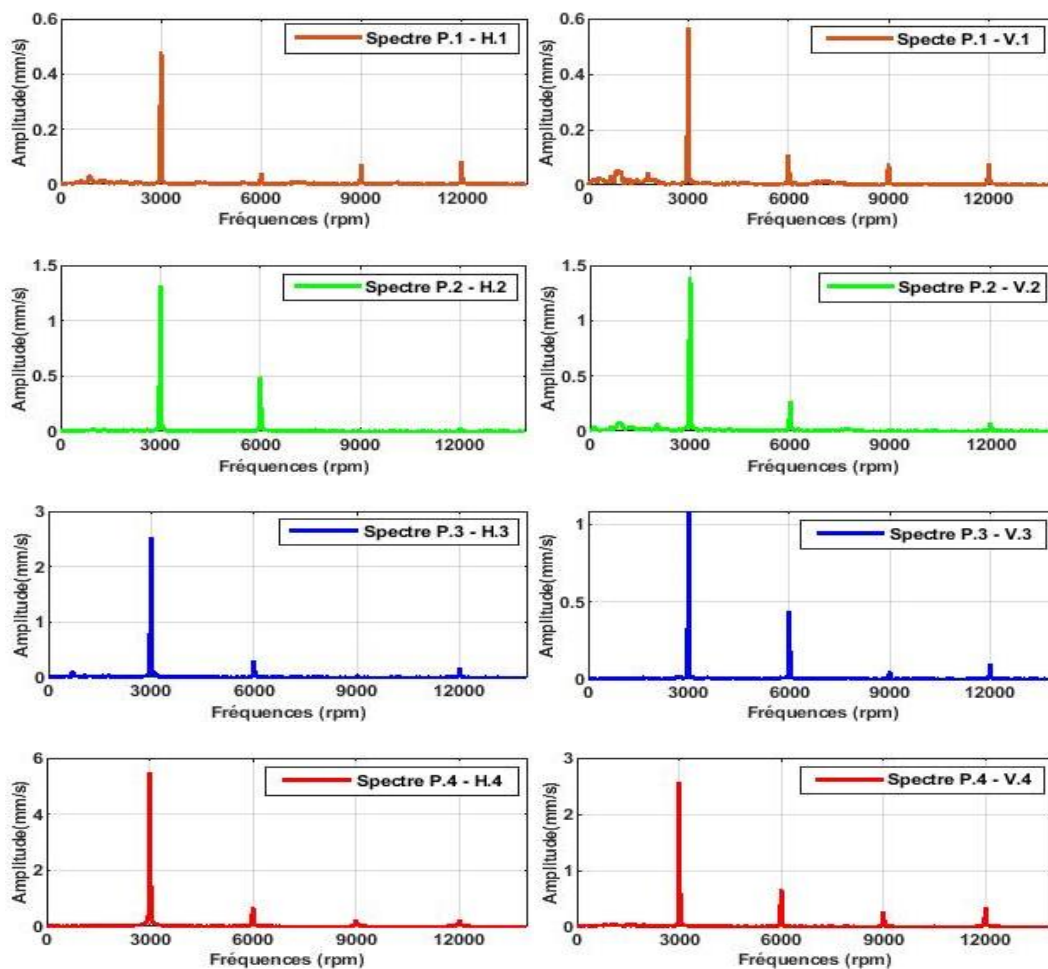


Figure 4.19 : Spectres de vibrations absolues dans les 04 paliers (horizontale et verticale)

L'analyse spectrale des vibrations absolues a révélé une fréquence dominante de 5,5 mm/s_{rms} à la fréquence fondamentale 1X dans la direction horizontale sur le palier arrière de générateur P.4-H.4, comme on peut le voir sur la figure 4.19. on peut voir l'amplitude et la fréquence des vibrations absolues dominantes sur le tableau 4.5.

Tableau 4.5 : Valeurs des pics de vibrations absolues

Points de mesures		Fréquence dominante	Amplitude (mm/s)	Harmonique
P.1	H.1	1X ($1 \times f_r$)	0.48318	2X (0.044339 mm/s)
	V.1	1X ($1 \times f_r$)	0.56705	2X (0.11097 mm/s)
P.2	H.2	1X ($1 \times f_r$)	1.3146	2X (0.49489 mm/s)
	V.2	1X ($1 \times f_r$)	1.3915	2X (0.26788 mm/s)
P.3	H.3	1X ($1 \times f_r$)	2.5453	2X (0.30926 mm/s)
	V.3	1X ($1 \times f_r$)	1.087	2X (0.43984 mm/s)
P.4	H.4	1X ($1 \times f_r$)	5.5	2X (0.67884 mm/s)
	V.4	1X ($1 \times f_r$)	2.572	2X (0.66575 mm/s)

Quelques pics d'harmoniques de fréquence de rotation peuvent être le symptôme de défauts de fabrication de l'accouplement ou d'un autre composant, mais ils sont normalement de faible intensité et ont une influence opérationnelle.

La figure 4.20 montre également le spectre des vibrations relatives du rotor, les résultats indiquant que la fréquence de base 1X est la plus dominante dans tous les points de mesure Y et X du groupe GT02.

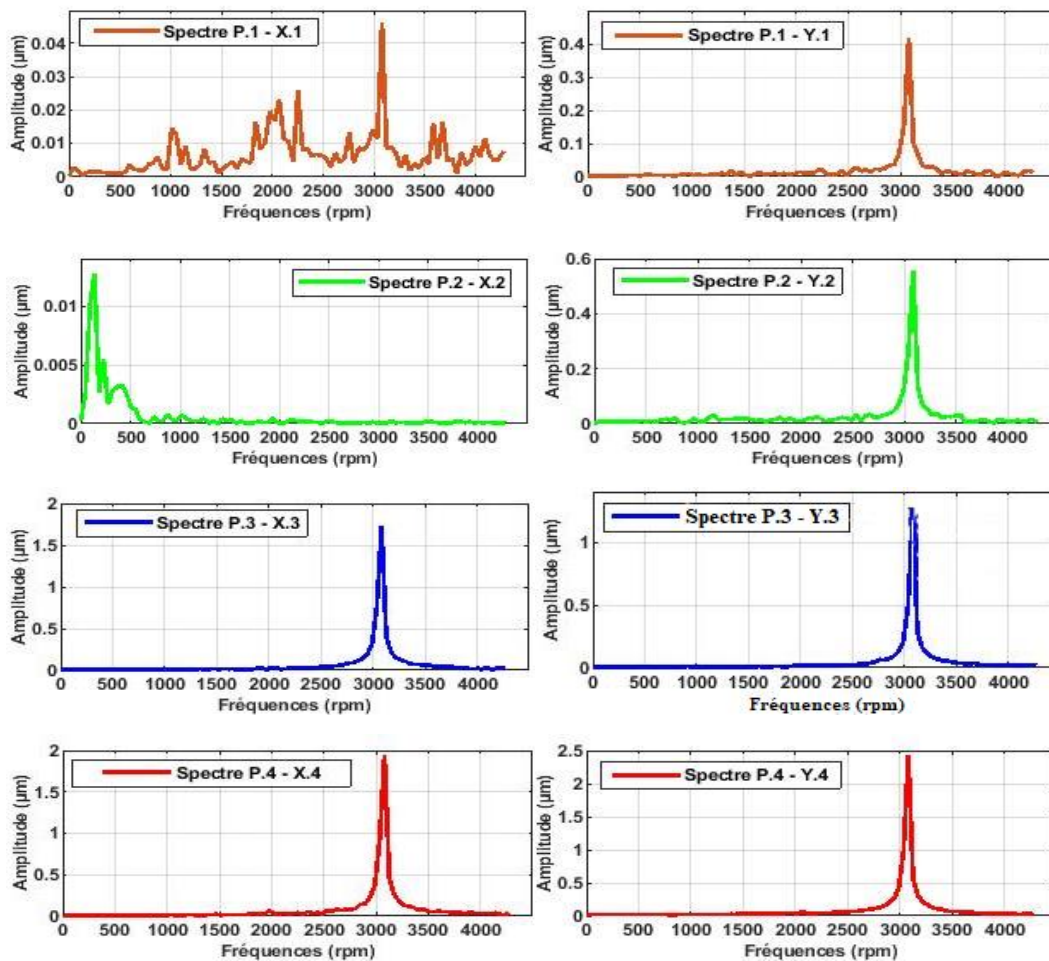


Figure 4.20 : Spectres de vibrations relatives dans les 04 paliers (gauche et droite à 45°)

Les mesures à l'aide de proximètre visent à lire l'ampleur du déplacement de vibrations dans chaque palier du groupe GT02. La plus grande valeur de vibration est $2.4409\mu\text{m}$ dans le palier P.4-Y.4 ce qui valide les résultats précédents de l'analyse des vibrations. L'amplitude maximale des vibrations relatives du rotor enregistrées sur les 4 paliers dans les directions gauche (Y) et droite (X) est répertoriée dans le tableau 4.6.

Tableau 4.6 : Valeurs des piques de vibrations relatives

Points de mesures		Fréquence dominante	Amplitude (μm)
P.1	X.1	1X ($1\times f_r$)	0.046394
	Y.1	1X ($1\times f_r$)	0.41899
P.2	X.2	/	/
	Y.2	1X ($1\times f_r$)	0.55822
P.3	X.3	1X ($1\times f_r$)	1.7223
	Y.3	1X ($1\times f_r$)	1.2393
P.4	X.4	1X ($1\times f_r$)	1.947
	Y.4	1X ($1\times f_r$)	2.4409

À une vitesse constante de 3000 rpm, les valeurs de vibration absolues et relatives dans le palier arrière P.4 du générateur ont augmenté de manière similaire, avec des pics de fréquence dominante 1X dans leurs spectres, ce qui implique un défaut de balourd.

Les tracés d'orbite de vitesse de rotation 1X non filtrés et filtrés (figure 4.21) ont été obtenus à l'aide de l'appareil de mesure OROS et du capteur Keyphasor qui indiquent l'emplacement du centre de l'arbre, dans chaque plan de mesure avec les mêmes échelles, au moment où l'impulsion se produit.

En examinant les six tracés d'orbite aux paliers P.2, P.3 et P.4, on peut clairement voir une orbite déformée depuis le palier arrière du générateur P.4 car des changements importants dans la taille et la forme de l'orbite ont été provoqués par les effets dynamiques. Il a été observé que l'orbite non filtrée du relèvement P.4 (Figure 4.21.C) contient une boucle de procession inversée distincte en raison de la force tangentielle liée au frottement, qui s'oppose au sens de rotation (sous la forme d'un « 8 »). Il en va de même pour l'orbite 1X filtrée dans P.4 (Figure 4.21.C), qui a pris une forme elliptique. Des variations brusques avec des orbites déformées identifient généralement un frottement élevé.

Une combinaison de spectres et de formes d'orbites avec des valeurs S_{max} reflète la situation réelle à chaque relèvement. Le spectre de vibration relative dans le point de mesure P.4–Y4, (figure 4.20), et en conjonction avec la forme de l'orbite, montre clairement que les modifications causées par le frottement sont principalement liées aux composants 1X. Les deux résultats sont confirmés par la valeur S_{max} élevée mesurée dans P.4 (Figure 4.18). En revanche, un frottement important augmentera principalement la composante 1X.

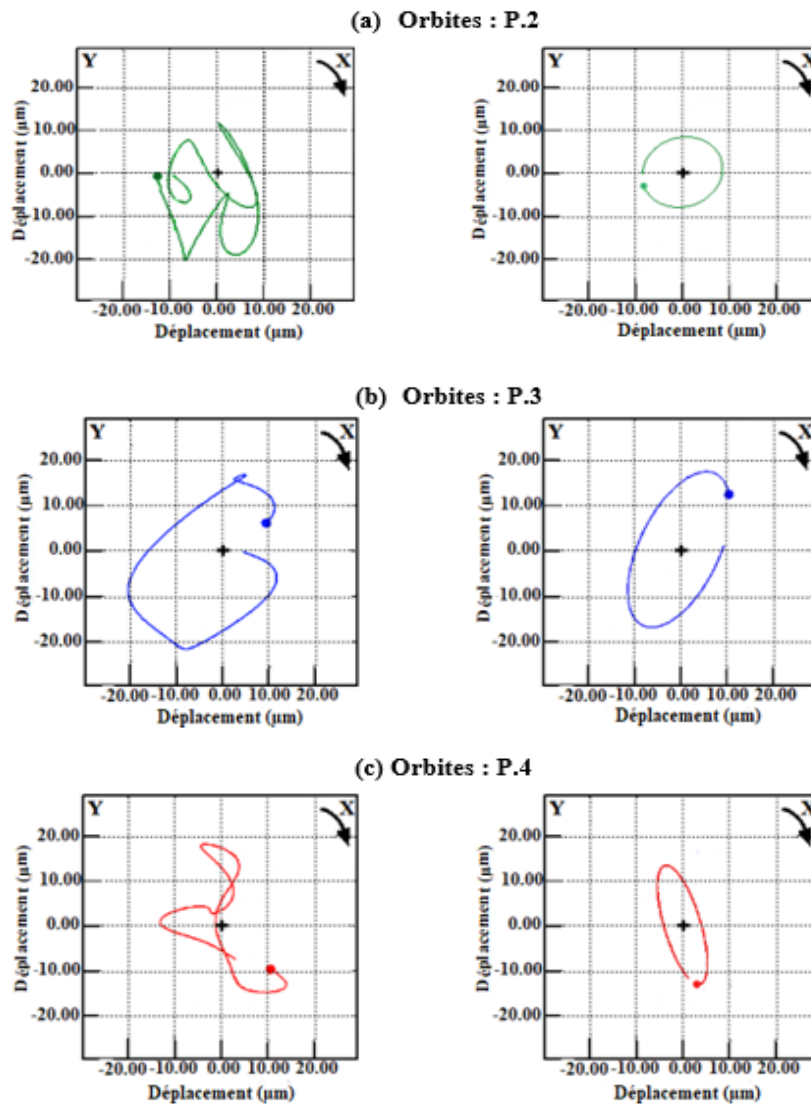


Figure 4.21 : Tracés d'orbites 1x non filtrées (à gauche) et filtrées (à droite) aux paliers P.2, P.3 et P.4 respectivement

L'impulsion du capteur Keyphasor fournit une référence temporelle pour un point spécifique de chaque orbite. Ces points peuvent être liés pour obtenir une estimation de la forme de déviation du rotor comme le montre la figure 4.22. Les changements dans l'état de fonctionnement entraînent souvent des changements dans le comportement des vibrations. Les informations provenant de plusieurs orbites peuvent aider à connaître la cause de la défaillance.

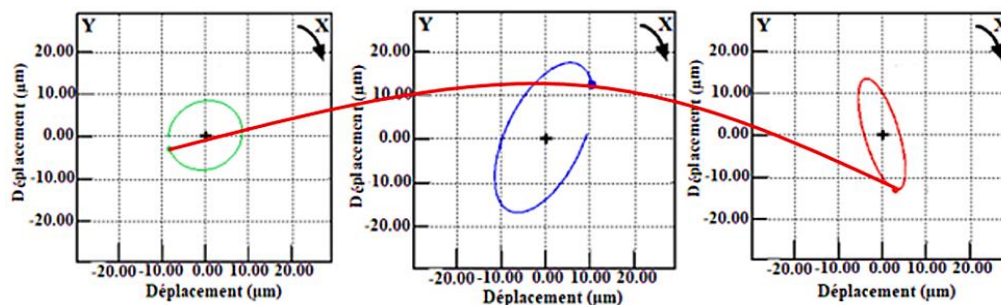


Figure 4.22 : Forme de déviation de fonctionnement de groupe GT02

Le mouvement du centre du rotor se produit à des rythmes différents sur chaque orbite (Figure 4.22). La ligne rouge (courbe) reliant les orbites montre la forme de courbure du rotor. Notez également que la forme de déviation de l'arbre est une estimation. D'autres formes plus compliquées sont possibles, et il faudrait plus de plans de mesure pour être sûr de la forme de déviation à cette vitesse de rotation.

Suite à l'inspection du palier arrière P.4 du générateur, un défaut a été détecté dans l'unité d'excitation. Un arc électrique entre la bague collectrice et la barre conductrice dans le trou radial (Connexion radial) avait créé une zone chaude qui a provoqué une flexion thermique de l'arbre. En conséquence, une déformation s'est produite dans le trou radial de l'arbre (Figure 4.23), ce qui a causé des dommages importants au rotor et a entraîné l'érosion du joint d'étanchéité.



Figure 4.23 : Déformation du trou de l'arbre sous l'effet d'un point chaud

De plus, comme la répartition et l'homogénéité du matériau ne restent pas constantes à haute température, la force centrifuge varie et le centre de gravité se déplace, provoquant la déformation du rotor.

En raison du point chaud, l'ajustement entre le ventilateur et le couvercle de l'extrémité de l'arbre devient très petit et génère un frottement annulaire complet ; cela a conduit à une déformation et à une perte des ailettes (figure 4.24).

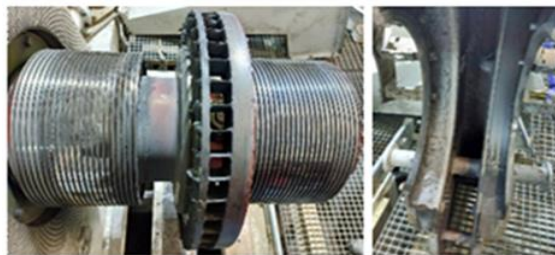


Figure 4.24 : Effets de frottement sur le ventilateur et le couvercle d'extrémité d'arbre

Après ce défaut, le groupe GT02 était hors service jusqu'à ce que les pièces défectueuses soient réparées. Cet événement montre l'influence d'un point de température élevée sur le comportement du rotor.

4.5 Conclusion

En se basant sur les résultats des analyses qu'on a fait sur les tendances vibratoires absolues et relatives pendant la phase permanente sous charge et conformément aux normes ISO 10816-4 et ISO 7919-4, la réponse vibratoire sur le palier arrière du générateur s'est avérée instable. La transformée de Fourier rapide et aussi une analyse orbitale ont été utilisées pour identifier la nature du défaut affectant le palier arrière du générateur. En particulier, l'analyse orbitale a démontré que la défaut est causée par un frottement important, ce frottement est situé entre le couvercle de l'extrémité d'arbre et le ventilateur de l'unité d'excitation. Par ailleurs, une opération d'inspection a révélé qu'un point chaud était le précurseur de cette panne.

CHAPITRE 05 :

PREDICTION DE LA DUREE DE VIE UTILE RESTANTE RUL D'UNE TURBINE A GAZ

5.1 Introduction

Dans le cadre de la maintenance prédictive des turbomachines, ce chapitre explore les techniques de diagnostic, de pronostic et de gestion de la santé (PHM). Il met en lumière l'utilisation d'un ensemble de processus de traitement du signal et d'apprentissage automatique supervisé dans une stratégie spécifique. Cette stratégie vise à diagnostiquer l'état d'une turbine à gaz et à prédire sa durée de vie utile restante (RUL), afin de permettre la prise de décisions de maintenance appropriées.

En ce qui concerne l'approche de pronostic utilisée dans cette partie de l'étude, elle repose sur l'apprentissage automatique en modélisant la dégradation à partir d'un ensemble de données. En se basant sur les données de vibrations provenant de l'historique de la turbine à gaz, il est possible de modéliser les tendances de dégradation à l'aide d'un modèle de régression exponentielle pour prédire la durée de vie utile restante (RUL). Les estimations du RUL sont exprimées en unités de temps (par exemple, heures ou cycles), et la fin de vie peut être déterminée en fonction des conditions opérationnelles.

La précision du modèle exponentiel dépend du bon choix d'indicateurs de surveillance HI, qui sont analysées à partir des CMD (condition monitoring data) collecté. Les turbines à gaz sont fréquemment exposées à des défauts désalignement et à des défauts de balourd qui proviennent de sources de forces de réaction internes et externes lors de changement des diverses conditions de fonctionnement [9], [5]. Ces forces affectent le comportement dynamique et conduisent ainsi à la dégradation des performances du système [10].

Les forces de réaction sont produites par le désalignement des arbres de machines couplés [130]. Il s'agit d'une source typique et importante de vibrations, et elle peut apparaître à la suite d'un assemblage initial incorrect ou après une période de fonctionnement continu en raison de différents facteurs tels que la distorsion thermique du système et le mouvement du boîtier du roulement, qui provoque une précharge de rotation inhabituelle. Au point de couplage, une force excitante de désalignement se manifeste et influence grandement le comportement dynamique du système [152]. En général, un désalignement

important se traduit souvent par une fréquence élevée de vibration axiale et une composante de vibration 2X.

5.2 Description

Dans cette partie d'étude, le processus de diagnostic et d'analyse des signaux temporels bruts à l'aide de l'analyse FFT a révélé la présence d'un désalignement. Ce dernier est localisé au niveau de l'accouplement précisément dans le palier du compresseur, (figure 5.1.)

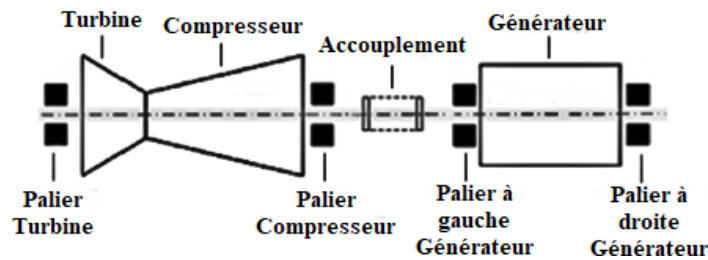


Figure 5.1 : Ensemble turbine à gaz - compresseur

L'objectif principale de la recherche présentée dans cet partie est d'améliorer les performances d'une architecture CBM/PHM et pronostic basée sur un modèle de régression exponentielle pour prédire la dégradation des performances d'une turbine à gaz. L'architecture proposée, est généralement composée de quatre processus principaux (figure 5.2.)

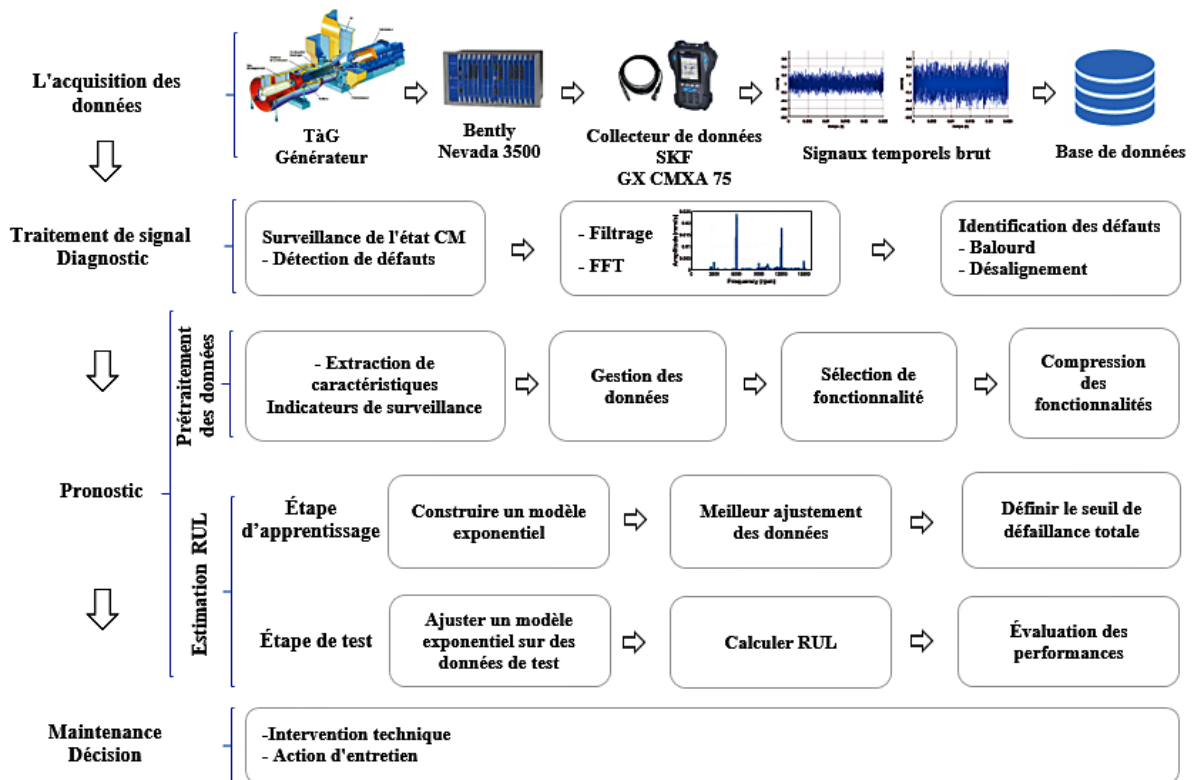


Figure 5.2 : Architecture proposée pour l'estimation RUL

La figure 5.2 montre la progression des différents processus de l'approche proposée jusqu'à la décision de maintenir. Ce processus est composé de quatre processus de base, à savoir :

- Acquisition des données
- Diagnostic - Traitement de signal
- Pronostic - Méthode basé sur les données
 - Prétraitement des données
 - Estimation RUL
 - Partie I : Étape d'apprentissage
 - Partie II : Étape de test
- Décision de maintenance

Tous les processus sont expliqués en détail, respectivement, dans le reste de ce chapitre.

5.3 Acquisition des données

L'ensemble des données de vibrations est collecté à partir d'une turbine à gaz qui entraîne un turbogénérateur; dans les mêmes conditions de fonctionnement; caractérisée par une charge nominale 200 MW avec une vitesse nominale constante de 3000tpm.

Les données d'acquisitions sont prises à travers d'un collecteur de données portable SKF CMXA 75 connecté avec un capteur d'accélération de type CMSS 2111 qui se caractérise par sa :

- Sensibilité ($\pm 10\%$) : 100 mVg
- Plage de mesure : ± 50 g
- Gamme de fréquences (± 3 dB) : 0,5 à 10 000 Hz
- Fréquence de résonance : 22 kHz

Un signal vibratoire de 0.2 secondes (Nombre d'échantillonnage égale à 4096 pts) a été acquis à partir d'un palier hydrodynamique pendant 207 périodes (Cycles) consécutifs (de l'état sain jusqu'à la défaillance).

A cause de la difficulté d'avoir des données de défaillance instantanées pendant le fonctionnement de la turbine à gaz, une simulation de scénario basée sur les données historiques a été utilisée pour répondre aux exigences de cette étude.

Avant l'utilisation de l'approche pronostic proposées basée sur l'apprentissage automatique supervisé (Méthode basée sur les données); les données d'acquisition (207 signaux disponibles) doivent d'abord être divisées en deux ensembles :

- Ensemble d'entraînement :

Les données ont été collectées jusqu'au point de défaillance totale, où 142 signaux (142 Cycles) ont été sélectionnés pour construire le modèle exponentiel d'entraînement.

La turbine à gaz tombe en panne au 142 cycles. Au 1^{er} cycle son RUL est de 141. Après le 2^{eme} cycles, son RUL est de 140 et ainsi de suite. Puisque la turbine à gaz tombe en panne au cycle 142, sa valeur RUL dans ce cas est égale à 0.

- Ensembles de tests :

Un nombre arbitraire de données est choisi pour l'ensemble de test, mais à condition qu'il n'inclue pas de données de défaillance. En utilisant les données de 65 cycles de l'ensemble de test pour tester le modèle et prédire la valeur du RUL.

Le but consiste à prédire après combien de cycles la turbine à gaz sera réellement tombée en panne. D'après notre base de données la valeur réelle de RUL pour l'ensemble de test est : RUL=10 Cycles. Donc, en réalité, la turbine tombe en panne après 75 cycles (65 + 10).

On doit noter que les données de test ne doivent jamais être utilisées lors de la construction du modèle d'entraînement. Ces données sont exploitées dans cette étude pour créer un modèle exponentiel capable de prédire le RUL de la turbine à gas.

5.4 Diagnostic - Traitement de signal

Les opérations de surveillance peuvent détecter des dégradations dans le système, ce qui nécessite un diagnostic précis pour déterminer la nature du dysfonctionnement [156].

L'analyse fréquentielle par FFT a été utilisée pour révéler la nature de défaillance. Le résultat de l'analyse spectrale des différents signaux temporelle a montré un dysfonctionnement croissant au niveau de la fréquence caractéristique du désalignement (2X), et a provoqué la défaillance totale à la fin de la période (Fin de cycles).

La figure 5.3 montre quelques résultats de l'analyse fréquentiel par FFT pour différentes périodes (Cycles) de développement de la fréquence de défaut d'alignement.

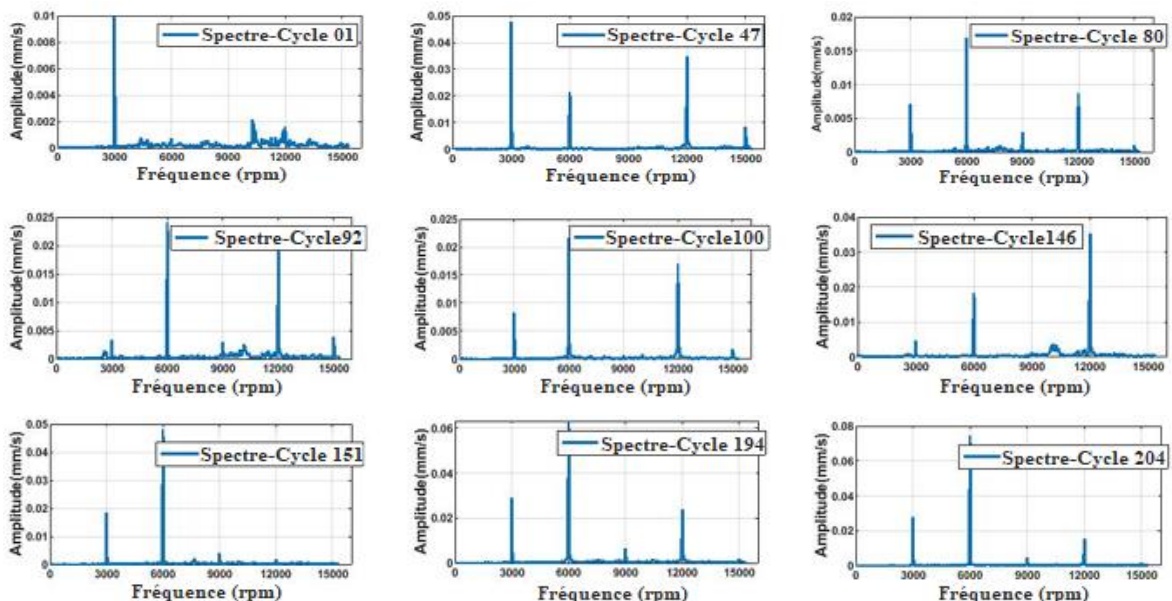


Figure 5.3 : Spectres des différents périodes de dégradations

Le processus de diagnostic est très important pour déterminer la nature du défaut, et surtout, il donne une idée claire sur le choix du type d'indicateurs de santé pour améliorer les performances de pronostics.

5.5 Méthodologie de pronostic proposée

Dans cette section, les étapes impliquées dans le processus de prédiction RUL sont expliquées séquentiellement.

5.5.1 Prétraitement des données

Il est nécessaire de prétraiter la qualité des données pour extraire des caractéristiques significatives du signal, ceci améliore les performances de l'algorithme de pronostic [157].

Cette étape se concentre principalement sur la préparation des données et la sélection de fonctionnalités pour les problèmes de régression. Différents facteurs seront pris en compte pour aider à construire le modèle de prédiction du RUL, dans notre cas les étapes de traitement sont comme suit :

a) Extraction de caractéristiques

Étant donné que la taille des signaux temporels brut est trop grande pour être traitée dans les modèles d'apprentissage automatique, des méthodes d'extraction de caractéristiques sont utilisées pour réduire la dimensionnalité tout en préservant les propriétés des données.

On utilise couramment trois méthodes connues pour extraire les caractéristiques des machines tournantes, que ce soit dans le domaine temporel, fréquentiel ou temps-fréquence [158]. À partir d'un signal vibratoire brut, des indicateurs de santé HI seront extraits dans les domaines temporel et fréquentiel, et seront traités et analysés pour intégrer le modèle exponentiel.

Les approches temporelles reposent sur l'analyse statistique des signaux collectés, en utilisant des indicateurs scalaires pour surveiller l'évolution des grandeurs physiques d'une machine. [159]

Les indicateurs de surveillance utilisés dans ce chapitre ont été précédemment expliqués au chapitre 02. Les HI utilisés dans le domaine temporel sont les suivants : RMS, Skewness, Mean Value, Impulse Factor, Peak value, Crest Factor, Shape factor, Clearance Factor, Kurtosis et Std.

Par ailleurs, le spectre de puissance a été utilisé dans cette partie d'étude afin de convertir les signaux temporels en spectres de fréquences (Figure 5.3) dans le but d'extraire les fréquences et les amplitudes (pics spectraux) des premier, deuxième et troisième pics dominants. On a également extrait la puissance dans la bande fréquentielle des trois

premières fréquences à l'aide de la densité spectrale de puissance (DSP) comme illustrées (figure 5.4.)

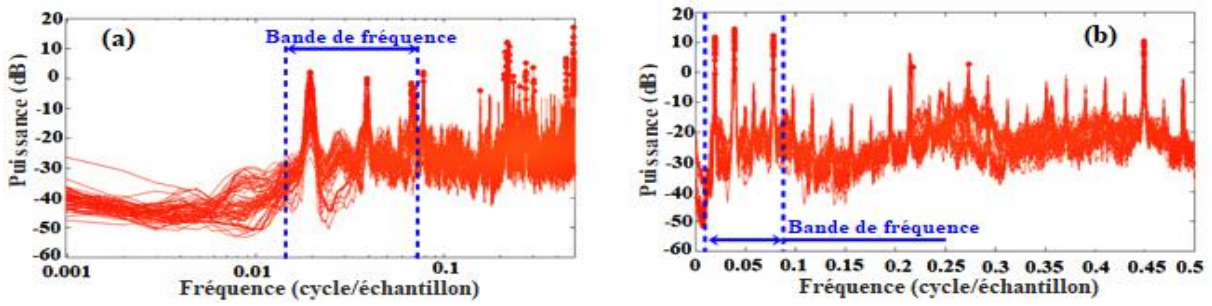
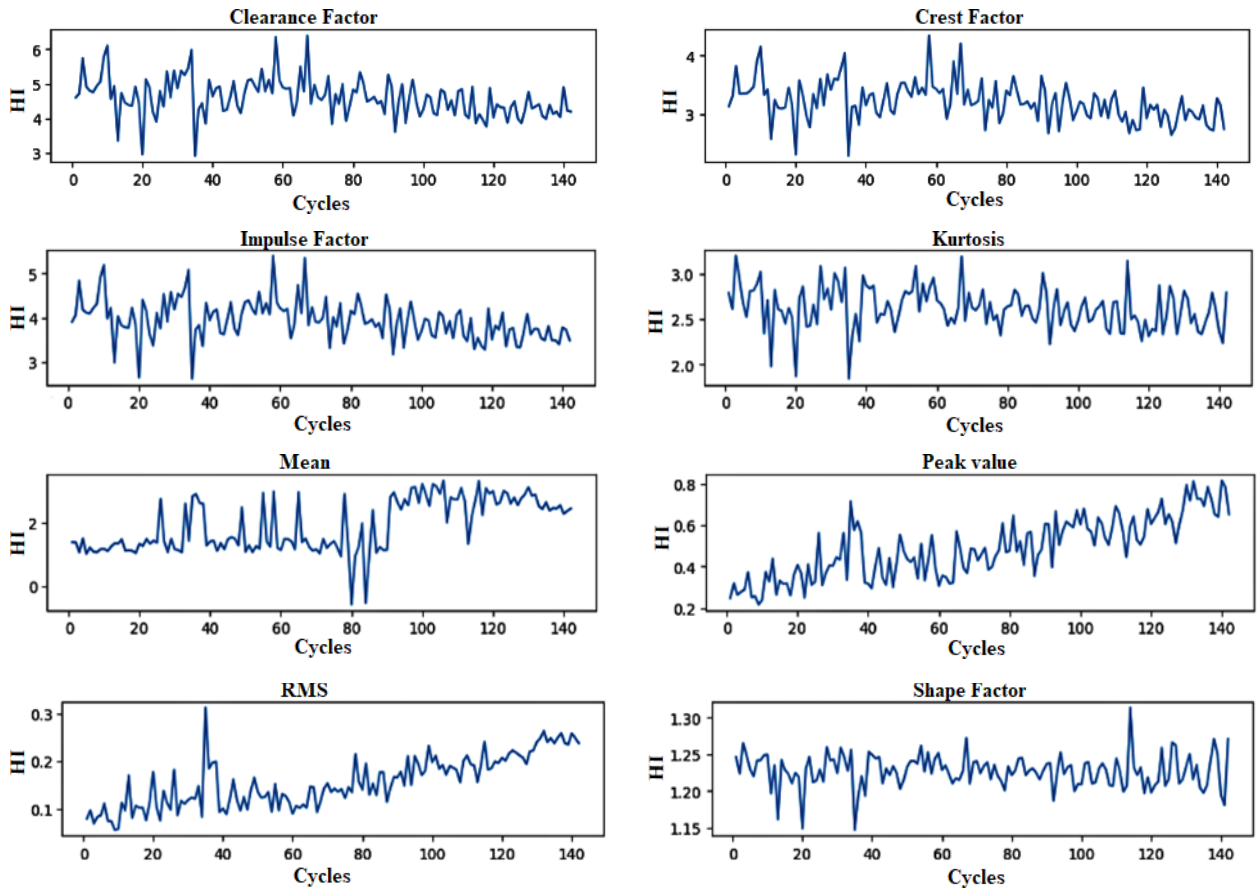


Figure 5.4 : Spectre de puissance pour différents cycles, (a) : Spectre de puissance du cycle 1 aux cycles 68 ; (b) : Spectre de puissance du cycle 138 aux cycles 207

Les modifications apportées à ces fonctionnalités peuvent indiquer des changements dans le comportement physique (statique et dynamique) de la turbine à gaz.

Lors de la conception d'algorithmes de PdM, vous utilisez un tel HI pour distinguer le fonctionnement sain du fonctionnement défectueux d'une machine. On peut aussi utiliser les tendances de l'indicateur d'état pour identifier une dégradation des performances du système, révélatrice d'une usure ou d'un autre problème en développement.

Une fois les indicateurs extraits, ils sont représentés sous forme de courbes de tendance (figure 5.5.)



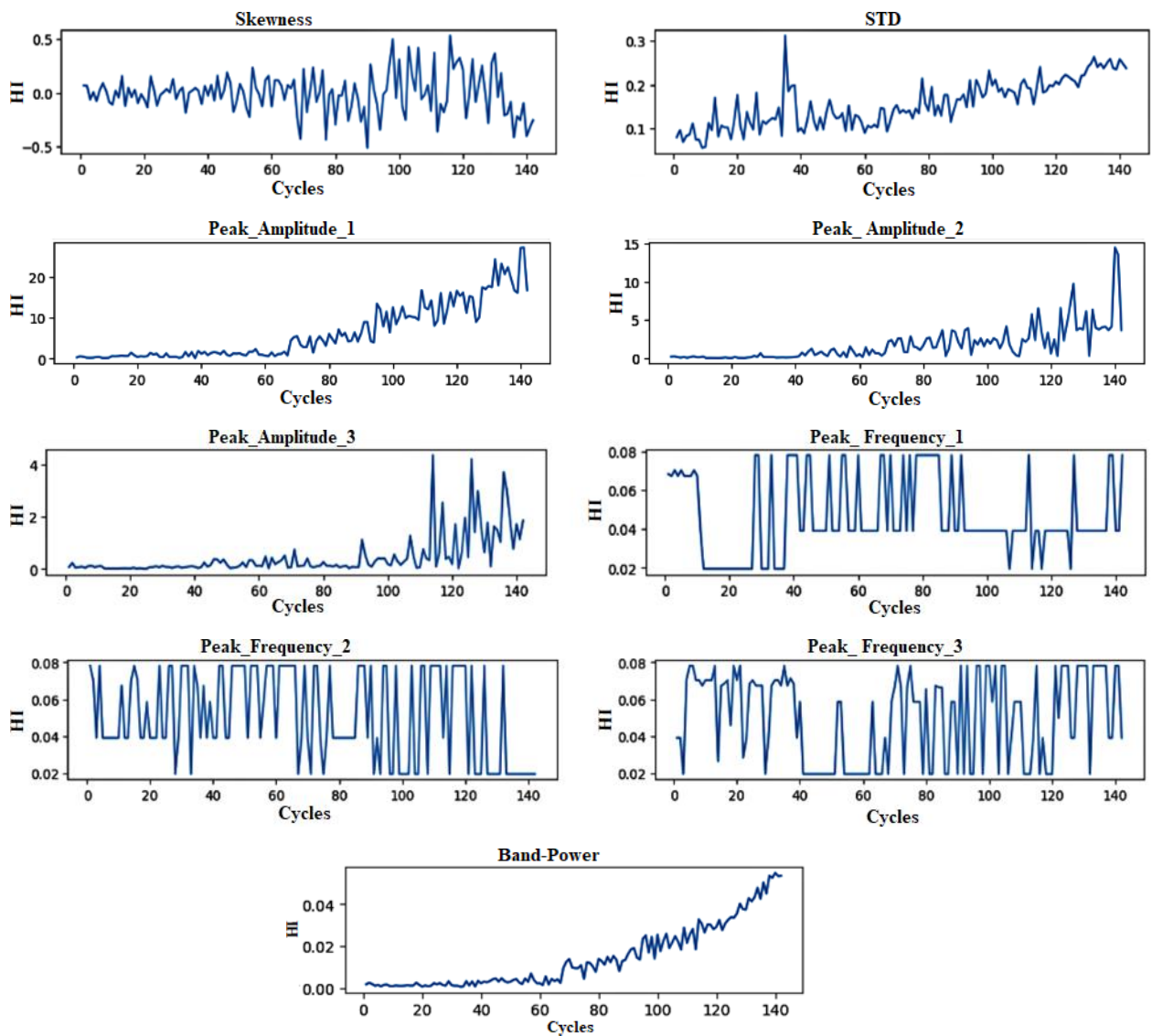


Figure 5.5 : Tendances des indicateurs de surveillance

L'analyse des courbes de tendance illustrées sur la figure 5.5 donne la possibilité de suivre le changement des indicateurs de santé dans le temps et constitue une base solide pour la sélection du type de modèle adapté à ce type de défaut. Dans la figure 5.5, nous remarquons une croissance presque linéaire pour certains indicateurs, tels que la puissance de bande, la valeur de crête, Peak_amplitude1, Peak_amplitude2, Peak_amplitude3, RMS, STD et moyenne. En revanche, on constate une fluctuation aléatoire des autres indicateurs. Cette analyse permet de connaître l'évolution des indicateurs de santé HI au fil du temps (Cycles). En outre, elle offre une vision claire de la sélection du type de modèle adapté à ce type de données.

L'étape qui vient après consiste à analyser et comparer la pertinence de ces résultats pour l'analyse pronostic.

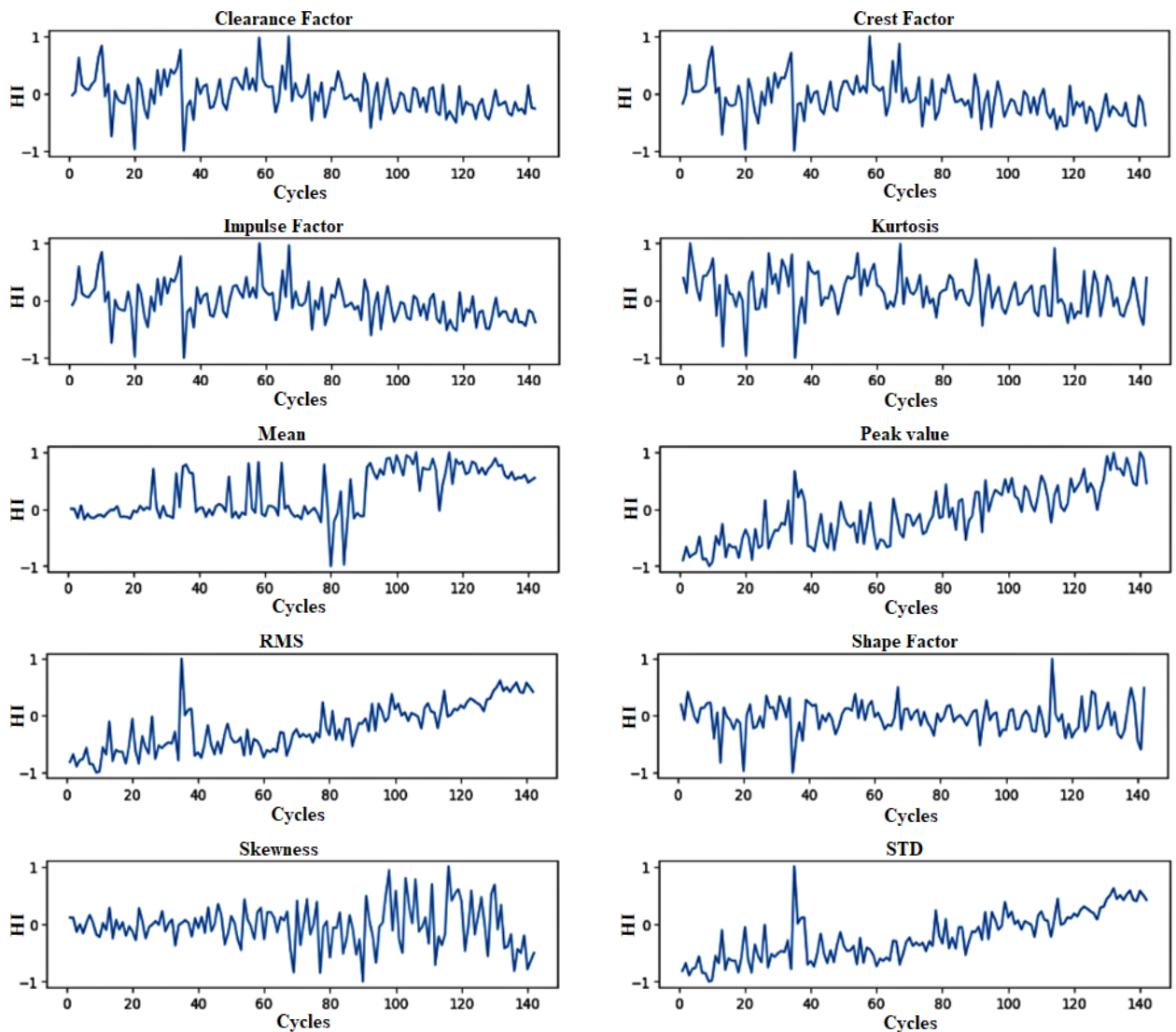
b) Gestion des données

La gestion des données comprend les processus de collection et de modification des données brutes pour améliorer les performances des algorithmes et également pour faciliter l'analyse et prendre la bonne décision dans le choix du modèle approprié [160].

Les résultats des indicateurs de la figure 5.5 montrent une différence dans l'échelle de chaque indicateur, ceci est négatif pour l'apprentissage des modèles. Les algorithmes d'apprentissage automatique qui utilisent une somme pondérée des entrées tels que la régression linéaire et non linéaire fonctionnent souvent bien quand les variables d'entrée sont mises à l'échelle d'une plage standard comme étape préalable au traitement.

Les deux techniques les plus populaires pour mettre à l'échelle les données numériques avant la modélisation sont la normalisation et la standardisation. Nous appliquons la transformation MinMaxScaler directement à l'ensemble d'apprentissage et de test afin de normaliser les données d'entrée dans un intervalle [-1, 1].

Les résultats obtenus après le processus de conversion d'échelle sont illustrés dans la figure (5.6)



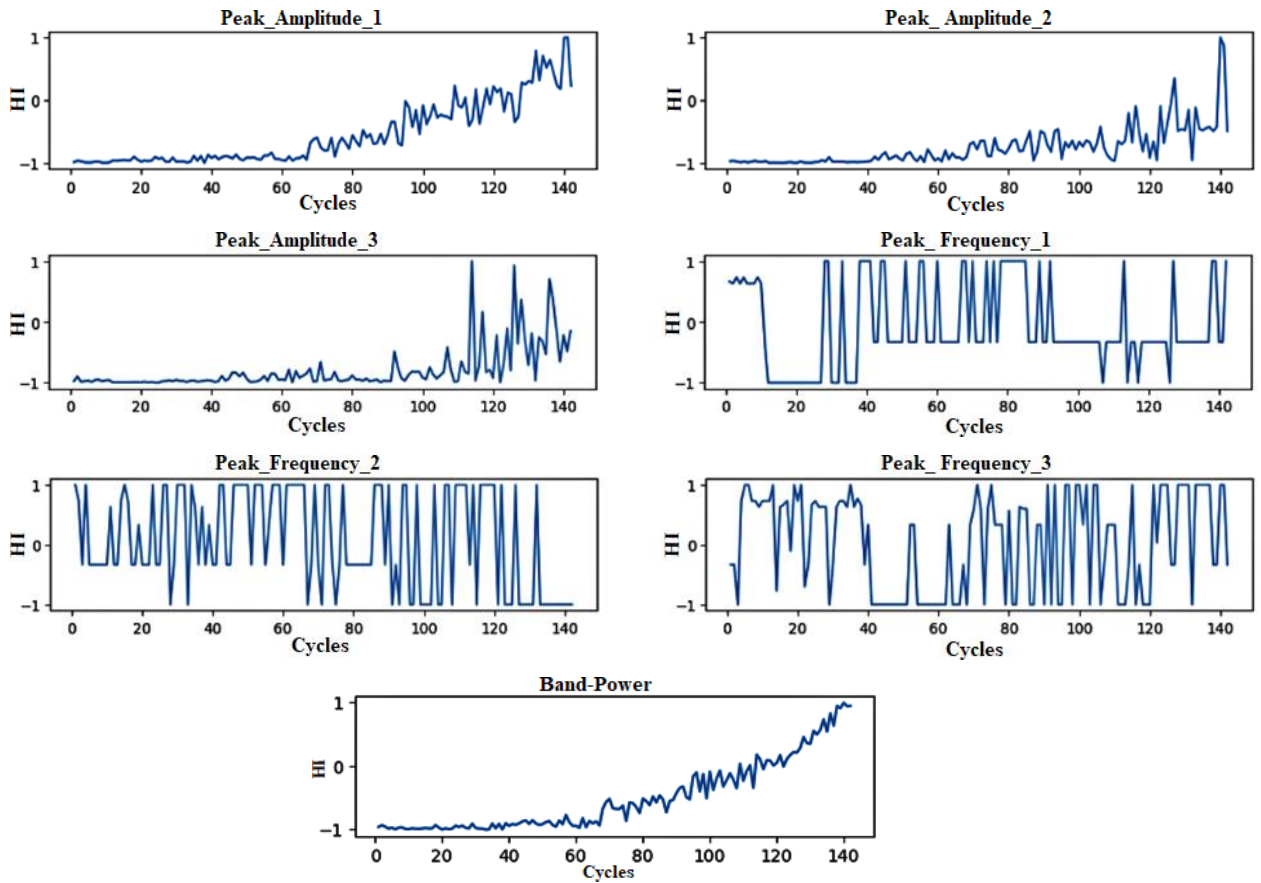


Figure 5.6 : Mise à l'échelle de l'indicateur de surveillances (HI)

On peut voir que ce processus ne change pas les tendances des données, mais se limite uniquement à l'intervalle [-1 1]. Après ce processus, nous pouvons entamer les étapes suivantes de l'analyse des indicateurs de santé.

c) Sélections des indicateurs

Au cours de cette étape, des techniques de coefficient de corrélation et de monotonie sont utilisées pour révéler la relation entre les indicateurs de surveillance, ainsi qu'avec le RUL. Après avoir comparé les résultats, les HI les plus appropriés à la dégradation du système peuvent être sélectionnés afin de construire le modèle et de prédire la valeur du RUL.

Pour une meilleure compréhension des corrélations entre les indicateurs et plus précisément avec le RUL, on peut calculer le coefficient de corrélation linéaire de Bravais-Pearson, Il est utilisé pour mesurer la force de la relation entre deux indicateurs et calculer leur corrélation. Le coefficient de corrélation varie dans l'intervalle [-1, +1], indiquant la force de la corrélation [161]. On outre, quand la valeur du coefficient de corrélation est proche de zéro, la relation devient faible.

Le coefficient de corrélation de Bravais-Pearson est donnée comme suit :

$$\forall_i \in [1, n], \quad r_p(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (5.1)$$

Avec :

n : Nombre d'observations.

\bar{X} : Moyenne de l'échantillon pour la première variable.

\bar{Y} : Moyenne de l'échantillon pour la deuxième variable.

Il existe deux types de corrélations ; Si la valeur d'un indicateur s'accroît linéairement en fonction de l'augmentation d'un autre indicateur, cela signifie que la corrélation est positive.

Le deuxième type est la corrélation négative qui apparaît lorsqu'il y a une diminution des valeurs d'un indicateur avec une augmentation des valeurs d'un autre indicateur, et donc le coefficient de corrélation est négatif. On s'appuie sur des règles directrices pour interpréter l'analyse de corrélation, qui a été discutée dans [161].

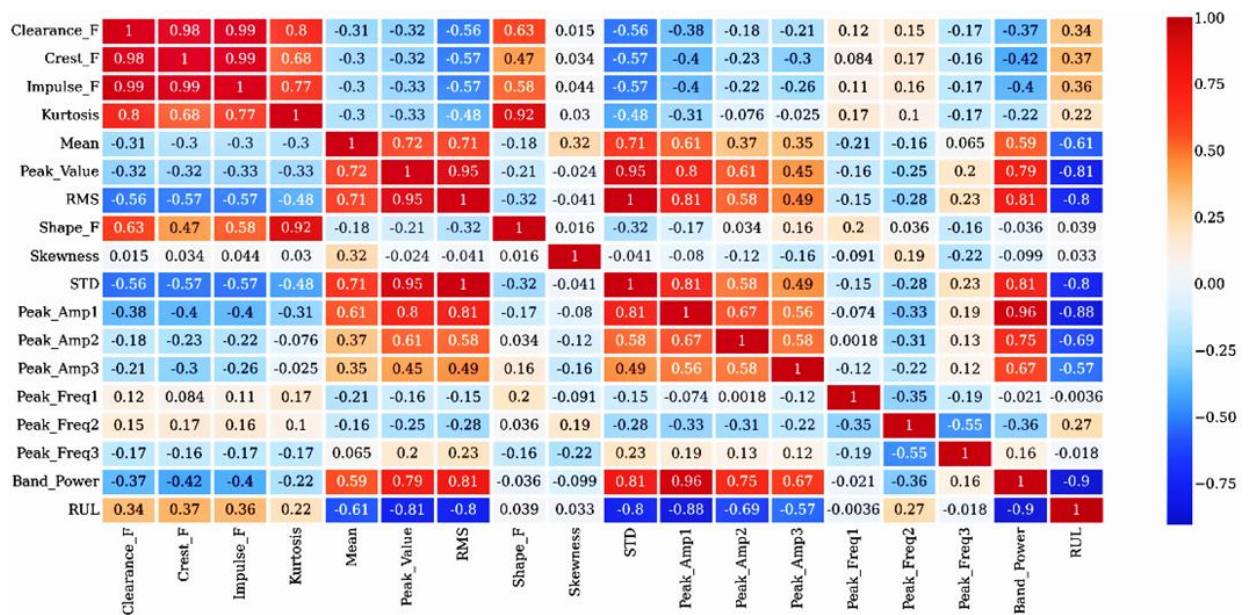


Figure 5.7 : Analyse de corrélation des indicateurs de surveillance

Grâce aux résultats obtenus dans l'analyse de corrélation des données d'entraînements, une comparaison peut être effectuée et qui est fondée sur les deux points principaux suivants. La première porte sur la connaissance des HI qui sont fortement corrélés entre eux ; la deuxième est basée sur la corrélation de ces indicateurs avec les valeurs du RUL.

La figure 5.7 démontre la corrélation entre les indicateurs et le RUL. Ces indicateurs sont classés en quatre groupes comme suit :

- Groupe N°01: Skewness, Peak_frequency1, Peak_frequency2, Peak_frequency3. Ses corrélations avec n'importe quel indicateur ou avec le RUL est considérée comme très faible, et la valeur du coefficient de corrélation avec le RUL varie dans l'intervalle [-0.0036, 0.27]. Ces faibles corrélations compliquent les processus d'apprentissage des modèles, si bien qu'ils peuvent être abandonnés.

- Groupe N°02: Impulse factor , Crest factor, Clearance factor, , Shape factor et Kurtosis . Ils sont très fortement corrélés, mais en revanche, leur coefficient de corrélation avec le RUL est faible, car la valeur du coefficient varie entre [0.039, 0.37].

- Groupe N°03 : Les valeurs de corrélation des indicateurs Mean, Peak amplitude2 et Peak amplitude3 sont confinées entre -0,57 et -0,69, ce qui indique une relation linéaire floue avec le RUL.

- Groupe N°04 : RMS, STD, Peak value, Peak_amplitude1, Band power. On a une forte corrélation entre ces indicateurs et le RUL, et le coefficient de corrélation avec le RUL varie entre [-0.8, -0.9]. On note également que la valeur de band Power a enregistré la valeur la plus élevée (-0.9) pour la corrélation avec le RUL, suivie directement par la valeur (-0.88) de Peak_Amplitude1. Ces deux derniers indicateurs peuvent être considérés comme plus efficaces et plus fiables pour modéliser la dégradation.

De plus, il est possible d'abandonner l'un des indicateurs qui enregistrent des valeurs de coefficient de corrélation similaires, car ils suivent une tendance similaire, afin de réduire la complexité du modèle.

Il est logique d'obtenir ces résultats, car tous les indicateurs temporels sont issues des signaux temporels bruts non filtrés ; à l'inverse, les indicateurs de santé dans le domaine fréquentiel ont été extraits sur une bande fréquentielle précisément définie basée principalement sur le diagnostic de dysfonctionnement et la connaissance des principaux paramètres de la nature du défaut de la turbine à gaz.

D'après les analyses précédentes, il est possible d'éliminer certains indicateurs, mais avant cela, nous faisons une autre analyse plus simple, qui aide à sélectionner des indicateurs appropriés pour prédire le RUL.

La monotonie a été utilisée comme mesure de performance pour mesurer la pertinence de ces indicateurs. La monotonie d'une fonction se réfère à savoir si la fonction augmente ou diminue. Quand une fonction augmente sur tout son domaine ou diminue, nous disons que la fonction est monotone [48]. L'équation de monotonie d'une caractéristique particulière X_i est écrite comme suit :

$$x_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{|Positive\ diff.(x_i^j) - Negative\ diff.(x_i^j)|}{n-1} \quad (5.2)$$

Où : n est le nombre de points temporels mesurés, m est le nombre de machines surveillées, et le numérateur absolu est une différence entre le nombre de croissances positives et négatives.

Pour améliorer les résultats avant le calcul de la monotonie, on utilise la technique de la moyenne mobile à l'aide des fonctions de fenêtre afin de réduire le bruit et de lisser les lignes

de tendance. Elle est généralement basée sur des données de séries chronologiques. On fait glisser une fenêtre sur toutes les données, afin de calculer la moyenne dans chaque fenêtre (figure 5.8.)

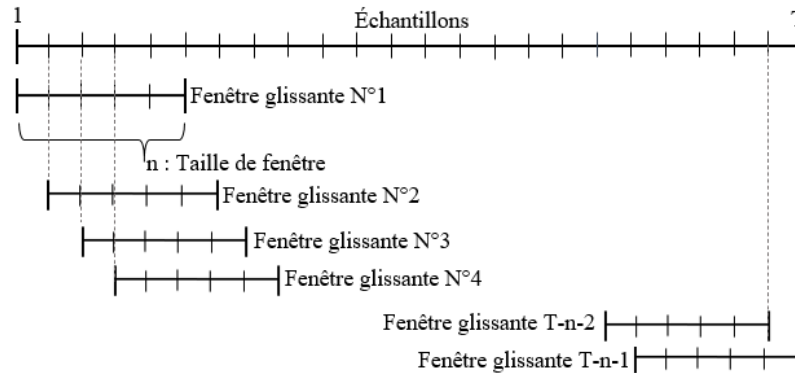


Figure 5.8 : Moyenne mobile par la fenêtre glissante

La longueur de la fenêtre, est spécifiée sous forme de scalaire numérique ou de durée. L'opération de choisir la taille de la fenêtre « n » est très importante, car il affecte les tendances des courbes et donc les performances du modèle de prévision. Les écarts latéraux potentiels peuvent être réduits par la moyenne mobile.

Concernant cette étude, une base générale a été utilisée pour choisir la taille de la fenêtre qui offre la meilleure précision de prédiction. Après avoir testé des tailles de fenêtre comprises entre 10 et 25 % de la longueur de la série chronologique, une fenêtre de largeur $n=15$ a été sélectionnée pour définir les moyennes.

Si le nombre d'incrémentes entre les fenêtres glissantes successives est d'une période, alors grâce à la relation (5.3), l'ensemble de données de la série chronologique Y_t sur un échantillon de $t = 1, \dots, T$ ($T = 142 \text{ Cycles}_{\text{Train}}$, $T = 65 \text{ Cycles}_{\text{Test}}$) peut être divisé en sous-échantillons où la première fenêtre contient des données pour la période de 1 à n , et la deuxième fenêtre contient des données pour la période de 2 à $n + 1$, et ainsi de suite.

$$\hat{\mu}_t(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_{t-i} \quad (5.3)$$

Où

$\hat{\mu}_t(n)$: Moyenne mobile

y_{t-i} : Périodicité des données - Sous échantillons

n : Taille de fenêtre glissante, le nombre d'observations consécutives par fenêtre glissante.

Pour les fenêtres $t = n, \dots, T$; l'estimation de la moyenne mobile au temps t avec une largeur de fenêtre n est l'estimations d'échantillon habituelle utilisant les n observations les plus récentes, Il y aura $T - n + 1$ estimations glissantes de chaque paramètre [162].

Après avoir utilisé le processus de moyenne mobile, le nombre de cycles dans les données d'entraînement diminue à 128 cycles ($T - n + 1 = 142 \text{ Cycles}_{\text{Train}} - 15_{\text{Fenetre}} + 1 = 128$

Cycles), ainsi que dans les données de test à 51 cycles ($T - n + 1 = 65 \text{ Cycles}_{\text{Test}} - 15_{\text{Fenetre}} + 1 = 51 \text{ Cycles}$). La diminution du nombre de cycles n'affecte pas la prédiction de la valeur du RUL car le nombre de cycles manquants est constant sur les deux ensembles de données soit d'entraînement ou de test.

Après avoir effectué le processus de moyenne mobile sur les données d'entraînement, les valeurs de monotonie peuvent être calculées, comme le montre la figure 5.9.

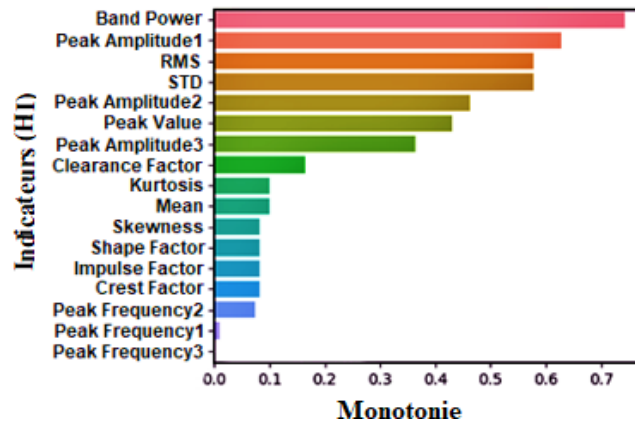


Figure 5.9 : Monotonie des indicateurs de surveillance

Les résultats calculés à partir de la valeur de monotonie correspondent aux résultats de l'analyse de corrélation. Toutefois, il existe des indicateurs qui ne procurent aucune valeur et nous pouvons les retirer afin d'améliorer le modèle exponentiel.

On note que les indicateurs de santé Band Power et Peak Amplitude1 ont obtenu les valeurs de monotonie les plus élevées, ainsi que les valeurs les plus élevées dans l'analyse des coefficients de corrélation avec le RUL. Sur cette base, les indicateurs de santé Band Power et Peak Amp1 ont été sélectionnés pour être intégrés dans le modèle exponentiel afin de prédire la valeur du RUL.

d) Compression des indicateurs

Afin de compresser et de réduire le nombre de dimensions des données, nous utilisons la technique d'analyse des composantes principales PCA (Principal Component Analysis PCA) dans cette dernière étape du prétraitement des données, ce qui permet de fusionner les indicateurs sélectionnés en un seul indicateur sans perdre une grande quantité d'informations. La technique PCA peut éviter la redondance des données originales en conservant la plupart des détails et en utilisant très peu de dimensions [163]. On projette les données sélectionnées dans la première composante principale (PCA1) afin que les données projetées aient une variance maximale et dans la deuxième composante principale (PCA2) afin que la variance des données projetées soit aussi grande que possible [164].

On voit les résultats des principales composantes (figure 5.10) $PCA1_{train}$ (Figure 5.10.a) et $PCA2_{train}$ (Figure 5.10.b) après réduction dimensionnelle. La tendance de $PCA1_{train}$ montre une dégradation croissante au fil du temps (la tendance s'accroît avec l'augmentation de la gravité du défaut), contrairement à la tendance aléatoire prise par $PCA2_{train}$.

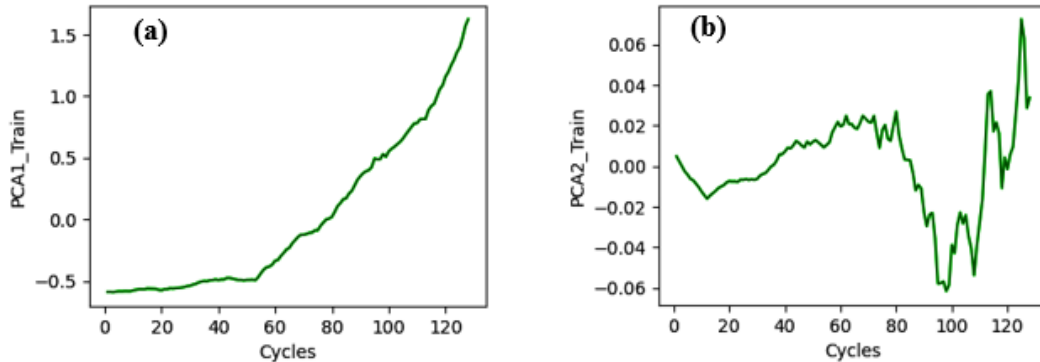


Figure 5.10 : Courbes de Tendances, (a): $PCA1_{train}$; (b): $PCA2_{train}$

Sur la base de ces résultats, la première composante principale $PCA1_{train}$ a été choisie et sa courbe de tendance sera ajustée par le modèle exponentiel.

5.5.2 Estimation RUL

La prédiction des valeurs RUL est basée sur l'analyse de séries chronologiques d'un phénomène physique, où des modèles de dégradation non linéaires ou linéaires (régression) sont utilisés pour simuler cette relation. Elle s'appuie principalement sur des relations statistiques qui prédisent les valeurs futures de la série sur la base de valeurs observées précédemment [165]. Ces modèles sont efficaces lorsqu'une valeur connue de l'indicateur de santé HI indique un seuil de défaillance.

Le RUL est estimé en deux étapes : Premièrement, l'indicateur de santé $PCA1_{train}$ est ajusté pour obtenir un modèle exponentiel, afin d'intégrer ses variables dans un modèle de teste à partir duquel le RUL peut être prédit.

A) Partie I : Étape de d'apprentissage

Cette partie dépend de la construction d'un modèle exponentiel dans lequel on utilise seulement les données d'entraînement.

Les modèles de régression exponentiel reposent essentiellement sur la recherche d'une équation exponentielle avec des variables pouvant fournir le meilleur ajustement à un ensemble de données. C'est l'un des modèles les plus utilisés pour le pronostic des machines tournantes [166].

L'équation (5.4) montre le modèle exponentiel utilisé dans cette étude.

$$h(t) = \varphi + \theta e^{\beta t} \quad (5.4)$$

Avec :

$h(t)$: L'indicateur de santé en fonction du temps. (t implique les cycles)

φ : Le terme à l'origine considéré comme une constante.

θ et β : Sont des paramètres aléatoires déterminant la pente du modèle, où θ est une distribution log-normale et β est une distribution gaussienne.

À l'instant t_0 , Les valeurs de l'indicateurs de surveillance $h(t)$ prennent les plus petites valeurs lorsque la machine fonctionne dans des conditions idéales (Etat sain). De plus, le RUL prend la valeur la plus élevée.

A l'instant t , les valeurs $h(t)$ augmentent progressivement avec l'augmentation de la gravité du défaut. Une défaillance complète se produit lorsque les valeurs $h(t)$ atteignent le seuil de défaillance à l'instant t_{max} (t_{max} : Fin de cycles). Cela peut s'écrire mathématiquement comme suit :

D'après l'équation (5.4) :

À l'instant t_0 :

$$h(t_0) = \varphi + \theta e^{\beta \cdot t_0} \quad (5.5)$$

Supposons que $t_0 = 0$,

$$\theta = h(t_0) - \varphi \quad (5.6)$$

À l'instant t :

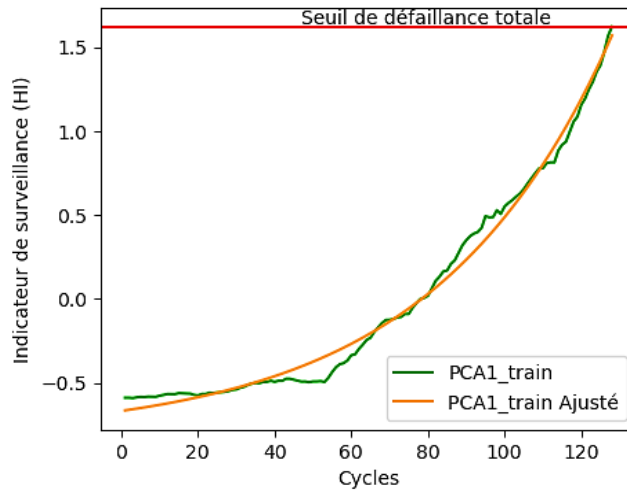
$$t = \frac{1}{\beta} \ln \left(\frac{h(t) - \varphi}{\theta} \right) \quad (5.7)$$

À l'instant $t = t_{max}$:

$$t_{max} = \frac{1}{\beta} \ln \left(\frac{h(t_{max}) - \varphi}{\theta} \right) \quad (5.8)$$

Pour ajuster les variables du courbe de dégradation nous utilisons la fonction `optimize.least_squares` de la bibliothèque Scipy python qui permet la résolution du problème des moindres carrés non linéaires avec les termes des variables.

Après, le processus d'optimisation de la courbe de dégradation, un modèle exponentiel bien ajusté est produit (figure 5.11.)

Figure 5.11 : PCA1_{train} ajusté

Le RUL atteint sa valeur maximale quand la machine fonctionne dans des bonnes conditions, mais lorsqu'une défaillance partielle apparaît, il diminue progressivement jusqu'à la valeur zéro en cas de défaillance totale. Simultanément, alors que la valeur RUL atteint zéro, l'indicateur de surveillance prend une valeur maximal connue, qui est considérée comme seuil de défaillance totale (figure 5.11.) (Seuil de défaillance totale = 1,627165)

On peut passer à l'étape suivante pour tester le modèle sûr de nouvelles données et prédire la valeur du RUL de la turbine à gaz en fonction en prenant en considération les résultats de la période d'apprentissage.

B) Partie II : Étape de test

Durant cette partie, les mêmes opérations de prétraitement sont appliquées aux données de test. Comme indiqué précédemment, les données de test ne contiennent pas de données de défaillance totale.

Après le processus de prétraitement, les courbes de tendance des premiers et deuxièmes composants principaux (PCA1_{test} et PCA2_{test}) (figure 5.12.)

Figure 5.12 : Courbes de Tendances, (a) : PCA1_{test} ; (b) : PCA2_{test}

La courbe $PCA1_{test}$ fait apparaître une dégradation significative de l'indicateur de santé par rapport à la courbe $PCA2_{test}$, ce qui la rend un bon indicateur pour ajuster par le modèle exponentiel.

Le but du modèle exponentiel de test est de prédire le temps totale (Nombre total de cycles) pour atteindre le seuil de défaillance en cas de défaillance totale. Ensuite, le RUL de la turbine à gaz est estimé.

D'après l'équation (5.8), nous pouvons donc calculer le temps total prévu grâce à l'équation suivante :

$$\hat{t}_{max} = \frac{1}{\beta} \ln \left(\frac{\text{Seuil de défaillance totale} - \varphi}{\theta} \right) \quad (5.9)$$

Avec :

\hat{t}_{max} : Nombre de fin cycles prédits au seuil de défaillance totale.

Après avoir effectué les calculs, le modèle a prédit une valeur de temps maximal \hat{t}_{max} égale à 58.086 cycles au seuil de défaillance totale. Sachant que le temps réel maximum t_{max} de $PCA1_{test}$ avant la défaillance totale est de 51 cycles après l'application de la technique moyenne mobile.

La courbe $PCA1_{test}$ est ajustée sur le long des cycles prédits \hat{t}_{max} et s'arrête au seuil de défaillance totale calculée précédemment dans la partie d'apprentissage du modèle, (figure 5.13.)

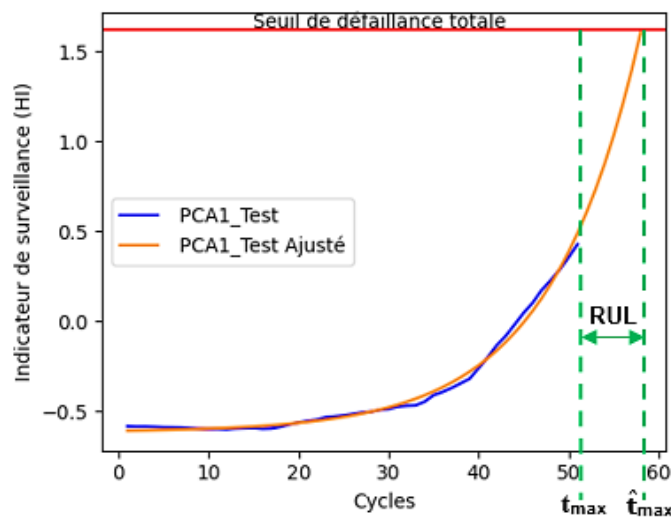


Figure 5.13 : $PCA1_{test}$ ajusté

À partir de la figure 5.13, la valeur RUL peut être extraite graphiquement, en soustrayant la valeur la plus élevée des cycles prédits $\hat{t}_{max}(PCA1_{test})$ à la valeur du dernier cycle $t_{max}(PCA1_{test})$. Ainsi le RUL peut être déterminé mathématiquement par l'équation suivante :

$$\widehat{RUL} = \hat{t}_{\max(PCA1_{test})} - t_{\max(PCA1_{test})} \quad (5.10)$$

Où :

\widehat{RUL} : RUL prédit

$\hat{t}_{\max(PCA1_{test})}$: Nombre de fin cycles prédit au seuil de défaillance totale.

$t_{\max(PCA1_{test})}$: Nombre réelle de fin cycles avant la défaillance totale.

Le temps de production restant prédit \widehat{RUL} a été calculer et sa valeur est de 7.086 cycles. Alors que la valeur RUL réelle est de 10 cycles lorsque le seuil de défaillance est atteint.

C) Evaluation des performances

Pour confirmer l'efficacité du modèle dans la prédiction de la valeur RUL, nous avons calculé des performances pour évaluer la précision de la prédiction de l'approche pronostic proposée [167].

En utilisant les deux principales mesures suivantes : L'ERREUR ABSOLUE MOYENNE MAE (Mean Absolute Error), et le pourcentage d'Erreur Absolu Moyen MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

L'erreur absolue moyenne MAE, est utilisée pour calculer l'erreur absolue moyenne entre les valeurs réelles et attendues. L'idée derrière l'erreur absolue est d'éviter l'annulation mutuelle des erreurs positives et négatives. Elle est calculée par l'équation suivante :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5.11)$$

Avec :

y_i : la i -ème valeur observée.

\hat{y}_i : Valeur prédite correspondante pour y_i .

n : Nombre d'observations.

Après avoir effectué les calculs, une valeur de 2.914 a été obtenue, donc on a en moyenne 2.914 valeurs de différence entre les valeurs réelles et attendues. Ceci est considéré comme un bon résultat.

Tandis que L'erreur moyenne absolue en pourcentage MAPE est la différence moyenne absolue en pourcentage entre la valeur réelle et la valeur prédite. Par conséquent, la principale différence est que MAPE est renvoyée sous forme de pourcentage au lieu d'une valeur absolue, comme avec MAE. Elle est calculée comme suit :

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (5.12)$$

Nous avons également obtenu une valeur du MAPE de 29,141%.

En général, compte tenu des fausses alarmes, la valeur \widehat{RUL} peut être considérée comme acceptable. On peut également dire qu'une valeur de prédiction du \widehat{RUL} au seuil de défaillance totale doit être inférieure à la valeur réelle du RUL pour être utilisable.

Une question peut être posée sur les performances de ce modèle exponentiel pour prédire d'autres natures de défaillances, tels que le balourd, le frottement, la flexion du rotor, etc.

La réponse est qu'il est très important de diagnostiquer les signaux vibratoires, d'analyser et de traiter leurs indicateurs de santé afin de choisir le plus fiable pour la prévision.

Le modèle exponentiel utilisé dans cette étude est basé sur des indicateurs fréquentiels dans une gamme de fréquences comprise entre les limites des trois premières fréquences, où le diagnostic démontrait la présence d'un désalignement. On peut donc dire que les performances de l'approche proposée dans cette étude restent bonnes pour prédire les défaillances apparaissant dans la gamme de fréquences des trois premiers pics.

Selon les résultats on peut dire que l'approche proposée dans cette étude a prouvé son efficacité à prédire la valeur de la durée de vie restante RUL dans le cas de la turbine à gaz étudiée.

5.5.3 Décisions

Après avoir réalisé des démarches de diagnostic et de pronostic, la décision de maintenir la turbine à gaz peut être prise pour éviter les pertes de productions. Il est également recommandé de faire une opération d'alignement du rotor.

5.6 Conclusion

Vu l'importance de la maintenance des turbines à gaz, cette partie d'étude propose une approche dans le cadre de CBM/PHM qui aide à prendre des décisions au moment idéal pour éviter des défaillances totales et aussi pour augmenter les performances de prévision. Elle comprend quatre étapes principales, à savoir l'acquisition de données, le diagnostic, le pronostic et la décision maintenance.

Les signaux de vibration bruts sont collectés à différentes périodes de temps depuis le début d'une défaillance partielle jusqu'à la défaillance totale par des équipements de mesure et de surveillance. Une surveillance continue des vibrations a révélé une dégradation de l'état de la turbine à gaz. Après avoir diagnostiqué la détérioration observée, l'analyse par FFT a prouvé qu'il y avait un défaut d'alignement.

Par la suite, les données sont classées en deux: l'ensemble d'entraînement qui contient les signaux de défaillance totale, tandis que l'ensemble de test contient des signaux qui

n'atteignent pas le seuil de défaillance totale afin de prédire la valeur RUL de la turbine à gas.

Selon les méthodes d'apprentissage automatique en intelligence artificiel, une approche pronostic est adoptée, basée sur un pré-diagnostic pour prédire le temps de production restant (RUL) avant qu'une défaillance totale ne se produise.

La valeur RUL est prédite en deux étapes : Dans la première étape, seules les données d'entraînement sont utilisées. Un ensemble d'indicateurs de santé sont extraits dans les deux domaines, dans le domaine temporel et aussi dans le domaine fréquentiel. Nous appliquons ensuite un ensemble de processus statistiques basées sur une analyse de corrélation, l'analyse de monotonie et l'analyse en composantes principales PCA des indicateurs, dans le but d'améliorer les tendances de dégradation et de choisir la plus fiable et la plus appropriée pour construire le modèle de régression exponentielle. Les résultats ont montré que la première composante principale PCA1 des indicateurs sélectionnés suit une trajectoire de dégradation appropriée à la trajectoire de dégradation de l'état de fonctionnement de la turbine à gas. La courbe de tendance de $PCA1_{\text{train}}$ est ajustée par le modèle d'apprentissage jusqu' à la valeur maximale qui est considérée comme le seuil de défaillance totale. Dans la deuxième étape, les données de test sont traitées selon les mêmes processus de traitement que les données d'apprentissage. Étant donné que les données de test ne contiennent pas de données de défaillance totale, l'indicateur $PCA1_{\text{test}}$ de test est ajusté par le modèle de teste jusqu'à ce que le seuil de défaillance soit atteint.

Après avoir calculé mathématiquement la valeur RUL prévue, nous comparons sa valeur avec la valeur RUL réelle à l'aide des mesures de performance MAE et MAPE pour calculer le taux d'erreur du modèle exponentiel utilisé. Les mesures de performance ont montré que l'approche proposée fournit un pourcentage d'erreur estimé à 29,141 %.

Compte tenu de ce pourcentage, nous considérons que les performances du modèle de régression exponentielle pour prédire l'apparition d'une défaillance totale sont bonnes.

CONCLUSION GÉNÉRALE

La surveillance continue des turbines à gaz et de leurs composants est cruciale pour prévenir les défaillances imprévues et accroître leur disponibilité opérationnelle. Pour garantir un fonctionnement ininterrompu de ces systèmes complexes, une approche intégrée est nécessaire, combinant des pratiques de maintenance préventive, prédictive et proactive avec des stratégies de surveillance et de diagnostic avancées. Cela implique l'utilisation de systèmes de surveillance de l'état avancés pour surveiller en temps réel les performances des turbines à gaz, notamment par le suivi des vibrations, de la température, de la pression et d'autres paramètres critiques afin de détecter les signes de défaillance potentielle.

D'autre part, il est essentiel de déployer des techniques de diagnostic avancées, telles que l'analyse vibratoire, l'analyse acoustique, l'analyse de l'huile et la thermographie infrarouge, afin de détecter précocement les problèmes émergents et de planifier les interventions de maintenance de manière proactive. Le choix d'une méthode efficace est un élément crucial dans la construction d'un système ou d'un algorithme efficace de surveillance, de diagnostic et de prévision.

Les turbines à gaz fonctionnent dans différentes conditions, telles que des variations de vitesses, de charges et de températures, qui peuvent affecter négativement leurs composants et provoquer des défaillances tels qu'un balourd, un désalignement, et des frottements entre les pièces, etc. Ces dysfonctionnements peuvent être évités et leur gravité réduite en utilisant des techniques avancées d'acquisition de données et de traitement des signaux de vibration.

En raison de son efficacité, l'analyse vibratoire joue actuellement un rôle essentiel dans la mise en œuvre d'une stratégie de maintenance conditionnelle (CBM). Prévenir les défaillances des machines tournantes est une part cruciale de l'activité de maintenance prédictive (PdM) pour la plupart des équipements industriels. La surveillance et le diagnostic vibratoire revêtent une importance capitale, car ils permettent d'optimiser les opérations de maintenance et de garantir la disponibilité des machines.

Dans cette thèse, menée dans le contexte de la maintenance conditionnelle (CBM), des techniques de surveillance et de diagnostic ont été appliquées à un ensemble turbine à gaz-générateur. En utilisant les normes internationales de vibration ISO 10816-4 et ISO 7919-4, ainsi que les mesures de tendance des vibrations, l'analyse spectrale et l'analyse de l'orbite, il est possible de détecter la gravité des défaillances et de déterminer leur nature, notamment

le balourd, le désalignement, le frottement, l'arc du rotor, le jeu mécanique et les fissures de l'arbre.

Selon cette étude de cas, le générateur présentait un déséquilibre thermique (balourd thermique) qui entraînait une flexion du rotor et créait un frottement annulaire complet entre le couvercle d'extrémité d'arbre et le ventilateur de l'unité d'excitation. Les caractéristiques de diagnostic obtenues par l'analyse spectrale de Fourier (FFT) liées au déséquilibre mécanique ont été expliquées. De plus, les tracés d'orbite ont été utilisés de manière efficace pour illustrer la nature unique de la défaillance.

Dans une autre section de la thèse, l'objectif a été d'élaborer une stratégie de maintenance avancée visant à surveiller de manière proactive l'état opérationnel d'un type spécifique de turbine à gaz et à anticiper le temps restant avant une défaillance totale. Cette phase de l'étude se focalise sur le déploiement de techniques de diagnostic, de pronostic et de gestion de la santé (PHM) de pointe, intégrant une série de procédés de traitement de signal et d'apprentissage automatique supervisé (ML) appliqués dans un cadre méthodique et rigoureux. L'objectif est double : non seulement diagnostiquer efficacement l'état actuel de la turbine à gaz, mais également prédire sa durée de vie utile restante (RUL), facilitant ainsi la prise de décisions de maintenance éclairées et proactives. Cette approche proactive vise à maximiser la disponibilité opérationnelle de la turbine à gaz tout en minimisant les coûts de maintenance et les temps d'arrêt non planifiés.

En utilisant une base de données de signaux de vibration historiques, une défaillance partielle due à un désalignement est détectée grâce à une analyse par la transformée de Fourier rapide (FFT). Il est crucial de souligner que cette défaillance partielle peut évoluer vers une panne totale, entraînant ainsi un arrêt de la production et des coûts de maintenance accrus. L'introduction de techniques de maintenance prédictive peut considérablement améliorer la capacité à anticiper de telles défaillances en utilisant une modélisation de la dégradation basée sur les données, ce qui permet de prévenir efficacement les pannes totales des turbines à gaz.

Un ensemble d'indicateurs de santé (HI) est extrait à chaque cycle de fonctionnement, puis soumis à une analyse approfondie, filtré et amélioré en se servant de techniques statistiques avancées telles que la normalisation et l'analyse de corrélation. Pour affiner encore la sélection des indicateurs les plus fiables, une moyenne mobile est appliquée en fonction des fonctions de fenêtrage et de monotonie. Par la suite, ces indicateurs sélectionnés sont combinés en un seul à l'aide de la technique d'analyse en composantes principales

(ACP), facilitant ainsi le processus d'ajustement des courbes de dégradation des indicateurs de santé sélectionnés à l'aide d'un modèle de régression exponentielle.

Les résultats obtenus ont révélé des performances prometteuses après avoir soumis le modèle exponentiel à une série de tests visant à prédire le temps restant avant la défaillance (RUL) sur les données de test, ce qui démontre la fiabilité et l'efficacité de cette approche dans le domaine de la maintenance prédictive des turbines à gaz.

Le développement de systèmes/algorithmes de prévision des défaillances de turbines à gaz vise à réduire les pannes et à éviter des pertes financières importantes. Cependant, cela pose de nombreux défis, notamment les suivants :

- Manque de données requises : les données saines et défectueuses sont très limitées ;
- Erreur de mesure : des imprécisions dans les données de mesure peuvent avoir un impact sur la fiabilité des prévisions.
- La variation des conditions de fonctionnement : les turbines à gaz peuvent opérer dans des environnements et des conditions de charge variés, ce qui rend la modélisation des comportements de défaillance plus complexe.
- Le nombre de capteurs intégrés aux machines est limité en raison de problèmes d'encombrement, de poids, de bruit, du coût d'installation du capteur.

Ceci peut limiter la quantité et la qualité des données collectées pour les analyses prédictives.

Afin d'améliorer le pourcentage d'erreur obtenu ; à partir du modèle de régression exponentielle utilisé ; il est suggéré que les travaux de recherche dans ce domaine devraient utiliser d'autres modèles empiriques, que ce soit en apprentissage automatique (ML) ou en apprentissage profond (DL).

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] S. Wang, Q. Wang, Y. Xiao, W. Liu, and M. Shang, “Research on rotor system fault diagnosis method based on vibration signal feature vector transfer learning,” *Eng. Fail. Anal.*, vol. 139, p. 106424, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2022.106424>.
- [2] M. P. Boyce, *Gas Turbine Engineering Handbook*. Elsevier Science, 2017. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=zPAFHyHctRUC>
- [3] P. Jansohn, *Modern Gas Turbine Systems: High Efficiency, Low Emission, Fuel Flexible Power Generation*. in *Woodhead Publishing Series in Energy*. Elsevier Science, 2013. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=cWREAgAAQBAJ>
- [4] M. Romanssini, P. C. C. de Aguirre, L. Compassi-Severo, and A. G. Girardi, “A Review on Vibration Monitoring Techniques for Predictive Maintenance of Rotating Machinery,” *Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 1797–1817, 2023, doi: 10.3390/eng4030102.
- [5] H. Xiong, Y. Peng, Y. Hu, L. Zhang, and Y. Li, “Vibration fault signal analysis and diagnosis of flue gas turbine,” *Eng. Fail. Anal.*, vol. 134, p. 105981, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2021.105981>.
- [6] Y. G. Li and P. Nilkitsaranont, “Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance,” *Appl. Energy*, vol. 86, no. 10, pp. 2152–2161, 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.02.011>.
- [7] W. M. Salilew, Z. A. Abdul Karim, and A. T. Baheta, “WITHDRAWN: Review on gas turbine condition based diagnosis method,” *Mater. Today Proc.*, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.12.1049>.
- [8] P. Girdhar and C. Scheffer, “5 - Machinery fault diagnosis using vibration analysis,” in *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*, P. Girdhar and C. Scheffer, Eds., Oxford: Newnes, 2004, pp. 89–133. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-075066275-8/50005-9>.
- [9] M. Tahan, E. Tsoutsanis, M. Muhammad, and Z. A. Abdul Karim, “Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review,” *Appl. Energy*, vol. 198, pp. 122–144, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.04.048>.
- [10] K. M. AL-HUSSAIN and I. REDMOND, “DYNAMIC RESPONSE OF TWO ROTORS CONNECTED BY RIGID MECHANICAL COUPLING WITH

- PARALLEL MISALIGNMENT,” *J. Sound Vib.*, vol. 249, no. 3, pp. 483–498, 2002, doi: <https://doi.org/10.1006/jsvi.2001.3866>.
- [11] D. E. Bently, C. T. Hatch, and B. Grissom, *Fundamentals of Rotating Machinery Diagnostics*. in *Design and Manufacturing*. Bently Pressurized Bearing Press, 2002. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=Td1SAAAAMAAJ>
- [12] A. Mehalaine and O. Berkani, “Experimental Study on Vibration Analysis of Rotor–Stator Rub Defect in a Gas Turbine Generator Set,” *J. Fail. Anal. Prev.*, vol. 23, no. 6, pp. 2305–2314, 2023, doi: 10.1007/s11668-023-01739-z.
- [13] T. Brotherton, G. Jahns, J. Jacobs, and D. Wroblewski, “Prognosis of faults in gas turbine engines,” in 2000 IEEE Aerospace Conference. Proceedings (Cat. No.00TH8484), 2000, pp. 163–171 vol.6. doi: 10.1109/AERO.2000.877892.
- [14] EN 13306, “EN 13306 : Maintenance - Maintenance terminology,” p. 98, 2017, [Online]. Available: <http://hadidavari.com/wp-content/uploads/2018/12/BS-EN-13306-2017.pdf>
- [15] V. T. Tran and B.-S. Yang, “An intelligent condition-based maintenance platform for rotating machinery,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 3, pp. 2977–2988, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.08.159>.
- [16] P. Poor, D. Ženíšek, and J. Basl, “Historical Overview of Maintenance Management Strategies: Development from Breakdown Maintenance to Predictive Maintenance in Accordance with Four Industrial Revolutions,” 2019.
- [17] K. Shukla, S. Nefti-Meziani, and S. Davis, “A heuristic approach on predictive maintenance techniques: Limitations and scope,” *Adv. Mech. Eng.*, vol. 14, no. 6, p. 16878132221101008, 2022, doi: 10.1177/16878132221101009.
- [18] A. P. Christer Stenström Per Norrbin and U. Kumar, “Preventive and corrective maintenance – cost comparison and cost–benefit analysis,” *Struct. Infrastruct. Eng.*, vol. 12, no. 5, pp. 603–617, 2016, doi: 10.1080/15732479.2015.1032983.
- [19] F. Monchy and C. Kojchen, *Maintenance - 5e éd.: Outils, méthodes et organisations efficaces*. Dunod, 2019. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=mPe9DwAAQBAJ>
- [20] M. Thomas, *Fiabilité, maintenance prédictive et vibration des machines*. in *École de technologie supérieure*. Presses de l’Université du Québec, 2012. [Online]. Available: https://books.google.dz/books?id=zb_8V_EvbwAC
- [21] Y. Wang, C. Deng, J. Wu, Y. Wang, and Y. Xiong, “A corrective maintenance scheme for engineering equipment,” *Eng. Fail. Anal.*, vol. 36, pp. 269–283, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2013.10.006>.

- [22] A. Prajapati, J. Bechtel, and S. Ganesan, “Condition based maintenance: A survey,” *J. Qual. Maint. Eng.*, vol. 18, 2012, doi: 10.1108/13552511211281552.
- [23] AFNOR, “FD X 60-000: Maintenance industrielle - Fonction maintenance,” *Assoc. Française Norm.*, vol. 33, no. 0, pp. 1–29, 2002.
- [24] R. B. Randall, *Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Automotive and Aerospace Applications*. Wiley, 2021. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=InoqEAAAQBAJ>
- [25] J. Héng, *Pratique de la maintenance préventive: mécanique, pneumatique, hydraulique, électricité, froid*. in *Technique et ingénierie. l’Usine nouvelle*, 2002. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=AMU1HQAACAAJ>
- [26] L. Xiaonian and W. Liangsheng, “Transition From Time-Based Preventive Maintenance to Condition-Based Maintenance,” 2017, p. V001T01A026. doi: 10.1115/ICONE25-66757.
- [27] A. Heng, S. Zhang, A. C. C. Tan, and J. Mathew, “Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 23, no. 3, pp. 724–739, 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2008.06.009>.
- [28] M. Pejić Bach, A. Topalović, Ž. Krstić, and A. Iveć, “Predictive Maintenance in Industry 4.0 for the SMEs: A Decision Support System Case Study Using Open-Source Software,” *Designs*, vol. 7, no. 4, 2023, doi: 10.3390/designs7040098.
- [29] A. Acernese, C. Del Vecchio, M. Tipaldi, N. Battilani, and L. Glielmo, “Condition-based maintenance: an industrial application on rotary machines,” *J. Qual. Maint. Eng.*, vol. 27, no. 4, pp. 565–585, Jan. 2021, doi: 10.1108/JQME-10-2019-0101.
- [30] S. Selcuk, “Predictive maintenance, its implementation and latest trends,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part B J. Eng. Manuf.*, vol. 231, no. 9, pp. 1670–1679, 2017, doi: 10.1177/0954405415601640.
- [31] C. Nata, Laurence, N. Hartono, and L. Cahyadi, “Implementation of Condition-based and Predictive-based Maintenance using Vibration Analysis,” in *2021 4th International Conference of Computer and Informatics Engineering (IC2IE)*, 2021, pp. 90–95. doi: 10.1109/IC2IE53219.2021.9649400.
- [32] O. Djebili, “Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants . Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement .,” no. 547, p. 156, 2013, [Online]. Available: <http://www.theses.fr/2013REIMS030.pdf>
- [33] J. MOREL, “Surveillance vibratoire et maintenance prédictive,” *Mes. mécaniques Dimens.*, vol. 33, no. 0, pp. 0–5, 2002, doi: 10.51257/a-v1-r6100.

- [34] M. Achouch et al., “On Predictive Maintenance in Industry 4.0: Overview, Models, and Challenges,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 16, 2022, doi: 10.3390/app12168081.
- [35] K. T. P. Nguyen and K. Medjaher, “A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 188, pp. 251–262, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.03.018>.
- [36] Q. Wang, Y. Xiao, S. Wang, W. Liu, and X. Liu, “A Method for Constructing Automatic Rolling Bearing Fault Identification Model Based on Refined Composite Multi-Scale Dispersion Entropy,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 86412–86428, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3089251.
- [37] N. Omri, Z. Al Masry, N. Mairot, S. Giampiccolo, and N. Zerhouni, “Industrial data management strategy towards an SME-oriented PHM,” *J. Manuf. Syst.*, vol. 56, pp. 23–36, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.04.002>.
- [38] S. Adams, M. Malinowski, G. Heddy, B. Choo, and P. A. Beling, “The WEAR methodology for prognostics and health management implementation in manufacturing,” *J. Manuf. Syst.*, vol. 45, pp. 82–96, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.07.002>.
- [39] R. Liu, B. Yang, E. Zio, and X. Chen, “Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 108, pp. 33–47, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.02.016>.
- [40] G. ZWINGELSTEIN, “La maintenance prédictive intelligente pour l’industrie 4.0,” *Maintenance*, vol. 33, no. 0, pp. 0–5, 2019, doi: 10.51257/a-v1-mt9572.
- [41] S. Barja-Martinez, M. Aragüés-Peñalba, Í. Munné-Collado, P. Lloret-Gallego, E. Bullich-Massagué, and R. Villafafila-Robles, “Artificial intelligence techniques for enabling Big Data services in distribution networks: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 150, p. 111459, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111459>.
- [42] M. Nacchia, F. Fruggiero, A. Lambiase, and K. Bruton, “A Systematic Mapping of the Advancing Use of Machine Learning Techniques for Predictive Maintenance in the Manufacturing Sector,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 6, 2021, doi: 10.3390/app11062546.
- [43] E. F. Alsina, M. Chica, K. Trawiński, and A. Regattieri, “On the use of machine learning methods to predict component reliability from data-driven industrial case studies,” *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 94, no. 5, pp. 2419–2433, 2018, doi: 10.1007/s00170-017-1039-x.
- [44] T. Abbasi, K. H. Lim, N. S. Rosli, I. Ismail, and R. Ibrahim, “Development of

- Predictive Maintenance Interface Using Multiple Linear Regression,” in 2018 International Conference on Intelligent and Advanced System (ICIAS), 2018, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICIAS.2018.8540602.
- [45] P. Loukopoulos et al., “Abrupt fault remaining useful life estimation using measurements from a reciprocating compressor valve failure,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 121, pp. 359–372, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2018.09.033>.
- [46] N. Li, Y. Lei, J. Lin, and S. X. Ding, “An Improved Exponential Model for Predicting Remaining Useful Life of Rolling Element Bearings,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 12, pp. 7762–7773, 2015, doi: 10.1109/TIE.2015.2455055.
- [47] N. Mishra and D. S. Silakari, “Predictive Analytics : A Survey , Trends , Applications , Oppurtunities \& Challenges,” 2012. [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:7966859>
- [48] F. Elasha, S. Shanbr, X. Li, and D. Mba, “Prognosis of a Wind Turbine Gearbox Bearing Using Supervised Machine Learning,” *Sensors*, vol. 19, no. 14, 2019, doi: 10.3390/s19143092.
- [49] S. Schwendemann, Z. Amjad, and A. Sikora, “A survey of machine-learning techniques for condition monitoring and predictive maintenance of bearings in grinding machines,” *Comput. Ind.*, vol. 125, p. 103380, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103380>.
- [50] R. Magar, L. Ghule, J. Li, Y. Zhao, and A. B. Farimani, “FaultNet: A Deep Convolutional Neural Network for Bearing Fault Classification,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 25189–25199, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3056944.
- [51] P. Agrawal and P. Jayaswal, “Diagnosis and Classifications of Bearing Faults Using Artificial Neural Network and Support Vector Machine,” *J. Inst. Eng. Ser. C*, vol. 101, no. 1, pp. 61–72, 2020, doi: 10.1007/s40032-019-00519-9.
- [52] J. S. L. Senanayaka, S. T. Kandukuri, H. Van Khang, and K. G. Robbersmyr, “Early detection and classification of bearing faults using support vector machine algorithm,” in 2017 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD), 2017, pp. 250–255. doi: 10.1109/WEMDCD.2017.7947755.
- [53] N. Amruthnath and T. Gupta, “A research study on unsupervised machine learning algorithms for early fault detection in predictive maintenance,” in 2018 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA), 2018, pp. 355–361. doi: 10.1109/IEA.2018.8387124.
- [54] C. T. Yiakopoulos, K. C. Gryllias, and I. A. Antoniadis, “Rolling element bearing

- fault detection in industrial environments based on a K-means clustering approach,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 3, pp. 2888–2911, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.083>.
- [55] V. Kumar, D. Kalitin, and P. Tiwari, “Unsupervised learning dimensionality reduction algorithm PCA for face recognition,” in *2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 2017, pp. 32–37. doi: 10.1109/CCAA.2017.8229826.
- [56] A. Leroy and J. P. Signoret, *Le risque technologique*. in *Que sais-je? Presses universitaires de France*, 1992. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=ZEB3AAAACAAJ>
- [57] G. Zwingelstein, *Diagnostic des défaillances: théorie et pratique pour les systèmes industriels*. in *Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance*. Hermès, 1995. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=cQU5PQAACAAJ>
- [58] NF EN 13306, “Terminologie de la maintenance,” *Standard*, vol. 33, no. 0, 2001.
- [59] C. Rachid, “A great reliability, causes a decrease of failures in the rotating machines,” *J. Fundam. Appl. Sci.*, vol. 10, 2018, doi: 10.4314/jfas.v10i1.18.
- [60] A. Najji, “Quelques réflexions sur une conception ‘Qualitative’ du système éducatif,” *J. Qual. Educ.*, vol. 9, 2007, doi: 10.37870/joqie.v9i13.186.
- [61] H. N. Teixeira, I. Lopes, and A. C. Braga, “Condition-based maintenance implementation: a literature review,” *Procedia Manuf.*, vol. 51, pp. 228–235, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.10.033>.
- [62] AFNOR FD-X60-000, “Maintenance industrielle, Fonction maintenance,” *AFNOR Norm. Française.*, vol. 33, no. 0, p. 2002, 2002, [Online]. Available: <http://www.se2t-france.com/pdf/normefdx60000.pdf>
- [63] D. V Hariharan and P. Srinivasan, “Vibration analysis of parallel misaligned shaft with ball bearing system,” *Songklanakarin J. Sci. Technol.*, vol. 33, 2011, doi: 10.17485/ijst/2009/v2i9/2952144.
- [64] N.-501 AFNOR, “Applications de la statistique - Introduction à la fiabilité,” *Applications de la statistique - Introduction à la fiabilité*, 1984.
- [65] A. Rai and J.-M. Kim, “A Novel Health Indicator Based on Information Theory Features for Assessing Rotating Machinery Performance Degradation,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 69, no. 9, pp. 6982–6994, 2020, doi: 10.1109/TIM.2020.2978966.
- [66] D. Goyal, A. Chaudhary, R. K. Dang, B. S. Pabla, and S. S. Dhami, “Condition

- Monitoring of Rotating Machines: A Review,” 2018. [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:210162769>
- [67] P. Gangsar, R. K. Pandey, and M. Chouksey, “Unbalance detection in rotating machinery based on support vector machine using time and frequency domain vibration features,” *Noise & Vib. Worldw.*, vol. 52, no. 4–5, pp. 75–85, 2021, doi: 10.1177/0957456521999836.
- [68] T. H. Machado, D. S. Alves, and K. L. Cavalca, “Investigation about journal bearing wear effect on rotating system dynamic response in time domain,” *Tribol. Int.*, vol. 129, pp. 124–136, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2018.08.004>.
- [69] C. Malla and I. Panigrahi, “Review of Condition Monitoring of Rolling Element Bearing Using Vibration Analysis and Other Techniques,” *J. Vib. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 4, pp. 407–414, 2019, doi: 10.1007/s42417-019-00119-y.
- [70] H. Gu, W. Liu, Q. Gao, and Y. Zhang, “A review on wind turbines gearbox fault diagnosis methods,” *J. Vibroengineering*, vol. 23, 2021, doi: 10.21595/jve.2020.20178.
- [71] H. Qiu, J. Lee, J. Lin, and G. Yu, “Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics,” *Adv. Eng. Informatics*, vol. 17, no. 3, pp. 127–140, 2003, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2004.08.001>.
- [72] Vanraj, D. Goyal, A. Saini, S. S. Dhama, and B. S. Pabla, “Intelligent predictive maintenance of dynamic systems using condition monitoring and signal processing techniques — A review,” in *2016 International Conference on Advances in Computing, Communication, & Automation (ICACCA) (Spring)*, 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICACCA.2016.7578870.
- [73] A. Stetco et al., “Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review,” *Renew. Energy*, vol. 133, pp. 620–635, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.10.047>.
- [74] N. Tandon and A. Parey, “Condition Monitoring of Rotary Machines,” in *Condition Monitoring and Control for Intelligent Manufacturing*, L. Wang and R. X. Gao, Eds., London: Springer London, 2006, pp. 109–136. doi: 10.1007/1-84628-269-1_5.
- [75] M. Behzad, S. Feizhoseini, H. A. Arghand, A. Davoodabadi, and D. Mba, “Failure Threshold Determination of Rolling Element Bearings Using Vibration Fluctuation and Failure Modes,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 1, 2021, doi: 10.3390/app11010160.
- [76] R. Wang, X. Zhan, H. Bai, E. Dong, Z. Cheng, and X. Jia, “A Review of Fault Diagnosis Methods for Rotating Machinery Using Infrared Thermography,” *Micromachines*, vol. 13, no. 10, 2022, doi: 10.3390/mi13101644.

- [77] Z. Ghemari, “Modélisation, simulation et analyse expérimentale du capteur de vibration (accéléromètre),” 2013.
- [78] I. 7849-1, “Acoustics — Determination of airborne sound power levels emitted by machinery using vibration measurement, Part 1: Survey method using a fixed radiation factor,” vol. 2009, 2009.
- [79] M. Taleb, “Surveillance, détection et diagnostic des défaillances dans une cimenterie en utilisant L’analyse fonctionnelle,” 2018. [Online]. Available: http://ftech.univ-skikda.dz/doc2/2018/taleb_mounia.pdf
- [80] M. Vishwakarma, R. Purohit, V. Harshlata, and P. Rajput, “Vibration Analysis & Condition Monitoring for Rotating Machines: A Review,” *Mater. Today Proc.*, vol. 4, no. 2, Part A, pp. 2659–2664, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.02.140>.
- [81] R. Sekhon, H. Bassily, and J. Wagner, “Real Time Prognostic Strategies With Application to Stationary Gas Turbines,” in *American Society of Mechanical Engineers, Manufacturing Engineering Division, MED*, 2006. doi: 10.1115/IMECE2006-14068.
- [82] ISO-13381-1, “Condition monitoring and diagnostics of machines-Prognostics-Part 1: General guidelines,” vol. 2015, 2015, [Online]. Available: www.iso.org/iso/standard/preview.do?ref=standards_details&stdno=ISO%2F13381-1
- [83] X.-S. Si, W. Wang, C.-H. Hu, and D.-H. Zhou, “Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 213, no. 1, pp. 1–14, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.11.018>.
- [84] W. Huang, A. Farahat, and C. Gupta, “Similarity-based Feature Extraction from Vibration Data for Prognostics,” *Annu. Conf. PHM Soc.*, vol. 12, p. 10, 2020, doi: 10.36001/phmconf.2020.v12i1.1298.
- [85] M. Wang et al., “Remaining Useful Life Prediction for Aero-Engines Based on Time-Series Decomposition Modeling and Similarity Comparisons,” *Aerospace*, vol. 9, no. 10, 2022, doi: 10.3390/aerospace9100609.
- [86] T. Berghout and M. Benbouzid, “A Systematic Guide for Predicting Remaining Useful Life with Machine Learning,” *Electronics*, vol. 11, no. 7, 2022, doi: 10.3390/electronics11071125.
- [87] M. D. Anis, “Towards Remaining Useful Life Prediction in Rotating Machine Fault Prognosis: An Exponential Degradation Model,” in *2018 Condition Monitoring and Diagnosis (CMD)*, 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/CMD.2018.8535765.
- [88] X. Kong and J. Yang, “Remaining Useful Life Prediction of Rolling Bearings Based

- on RMS-MAVE and Dynamic Exponential Regression Model,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 169705–169714, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2954915.
- [89] S. Sajid, A. Haleem, S. Bahl, M. Javaid, T. Goyal, and M. Mittal, “Data science applications for predictive maintenance and materials science in context to Industry 4.0,” *Mater. Today Proc.*, vol. 45, pp. 4898–4905, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.01.357>.
- [90] C. Hu, B. D. Youn, P. Wang, and J. Taek Yoon, “Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 103, pp. 120–135, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2012.03.008>.
- [91] K. Javed, R. Gouriveau, and N. Zerhouni, “State of the art and taxonomy of prognostics approaches, trends of prognostics applications and open issues towards maturity at different technology readiness levels,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 94, pp. 214–236, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.01.050>.
- [92] B. Wang, Y. Lei, N. Li, and N. Li, “A Hybrid Prognostics Approach for Estimating Remaining Useful Life of Rolling Element Bearings,” *IEEE Trans. Reliab.*, vol. 69, no. 1, pp. 401–412, 2020, doi: 10.1109/TR.2018.2882682.
- [93] C. S. Byington, M. Watson, M. J. Roemer, T. R. Galic, and J. J. McGroarty, “Prognostic enhancements to gas turbine diagnostic systems,” in *2003 IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No.03TH8652)*, 2003, pp. 3247–3255. doi: 10.1109/AERO.2003.1234168.
- [94] M. de Castro-Cros, M. Velasco, and C. Angulo, “Machine-Learning-Based Condition Assessment of Gas Turbines—A Review,” *Energies*, vol. 14, no. 24, 2021, doi: 10.3390/en14248468.
- [95] ISO 2041 : 2018 (FR), “Vibrations et chocs mécaniques , et leur surveillance — Vocabulaire Mechanical vibration , shock and condition monitoring — Vocabulary,” vol. 2018, 2018.
- [96] B. A., “Contribution au Diagnostic des Défauts dans les Machines Tournantes par Analyse Multirésolution , Thèse de doctorat, Université 08 mai 1945 Guelma, 15 p, 2016.”
- [97] D. Goyal and B. S. Pabla, “The Vibration Monitoring Methods and Signal Processing Techniques for Structural Health Monitoring: A Review,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 23, no. 4, pp. 585–594, 2016, doi: 10.1007/s11831-015-9145-0.
- [98] A. Boulenger and C. Pachaud, *Aide-mémoire Surveillance des machines par analyse des vibrations. in Sciences et Techniques. Dunod, 2009. [Online]. Available: https://books.google.dz/books?id=tnazJf_Lxp8C*

- [99] R. B. McMillan, *Rotating Machinery: Practical Solutions to Unbalance and Misalignment*. Fairmont Press, 2003. [Online]. Available: https://books.google.dz/books?id=F9_jvqGOGkoC
- [100] ISO 113581, “SI units and recommendations for the use of their multiples and of certain other units, Third edition 1992.,” *Int. Organ. Stand.*, vol. 10406–1:20, pp. 3–6, 1992.
- [101] P. SENTE, “Acquisition et traitement des signaux de mesure à l’aide de microprocesseurs - Architecture globale : capteurs et chaînes de mesure,” *Mes. tests électroniques*, vol. 33, no. 0, pp. 0–5, 2010, doi: 10.51257/a-v2-r525.
- [102] M. T. Nabti, “Etude de l’évolution des indicateurs spectraux et cepstraux dans la détection des défauts mécaniques. UNIVERSITE FERHAT ABBAS - SETIF UFAS (ALGERIE), 2011,” 2011.
- [103] Paul-Eric DUPUIS, “Essais de vibrations - Mesures et exploitation des résultats. Techniques de l’Ingénieur, Doc. BM 5 160,” *Fonct. Compos. mécaniques*, vol. 33, no. 0, pp. 0–5, 2000, doi: 10.51257/a-v1-bm5160.
- [104] B. GARNIER, “Capteurs industriels de vibration. Technique d’ingénieur, Doc. R 6 193.,” *Bruit Vib.*, vol. 33, no. 0, pp. 0–5, 2010, doi: 10.51257/a-v1-r6193.
- [105] Meggitt Sensing Systems (Meggitt SA), “Sensor systems for turbomachinery. 2012”.
- [106] H. H. M.-E. V. – J.-P. BARBOT., “Capteurs et chaîne d’acquisition . ENS-EDUSCOL-STI. 2015,” 2015.
- [107] Y. Cao, X. L. Rong, S. J. Shao, and K. P. He, “Present Situation and Prospects of Vibration Sensors,” in *2012 International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring*, 2012, pp. 515–518. doi: 10.1109/CDCIEM.2012.128.
- [108] M. AYAD, “Recherche De Signatures Robustes Des Defauts Dans Une Machine Tournante a Travers L’Analyse De Signaux Vibratoires,” p. 114, 2015, [Online]. Available: <https://tdoctorat.univ-setif.dz/2015/TECH/These AYAD.pdf>
- [109] Brüel & Kjær, “Piezoelectric Accelerometers,” October, p. 2, 2020, [Online]. Available: <https://www.bksv.com/en/products/transducers/vibration/Vibration-transducers/accelerometers/4520>
- [110] D. AUGEIX, “Analyse vibratoire des machines tournantes. Technique d’ingénieur. BM 5 145 - 3.,” *Fonct. Compos. mécaniques*, vol. 33, no. 0, pp. 0–5, 2001, doi: 10.51257/a-v1-bm5145.
- [111] B. & K. Vibro, “Analyse des vibrations – Maintenance conditionnelle des machines tournantes.,” 2005.

- [112] ISO 10816-1, “Mechanical Vibration -Evaluation of machine Vibration by measurements on non-rotating Parts - Part 1: General guidelines,” 1995.
- [113] M. Altaf, T. Akram, M. A. Khan, M. Iqbal, M. M. I. Ch, and C.-H. Hsu, “A New Statistical Features Based Approach for Bearing Fault Diagnosis Using Vibration Signals,” *Sensors*, vol. 22, no. 5, 2022, doi: 10.3390/s22052012.
- [114] A. Davies, *Handbook of Condition Monitoring: Techniques and Methodology*. Springer Netherlands, 2012. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=UzTyCAAQBAJ>
- [115] B. Cahyono, D. Priyanta, and F. Ramadhan, “Vibration Spectrum Analysis for Indicating Damage on Turbine and Steam Generator Amurang Unit 1,” *Int. J. Mar. Eng. Innov. Res.*, vol. 2, 2017, doi: 10.12962/j25481479.v2i1.2688.
- [116] I. Khelf, “Diagnostic Des Machines Tournantes Par Les Techniques De L’Intelligence Artificielle,” p. 206, 2014.
- [117] Nouredine CHIKH, “Analyse spectrale des vibrations Application à la maintenance des équipements mécaniques. Mémoire de Magister, Université M’hamed BOUGARA Boumerdes,” 2008.
- [118] A. Jablonski, *Condition Monitoring Algorithms in MATLAB®*. in Springer Tracts in Mechanical Engineering. Springer International Publishing, 2021. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=Tm8WEAAAQBAJ>
- [119] A. F. Harvey and M. Cerna, “The Fundamentals of FFT-Based Signal Analysis and Measurement in LabVIEW and LabWindows,” 1993. [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:16477768>
- [120] F. Cottet, *Aide-mémoire - Traitement du signal - 3e éd.* in Sciences et Techniques. Dunod, 2017. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=xZM0DwAAQBAJ>
- [121] DEWEsoft, “Order Tracking Measurement and Analysis. Document.”
- [122] O. Djebili, “Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants . Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement .,” 2013. [Online]. Available: <http://www.theses.fr/2013REIMS030.pdf>
- [123] Y.-T. Sheen, “On the study of applying Morlet wavelet to the Hilbert transform for the envelope detection of bearing vibrations,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 23, no. 5, pp. 1518–1527, 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2009.01.012>.
- [124] M. Segla, S. Wang, and F. Wang, “Bearing fault diagnosis with an improved high frequency resonance technique,” in *IEEE 10th International Conference on Industrial*

- Informatics, 2012, pp. 580–585. doi: 10.1109/INDIN.2012.6301378.
- [125] C. Lessmeier, J. Kimotho, D. Zimmer, and W. Sextro, “Condition Monitoring of Bearing Damage in Electromechanical Drive Systems by Using Motor Current Signals of Electric Motors: A Benchmark Data Set for Data-Driven Classification,” 2016.
- [126] C. da Costa, R. S. da Gama, C. E. Nascimento, I. M. Brandao, E. C. de Medeiros, and M. H. Mathias, “Orbit Analysis For Imbalance Fault Detection In Rotating Machinery,” 2018. [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:201915550>
- [127] H. Jeong, S. Park, S. Woo, and S. Lee, “Rotating Machinery Diagnostics Using Deep Learning on Orbit Plot Images,” *Procedia Manuf.*, vol. 5, pp. 1107–1118, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2016.08.083>.
- [128] A. Sen, M. Majumder, S. Mukhopadhyay, and R. Biswas, “Polar and Orbit Plot Analysis for Unbalance Identification in A Rotating System,” *IOSR J. Mech. Civ. Eng.*, vol. 14, pp. 49–56, 2017, doi: 10.9790/1684-1403054956.
- [129] N. Bachschmid, P. Pennacchi, and A. Vania, “Diagnostic Significance of Orbit Shape Analysis and its Application to Improve Machine Fault Detection,” *J. Brazilian Soc. Mech. Sci. Eng.*, vol. 26, pp. 200–208, 2004, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:41805611>
- [130] A. D. Nembhard, J. K. Sinha, and A. Yunusa-Kaltungo, “Experimental observations in the shaft orbits of relatively flexible machines with different rotor related faults,” *Measurement*, vol. 75, pp. 320–337, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2015.08.007>.
- [131] B. Wu, S. Feng, G. Sun, L. Xu, and C. Ai, “Identification Method of Shaft Orbit in Rotating Machines Based on Accurate Fourier Height Functions Descriptors,” *Shock Vib.*, vol. 2018, p. 3737250, 2018, doi: 10.1155/2018/3737250.
- [132] M. Tiboni, C. Remino, R. Bussola, and C. Amici, “A Review on Vibration-Based Condition Monitoring of Rotating Machinery,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 3, 2022, doi: 10.3390/app12030972.
- [133] I. 1925, “Vibrations mécaniques Équilibrage — Vocabulaire. 2001,” *Policy*, vol. 2004, 2001.
- [134] L. S. Jablon, S. L. Avila, B. Borba, G. L. Mourão, F. L. Freitas, and C. A. Penz, “Diagnosis of rotating machine unbalance using machine learning algorithms on vibration orbital features,” *J. Vib. Control*, vol. 27, no. 3–4, pp. 468–476, 2021, doi: 10.1177/1077546320929830.

- [135] S. Zhang, “Analyse de l’ effet Morton dans les turbines à vapeur. UNIVERSITE DE POITIERS,” 2016.
- [136] S. Patil, *Gas Turbine Engineering Handbook*. Scitus Academics, 2016. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=x9dgrgEACAAJ>
- [137] ISO (FR) 4378-2:2017, Paliers lisses — Termes, définitions, classification et symboles — Partie 2: Frottement et usure.
- [138] Issam MOUMENE, “IDENTIFICATION DES DÉFAUTS MIXTES D’ENGRENAGE ET DE ROULEMENT PAR ANALYSE VIBRATOIRE. Mémoire de Magister, Université de 08 Mai 45 – Guelma, 2010,” 2010.
- [139] D. Goyal, Vanraj, B. S. Pabla, and S. S. Dhimi, “Condition Monitoring Parameters for Fault Diagnosis of Fixed Axis Gearbox: A Review,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 24, no. 3, pp. 543–556, 2017, doi: 10.1007/s11831-016-9176-1.
- [140] T. Haj Mohamad, Y. Chen, Z. Chaudhry, and C. Nataraj, “Gear Fault Detection Using Recurrence Quantification Analysis and Support Vector Machine,” *J. Softw. Eng. Appl.*, vol. 11, 2018, doi: 10.4236/jsea.2018.115012.
- [141] I. M. Howard, “Higher-order spectral techniques for machine vibration condition monitoring,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part G J. Aerosp. Eng.*, vol. 211, no. 4, pp. 211–219, 1997, doi: 10.1243/0954410971532622.
- [142] Z. DJAMAL, “Approche numérique et expérimentale d’aide à la détection des défauts dans le cadre d’une maintenance préventive conditionnelle par l’analyse vibratoire : application aux roulements. Thèse de doctorat, université des frères mentouri - Constantine 1, 2019.,” 2019.
- [143] BESSOUS Noureddine, “Contribution au Diagnostic des Défauts dans les Machines Asynchrones : Comparaison entre l’Analyse Vibratoire et l’Analyse du Courant d’Alimentation . Thèse de doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, 2017,” 2017.
- [144] Omid A. Zargar, “Turbine Compressor Vibration Analysis and Rotor Movement Evaluation by Shaft Center Line Method (The Case History Related to Main Turbine Compressor of an Olefin Plant in Iran Oil Industries).,” *Int. J. Mech. Mechatronics Eng.* Vol8, No1, 2014.
- [145] D. V Hariharan, “Vibrational Analysis of Flexible Coupling by Considering Unbalance,” *World Appl. Sci. J.*, vol. 8, pp. 1022–1031, 2010.
- [146] M. B. Reksono and I. M. Miasa, “Vibration Analysis For Reducing Excessive Vibration Level on Gas Turbine Generator (GTG) 100 MW in Cogeneration Power Plant,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1351, no. 1, p. 12083, Nov. 2019, doi: 10.1088/1742-

- 6596/1351/1/012083.
- [147] J. Yu, “Rub Diagnostics Based on Vibration Data,” in *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 2013. doi: 10.1115/GT2013-94203.
- [148] A. Muszynska, “Vibrational Diagnostics of Rotating Machinery Malfunctions,” *Int. J. Rotating Mach.*, vol. 1, p. 102137, 1995, doi: 10.1155/S1023621X95000108.
- [149] A. D. Dimarogonas, “Newkirk Effect: Thermally Induced Dynamic Instability of High-Speed Rotors,” in *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*, vol. ASME 1973 International Gas Turbine Conference and Products Show. 1973, p. V001T01A026. doi: 10.1115/73-GT-26.
- [150] H. Ma, Q. Zhao, X. Zhao, Q. Han, and B. Wen, “Dynamic characteristics analysis of a rotor–stator system under different rubbing forms,” *Appl. Math. Model.*, vol. 39, no. 8, pp. 2392–2408, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apm.2014.11.009>.
- [151] P. Pennacchi and A. Vania, “Analysis of Rotor-to-Stator Rub in a Large Steam Turbogenerator,” *Int. J. Rotating Mach.*, vol. 2007, p. 90631, 2007, doi: 10.1155/2007/90631.
- [152] J. Zhang, W. Ma, J. Lin, L. Ma, and X. Jia, “Fault diagnosis approach for rotating machinery based on dynamic model and computational intelligence,” *Measurement*, vol. 59, pp. 73–87, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.09.045>.
- [153] ISO 10816-4, “Évaluation des vibrations des machines par mesurages sur les parties non tournantes Partie 4: Turbines à gaz à paliers à film fluide. 2009,” 2009.
- [154] ISO 7919-4, “Vibrations mécaniques Évaluation des vibrations des machines par mesurages sur les arbres tournants Partie 4: Turbines à gaz à paliers à film fluide. 2009”.
- [155] J.-M. Pugno, “Équilibrage des rotors rigides et flexibles,” *Fonct. Compos. mécaniques*, 1997, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:171619934>
- [156] M. Akhtar, M. S. Kamran, N. Hayat, A. U. Rehman, and A. A. Khan, “High-vibration diagnosis of gas turbines: An experimental investigation,” *J. Vib. Control*, vol. 27, no. 1–2, pp. 3–17, 2021, doi: 10.1177/1077546320923917.
- [157] S. Cofre-Martel, E. Lopez Droguett, and M. Modarres, “Big Machinery Data Preprocessing Methodology for Data-Driven Models in Prognostics and Health Management,” *Sensors*, vol. 21, no. 20, 2021, doi: 10.3390/s21206841.
- [158] Y. Lei, “2 - Signal processing and feature extraction,” in *Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinery*, Y. Lei, Ed., Butterworth-Heinemann, 2017, pp. 17–66. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12->

- 811534-3.00002-0.
- [159] P. Jain and S. Bhosle, “Analysis of vibration signals caused by ball bearing defects using time-domain statistical indicators,” *Int. J. Adv. Technol. Eng. Explor.*, vol. 9, pp. 700–715, 2022, doi: 10.19101/IJATEE.2021.875416.
- [160] J. Brownlee, *Data Preparation for Machine Learning: Data Cleaning, Feature Selection, and Data Transforms in Python. Machine Learning Mastery*, 2020. [Online]. Available: <https://books.google.dz/books?id=uAPuDwAAQBAJ>
- [161] B. Ratner, “The correlation coefficient: Its values range between +1/−1, or do they?,” *J. Targeting, Meas. Anal. Mark.*, vol. 17, no. 2, pp. 139–142, 2009, doi: 10.1057/jt.2009.5.
- [162] J. W. Eric Zivot, “MODELING FINANCIAL TIME SERIES WITH S-PLUS®. Second Edition. Springer.”
- [163] S. Karamizadeh, S. Abdullah, A. Manaf, M. Zamani, and A. Hooman, “An Overview of Principal Component Analysis,” *J. Signal Inf. Process.*, 2013, doi: 10.4236/jsip.2013.43B031.
- [164] M. Ringnér, “What is principal component analysis?,” *Nat. Biotechnol.*, vol. 26, no. 3, pp. 303–304, 2008, doi: 10.1038/nbt0308-303.
- [165] G. Liu, W. Fan, F. Li, G. Wang, and D. You, “Remaining Useful Life Prediction of Nuclear Power Machinery Based on an Exponential Degradation Model,” *Sci. Technol. Nucl. Install.*, vol. 2022, p. 9895907, 2022, doi: 10.1155/2022/9895907.
- [166] I. Bejaoui, D. Bruneo, and M. G. Xibilia, “Remaining Useful Life Prediction of Broken Rotor Bar Based on Data-Driven and Degradation Model,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 16, 2021, doi: 10.3390/app11167175.
- [167] A. Botchkarev, “Performance Metrics (Error Measures) in Machine Learning Regression, Forecasting and Prognostics: Properties and Typology,” *ArXiv*, vol. abs/1809.03006, 2018, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:52182534>