

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة محمد البشير الإبراهيمي - برج بوعريريج

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département d'Electromécanique

MÉMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de MASTER**

En : électromécanique

Spécialité : (électromécanique)

Par : - KERROUCHE Abdelhamid

- Yahiaoui Eldjoudi

Sujet

Classification automatique des défauts dans les turbines a gaz

Soutenu publiquement, le : 01/ 07 /2025, devant le jury composé de :

M. MEGHLAOUI Issam	MCB	Univ-BBA	Président
M. LAYADI Toufik Madani	MCA	Univ-BBA	Examinateur
M. SAKHARA Saadi	MCA	Univ-BBA	Encadrant
Mme. NACIB Leila	MCA	Univ-BBA	Co-Encadrant

Année Universitaire : 2024/2025

Remerciement

À l'issue de ce travail, nous adressons tout d'abord nos remerciements à Dieu Tout-Puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'Il nous a accordées tout au long de ces longues années d'études.

Au terme de ces deux années de travail fructueux, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à Monsieur S. Sakhara pour son suivi assidu et ses précieux conseils tout au long de nos recherches.

Nos remerciements les plus sincères vont également aux membres du jury, qui auront la tâche de corriger et d'évaluer notre humble travail.

Enfin, un grand MERCI à toutes les personnes qui nous ont aidés et soutenus, de près ou de loin.

A-Hamid et Djoudi

Dédicaces

En signe de reconnaissance, nous dédions ce travail :

A nos chers parents, qui ont consacré leur vie pour veiller à notre bien-être.

A toute la famille Kerrouche et Yahiaoui

A tous nos camarades et nos amis

A tous ceux qui nous sont chères.

Résumé : Ce travail s'inscrit dans le cadre du développement d'un système automatisé de diagnostic des défauts dans les turbines à gaz.

L'approche de la construction d'un système de diagnostic automatique est basée sur trois techniques principales. La première consiste à capturer les signaux de vibration à l'aide de techniques d'analyse des vibrations. Deuxièmement, la transformée en ondelettes est utilisée pour extraire des caractéristiques pertinentes des signaux de vibration qui représentent les différents états de la turbine. Troisièmement, ces caractéristiques sont utilisées comme entrées dans un outil d'apprentissage automatique basé sur des réseaux neuronaux.

Les résultats montrent que le modèle construit détecte avec précision l'état de la turbine, même dans des conditions de fonctionnement différentes, avec un faible taux d'erreur. Cela montre l'efficacité de cette approche pour le diagnostic précoce des défaillances.

Mots clés : Réseaux de neurones, Turbine à gaz, Détection de défauts, Analyse vibratoire, Transformation en ondelettes, Diagnostic automatique.

المخلص: هذا العمل هو جزء من تطوير نظام تشخيص آلي للأعطال في التوربينات الغازية. يعتمد نهج بناء نظام التشخيص الآلي على ثلاث تقنيات رئيسية. الأولى هي النقاط إشارات الاهتزاز باستخدام تقنيات تحليل الاهتزاز. ثانيًا، يتم استخدام التحويل الموجي لاستخراج السمات ذات الصلة من إشارات الاهتزاز التي تمثل الحالات المختلفة للتوربينات. ثالثًا، يتم استخدام هذه السمات كمدخلات لأداة تعلم آلي قائمة على الشبكة العصبية. تُظهر النتائج أن النموذج الذي تم إنشاؤه يكتشف بدقة حالة التوربينات، حتى في ظل ظروف تشغيل مختلفة، مع معدل خطأ منخفض. وهذا يوضح فعالية هذا النهج في التشخيص المبكر للأعطال.

الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية، التوربينات الغازية، الكشف عن الأعطال، تحليل الاهتزازات، تحويل الموجات، التشخيص التلقائي.

Abstract: This work is part of the development of an automated fault diagnosis system for gas turbines.

The approach to building an automatic diagnostic system is based on three main techniques. The first is to capture vibration signals using vibration analysis techniques. Secondly, wavelet transform is used to extract relevant features from the vibration signals that represent the different states of the turbine. Thirdly, these features are used as inputs to a neural network-based machine learning tool.

The results show that the model constructed accurately detects the state of the turbine, even under different operating conditions, with a low error rate. This demonstrates the effectiveness of this approach for early fault diagnosis.

Key words: Neural networks, Gas turbine, Fault detection, Vibration analysis, Wavelet transform, Automatic diagnosis.

Liste des figures

Liste des figures

Chapitre I :

Figure I. 1: Vue extérieure d'une turbine à gaz TURBOMACH T70.....	2
Figure I. 2: Organes caractérisant une turbine à gaz.	4
Figure I. 3: Défauts d'usinage causant le balourd.....	5
Figure I. 4: Types de désalignements d'arbres dans les systèmes mécaniques.	7
Figure I. 5: Signal vibratoire avec un défaut d'alignement d'arbre.	9
Figure I. 6: Piquûres des dents.	10
Figure I. 7: Fissure des dents.	11
Figure I. 8: Image vibratoire théorique d'un engrenage présentant une dent détériorée.	12
Figure I. 9: Image vibratoire théorique d'une denture.	12
Figure I. 10: Signature spectrale d'un engrènement avec entraxe insuffisant.	12
Figure I. 11: Exemple de fissure détectée sur une plaque de renfort d'un carter de générateur. ..	13
Figure I. 12 : Sources of contaminants.....	17
Figure I. 13: Principe de l'analyse ATD.	22
Figure I. 14: Types de caméras infrarouges.	22
Figure I. 15: Allure réelle des courbes d'analyse thermique simple présentant une surfusion	23

Chapitre II :

Figure II. 1: Conception d'un capteur piézoélectrique.	30
Figure II. 2: Principe de fonctionnement d'un accéléromètre piézoélectrique.	32
Figure II. 3: Point de mesures recommandées.	34
Figure II. 4: Placement des accéléromètres.....	34
Figure II. 5: Spectre fréquentiel.	36
Figure II. 6: Application d'un filtre passe-bas pour le lissage d'un signal bruité.....	42
Figure II. 7: Architecture type d'un réseau de neurones.....	46

Chapitre III :

Figure III. 1: Architecture du système automatique de diagnostic des défauts.....	52
Figure III. 2: Image vibratoire théorique d'engrenage.....	53
Figure III. 3: Structure générale de réseau de neurone.	56
Figure III. 4: Structure du réseau à étudier.....	57
Figure III. 5: Classification des signaux des défaillances.....	57
Figure III. 6 : Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA.....	59
Figure III. 7: Classification de la sortie C1 C2 C3 de réseaux RNA.....	59
Figure III. 8: Détection automatique de l'état sain de la machine à gaz.....	61
Figure III. 9 : Détection automatique d'un défaut de désalignement dans la turbine à gaz.....	62
Figure III. 10: Détection automatique d'un défaut d'engrenage dans la turbine à gaz.....	63

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Chapitre I :

Tableau I. 1: Métaux lourds et autres éléments contaminants 17

Tableau I. 2: Exemple de techniques d'analyse thermique 21

Chapitre III:

Tableau III. 1: Cas étudié de l'état de la machine 51

Tableau III. 2: Bandes de fréquences du signal ondelettes 55

Tableau III. 3: Classification des défauts 58

Tableau III. 4: Erreur quadratique d'apprentissage 58

Tableau III. 5: Valeurs de teste pour l'état de la turbine sain 61

Tableau III. 6: Valeurs de teste pour défaut type 01: défaut désalignement 62

Tableau III. 7: Valeurs de teste pour défaut type 01: défaut d'engrenage 63

Symboles et Abréviations

Symboles et Abréviations

X	La valeur d'origine.
Min(X)	La plus petite valeur de la variable.
Max(X)	La plus grande valeur de la variable.
X'	La valeur après normalisation (entre 0 et 1).
IQR	La gamme de printemps.
Xrobust	La valeur après normalisation robuste.
f_e	La fréquence d'engrènement.
N_c	Le plus petit nombre commun multiple des deux nombres de dents des roues menante et menée Z1 et Z2.
a	Le paramètre de dilatation.
b	Le paramètre de translation.
m	Les entiers qui contrôlent la dilatation dans une ondelette.
n	L'entier qui contrôle la dilatation dans une ondelette.
a₀	Le paramètre spécifié fixant le pas de dilatation (valeur supérieure à 1).
$\Delta b = b_0 a_0^m$	Le paramètre de localisation (valeur strictement positive).
$W_{m,n}$	Le coefficient d'ondelette ou coefficients de détail.
n	Le niveau de decomposition.
f_e	La fréquence d'échantillonnage.
f_r	La fréquence de rotation.
ΔT	Différence de temperature.
T_e	Température de l'échantillon.
T_r	Température de la référence.
GE	General Electric.

FAP	Filtre À Particules.
LP	(en anglais Low Pressure).
HP	(en anglais High Pressure).
ATD	Analyse Thermique Différentielle.
IA	Intelligence Artificielle.
ML	en anglais Machine Learning.
RTD	(en anglais Resistance Temperature Detector).
IoT	Internet of Things.
FFT	(en anglais Fast Fourier Transform).
GMAO	Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur.
DSA	(en anglais Dynamic Signal Analyzer).
GPA	(en anglais Gas Path Analysis).
AMP	Analyse de Modèle de Performance.
MCAR	(en anglais Missing Completely At Random).
MAR	(en anglais Missing At Random).
MNAR	(en anglais Missing Not At Random).
IQR	(en anglais InterQuartile Range).
CV	(en anglais Computer Vision).
CNN	(en anglais Convolutional Neural Network).
FC	(en anglais Fully Connected).
RNA	Réseau de Neurones Artificiel.

Sommaire

Sommaire

<i>Remerciement</i>	
<i>Dédicaces</i>	
Résumé	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Notations et symboles	
Sommaire	
<i>Introduction générale</i>	1
Chapitre I : Généralité sur les turbines à gaz	
I.1 Introduction.....	2
I.2 principes de base et composants principaux	3
I.2.1 principes de base	3
I.2.2 Les composants principaux	4
I.3 les types des défauts dans les turbines á gaz.....	5
I.3.1 Diagnostic de Default.....	5
I.3.1.1 Définition (diagnostic)	5
I.3.2 Les défauts mécanique (fissures, usure, déséquilibre....)	5
I.3.2.1 Déséquilibre (défaut de balourd)	5
I.3.2.2 Défaut désalignement	6
I.3.2.3 Les défauts des engrenages.....	10
I.3.2.4 fissure.....	13
I.3.3 Les défauts thermique (réchauffement, corrosion).....	14
I.3.3.1 la surchauffe	14
I.3.3.2 la corrosion.....	14
I.3.4 Les défauts liés aux fluides (encrassement, contamination)	15
I.3.4.1 l'encrassement.....	15
I.3.4.2 contamination	17
I.4 Technique de détection existante	18
I.4.1 surveillance vibratoire	18
I.4.2 analyse thermique.....	21
I.4.3 méthode basées sur l'intelligence artificielle(IA) et l'apprentissage automatique(ML)	24
I.5 Conclusion	26

Chapitre II :_ Méthodologie de classification des défauts

II.1 Introduction	28
II.2 Collecte de données	28
II.2.1 Sources de données	28
II.2.1.1 Capteurs.....	28
II.2.1.2 Historiques de maintenance	35
II.2.2 Types de données	35
II.2.2.1 Données vibratoires.....	35
II.2.2.2 Données températures	37
II.2.2.3 Données pressions	38
II.3 Prétraitement des données	39
II.3.1 Filtrage et normalisation des données.....	39
II.3.2 Extraction des caractéristiques pertinentes	43
II.3.2.1 Intérêt de l'extraction de caractéristiques.....	43
II.3.2.2 La théorie suivie dans l'extraction des caractéristiques pertinentes	44
II.4 Méthodes de classification.....	44
II.4.1 Approches traditionnelles (analyse statistique, réseaux de neurones simples).....	44
II.4.1.1 Introduction aux approches traditionnelles	44
II.4.1.2 Analyse statistique.....	44
II.4.1.3 Réseaux de neurones simples	45
II.4.2 Introduction aux approches modernes.....	46
II.4.2.1 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)	47
II.4.2.3 Apprentissage profond	48
II.5 Validation des modèles.....	49
II.6 Conclusion	50
 Chapitre III :Application de réseaux de neurone au diagnostic	
III.1. Introduction	51
III.2. Description de l'architecture existante automatique de diagnostic des défauts.....	51
III.3.Type des signaux à étudier	52
III.3.1. Désalignement :	52
III.3.2. Défaut d'engrenage :	52
III.4. Réseau de Neurones à Ondelettes	54
III.4.1 Transformation en Ondelette	54
III.4.2. Elaboration du module d'interprétation des informations.....	56

III.4.3. Les étapes de construction de bloc RNA.....	56
III.4.4. Construction du bloc de RNA : en voir de type de choix les entrés et les sorties de réseaux :.....	57
III.4.5 Résultats d'essais des réseaux sélectionnés	58
III.4.6. Discussion des résultats	60
III.5 Conclusion.....	64
<i>Conclusion générale</i>	65
<i>Références Bibliographique</i>	67

Introduction Générale

Introduction générale

Dans le domaine de la production énergétique, les turbines à gaz occupent une place centrale grâce à leur capacité à fournir de la puissance de manière efficace et rapide. Toutefois, comme tout système mécanique complexe, elles sont soumises à divers types de défauts susceptibles d'altérer leur performance, d'augmenter les risques de défaillances majeures, voire d'entraîner des arrêts coûteux.

Dans ce contexte, les techniques basées sur l'intelligence artificielle, notamment les réseaux de neurones artificiels, offrent des perspectives prometteuses. Grâce à leur aptitude à apprendre à partir de données complexes, ces modèles peuvent identifier des patterns anormaux, associer des symptômes à des types de défauts précis, et améliorer ainsi la précision du diagnostic.

L'objectif principal de notre travail est de développer une approche automatique pour la classification des défauts au sein d'une turbine à gaz, en s'appuyant sur les réseaux de neurones. Pour ce faire, nous avons structuré notre étude en trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré à une présentation générale des turbines à gaz, en mettant en avant leur principe de fonctionnement, leurs composants essentiels, ainsi que les différents types de défauts susceptibles d'apparaître (mécaniques, thermiques et liés aux fluides). Nous y décrivons également les principales techniques de détection utilisées dans l'industrie, y compris les approches basées sur l'IA.

Dans le deuxième chapitre, nous exposons la méthodologie adoptée pour le traitement des données de diagnostic. Ce chapitre aborde les étapes de la collecte des données, leur prétraitement, l'extraction des caractéristiques pertinentes, ainsi que les différentes approches de classification (traditionnelles et modernes).

Le troisième chapitre est dédié à la mise en œuvre pratique de notre système de classification. Nous y détaillons l'architecture du réseau neuronal appliqué, la transformation en ondelettes, le choix des entrées et sorties du modèle, ainsi que l'analyse des résultats obtenus.

Enfin, une conclusion générale viendra résumer les apports de notre travail et proposer des perspectives pour de futurs développements dans ce domaine.

Chapitre I :

Généralité sur les turbines à gaz

I.1 Introduction

I.1.1 L'histoire de la turbine à gaz

Dans l'histoire du développement des turbines à gaz, trois générations peuvent être divisées en fonction de la plage de température maximale du gaz à l'entrée de la turbine (en °C) :

Première génération : $760 < T_{\max} < 955^{\circ}\text{C}$.

Deuxième génération : $955 < T_{\max} < 1124^{\circ}\text{C}$.

Troisième génération : $1149 < T_{\max} < 1288^{\circ}\text{C}$.

Les avancées dans le domaine des matériaux ainsi que les recherches approfondies sur le phénomène de la combustion ont conduit à une amélioration significative des performances des turbines à gaz. Ces progrès se traduisent notamment par une augmentation de la puissance spécifique et du rendement, rendue possible grâce à l'élévation des températures maximales dans le cycle thermodynamique.

En 1961, la société NUOVO PIGNONE a lancé la fabrication de turbines à gaz destinées à des applications fixes, principalement dans le secteur pétrochimique. Cette production s'inscrit dans le cadre d'un accord de collaboration avec General Electric (GE), qui est responsable de la conception complète des modèles MS 3000, MS 5000, MS 7000 et MS 9000, et fournit à NP les éléments rotatifs ainsi que les aubages [1].

I.1.2 Définition de la turbine à gaz

La turbine à gaz, aussi appelée turbine à combustion, est une machine tournante qui fait partie des moteurs à combustion interne. Elle a pour objectif de transformer l'énergie contenue dans un hydrocarbure en énergie mécanique, généralement sous forme de rotation d'un arbre. Son fonctionnement repose sur un cycle thermodynamique dont les différentes étapes se déroulent à travers plusieurs composants, parcourus en continu par un gaz en mouvement [1].



Figure I. 1: Vue extérieure d'une turbine à gaz TURBOMACH T70 [1].

I.1.3 Pourquoi on utilise les turbines à gaz ?

La turbine à gaz est utilisée en raison de plusieurs avantages :

- Grande disponibilité de fonctionnement (jusqu'à 48 000 heures).
- Démarrage rapide (15 à 30 minutes), plus rapide que les turbines à vapeur (environ 6 heures).
- Conception compacte, idéale pour les sites éloignés comme les plateformes offshore.
- Régulation plus précise des performances. Moins de défaillances comparées aux centrales diesel.
- Impact environnemental réduit (plus respectueuse de l'environnement) [1].

I.1.4 Les applications industrielles des turbines à gaz

Les turbines à gaz occupent une place importante dans plusieurs domaines industriels grâce à leur capacité à fournir une énergie à la fois efficace et adaptable. Elles jouent un rôle fondamental notamment dans les secteurs de l'aviation, de la production d'électricité, ainsi que dans d'autres applications industrielles.

I.1.4.1 Utilisations dans l'aviation

Dans l'industrie aéronautique, les turbines à gaz jouent un rôle central dans la propulsion des avions. Leur utilisation permet d'optimiser à la fois la puissance et le rendement des moteurs à réaction. Plusieurs facteurs expliquent leur importance critique dans ce secteur :

- **Puissance** : Ces turbines génèrent une poussée élevée, indispensable pour assurer le décollage et une ascension rapide.
- **Fiabilité** : Leur fonctionnement stable et sécurisé en fait un choix optimal pour les vols de longue durée [2].

I.1.4.2 Autres applications industrielles

En plus de leur utilisation dans l'aviation, les turbines à gaz trouvent de nombreuses applications dans le secteur industriel. Elles sont particulièrement employées dans les centrales électriques pour la production d'énergie, ainsi que dans les systèmes de cogénération utilisés dans certaines installations industrielles [2].

I.2 principes de base et composants principaux

I.2.1 principes de base

Grâce à leur puissance élevée, leur bon rendement et leur performance fiable, les turbines à gaz sont largement utilisées pour entraîner des charges mécaniques. On les retrouve principalement dans les domaines des hydrocarbures, de la production de poussée et de la génération d'électricité.

La turbine à gaz est un type de moteur à combustion interne. Elle fonctionne en aspirant l'air extérieur, qu'elle comprime à l'aide d'un compresseur axial. Cet air comprimé est ensuite

chauffé dans la chambre de combustion, ce qui augmente son énergie. Cette énergie thermique est ensuite transformée en énergie mécanique lors de l'étape d'expansion dans la turbine. L'énergie produite est transmise, via un accouplement, à une machine réceptrice comme un compresseur ou un alternateur.

Par rapport aux autres moteurs thermiques, la turbine à gaz se distingue par deux caractéristiques principales. Comme la turbine à vapeur, elle fonctionne en régime d'écoulement continu, sans changements périodiques dans l'état du fluide. Elle regroupe l'ensemble des transformations thermodynamiques du cycle parcouru par le fluide. Ainsi, bien qu'elle soit classée parmi les moteurs à

Combustion interne, ces transformations se produisent dans des compartiments distincts, disposés côte à côte dans l'espace [3].

I.2.2 Les composants principaux

Dans sa forme la plus simple et répandue, une turbine à gaz est constituée de trois éléments essentiels :

- **Compresseur** : Aspire l'air et le comprime
- **Chambre de combustion** : La chambre de combustion est l'endroit où un carburant, qu'il soit gazeux ou liquide, est injecté sous pression et brûlé avec de l'air comprimé. Une grande quantité d'air est utilisée pour contrôler la température des gaz d'échappement.
- **Turbine** : La turbine, souvent de type axial, permet l'expansion des gaz en sortie de la chambre de combustion. Cette énergie sert à entraîner le compresseur et éventuellement une charge externe [4].

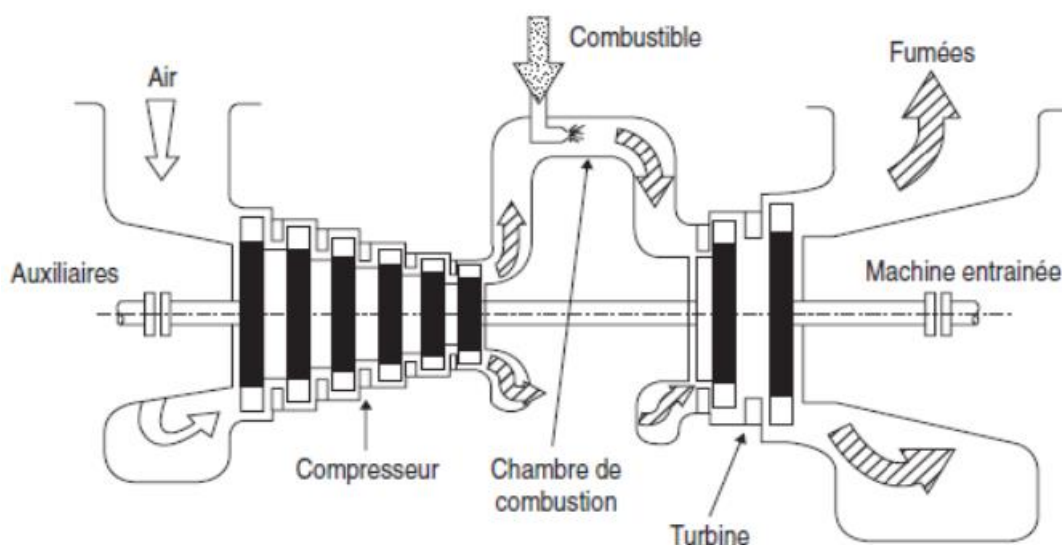


Figure I. 2: Organes caractérisant une turbine à gaz [4].

I.3 les types des défauts dans les turbines á gaz

I.3.1 Diagnostic de Default

I.3.1.1 Définition (diagnostic)

- Le diagnostic constitue une approche efficace pour prévenir et éliminer les défauts grâce à une méthodologie structurée. Cette procédure logique, organisée en étapes claires, permet d'anticiper les anomalies avant leur apparition.
- Le processus diagnostique repose sur trois phases principales :
 - **Détection** : Repérage de la présence d'un défaut
 - **Localisation** : Détermination de la position du défaut
 - **Identification** : Analyse des caractéristiques du défaut (type, amplitude et moment d'apparition) [5]

I.3.2 Les défauts mécanique (fissures, usure, déséquilibre....)

I.3.2.1 Déséquilibre (défaut de balourd)

a) Définition

Même avec une fabrication très soignée, il reste difficile d'aligner parfaitement l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque composant essentiel du rotor. Ce désalignement est à l'origine du phénomène appelé balourd. En conséquence, l'arbre en rotation subit une force centrifuge qui entraîne une déformation. Ces efforts mécaniques engendrent des vibrations qui sont directement liées à la vitesse de rotation. Les vibrations causées par le balourd peuvent introduire des erreurs importantes dans le fonctionnement des systèmes cinématiques [6].

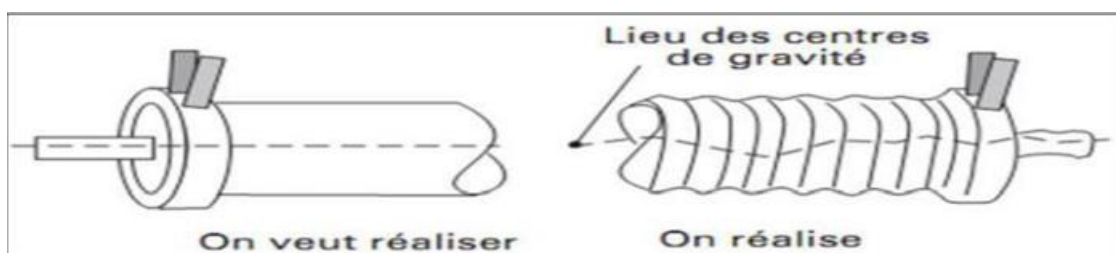


Figure I. 3: Défauts d'usinage causant le balourd [6].

b) Les causes de défaut de balourd

Toute pièce mécanique présente naturellement un certain degré de balourd, plus ou moins important, en fonction de plusieurs facteurs. Parmi les causes principales, on distingue :

▪ Les défauts de conception

Ils peuvent être dus à des tolérances trop larges dans les dimensions des pièces (comme l'excentricité ou le jeu), ou à une asymétrie dans la géométrie des composants en rotation (comme le vilebrequin ou le mandrin).

▪ Les défauts de fabrication

Ils résultent souvent d'une mauvaise homogénéité des matériaux (présence de soufflures, d'inclusions, etc.) ou de tolérances d'usinage non respectées (erreurs de circularité, de concentricité, etc.).

▪ Les défauts de montage

Ils apparaissent lorsque les éléments sont assemblés de manière asymétrique (par exemple, avec des clavettes ou des goupilles), ou lorsque certaines pièces sont mal fixées ou présentent du jeu après assemblage [6].

I.3.2.2 Défaut désalignement**a) définition et types de désalignement**

▪ Le désalignement est un défaut courant dans les machines tournantes. Il apparaît lorsque deux arbres en rotation ne sont pas correctement alignés, soit par un décalage, soit par un angle entre eux. Cette situation peut nuire aux performances de la machine et entraîner des pannes [12].

▪ Il existe trois principaux types de désalignement dans les arbres rotatifs :

➤ Le désalignement radial

Il survient lorsque les axes centraux de deux arbres reliés ne sont pas parallèles, ce qui crée un écart entre eux.

➤ Le désalignement angulaire

Il se produit lorsque les axes des deux arbres forment un angle au lieu d'être parallèles.

➤ Le désalignement axial

Il apparaît lorsque les arbres ne sont pas alignés sur le même axe, présentant ainsi une différence de hauteur [15].

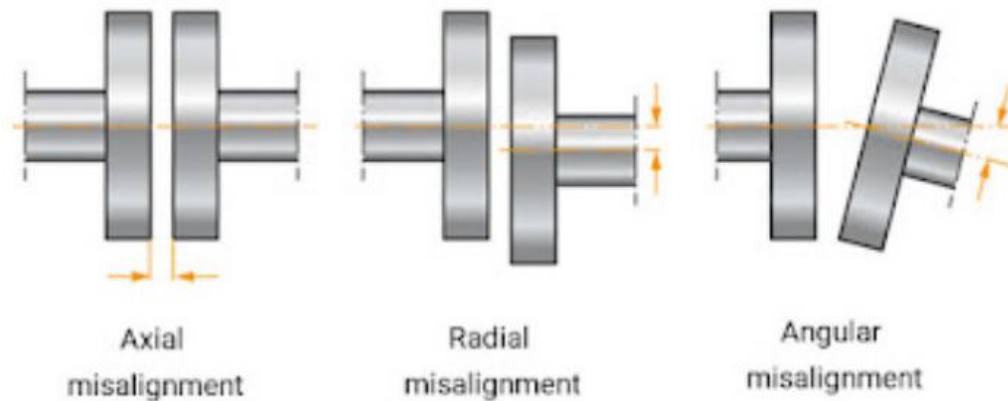


Figure I. 4: Types de désalignements d'arbres dans les systèmes mécaniques [15].

b) Causes et effets du désalignement

- Les principales causes du désalignement de l'arbre dans les machines :

- **Déformation de l'arbre liée à la torsion au démarrage**

Lors du démarrage, l'arbre peut être soumis à un couple de torsion important, ce qui peut entraîner une déformation de sa structure. Cette modification de forme peut provoquer un désalignement entre les composants mécaniques.

- **Un alignement incorrect dû à des mesures insuffisantes ou imprécises causées par l'intervention humaine**

L'utilisation d'outils simples, tels qu'une règle, peut contribuer à ajuster l'alignement de manière approximative. Toutefois, ces moyens restent limités et ne permettent pas d'assurer un alignement fiable et durable, surtout dans des systèmes exigeant une grande précision.

- **Désalignement causé par la dilatation thermique**

Pendant le fonctionnement, la chaleur générée peut entraîner une dilatation des composants de la machine. Cette expansion thermique peut modifier la position du centre de rotation, ce qui conduit à un désalignement progressif.

- **Effets des vibrations et des chocs sur l'alignement des arbres**

Des forces extérieures, comme les vibrations générées par des machines voisines ou les chocs mécaniques dus à un contact avec un objet, peuvent perturber l'alignement des arbres en causant un déplacement de leurs axes [31].

- Même si les causes du désalignement peuvent varier, ses effets restent généralement similaires.

Un mauvais alignement des axes peut provoquer des vibrations et des oscillations importantes. Cela peut entraîner du bruit, réduire les performances de la machine et endommager des éléments essentiels tels que les roulements, les joints et les accouplements [31].

c) Façons de détecter les problèmes de désalignement d'arbre

▪ La vérification du désalignement est souvent l'une des premières étapes à réaliser lorsqu'une machine montre des signes de dysfonctionnement. Dans certains cas, le désalignement peut être observé directement lors du fonctionnement de la machine. Des outils simples, comme une règle, peuvent aussi être utilisés pour détecter des désalignements importants, bien qu'ils soient souvent peu précis et prennent du temps à utiliser.

En revanche, les outils de diagnostic modernes permettent d'obtenir des données plus fiables et détaillées sur l'état d'alignement des arbres. Ils permettent non seulement de détecter le désalignement, mais aussi d'évaluer les dommages qu'il pourrait avoir causés à d'autres composants. Certains de ces dispositifs aident également à choisir la méthode la plus adaptée pour corriger le défaut [31].

▪ Analyse de vibration

La surveillance et l'analyse des vibrations se sont largement répandues ces dernières années, en raison de la rapidité des dispositifs modernes capables de traiter les signaux provenant de capteurs triaxiaux. Chaque machine possède un niveau de vibration normal, mais il peut arriver que ce niveau augmente au-delà des limites acceptables.

Plusieurs facteurs peuvent être à l'origine de cette augmentation, notamment le jeu mécanique, la résonance, le déséquilibre, ou encore le désalignement. Les vibrations sont généralement mesurées à l'aide d'accéléromètres, mais d'autres capteurs comme ceux de proximité ou de vitesse peuvent aussi être utilisés. Une fois les données collectées à l'aide d'un système de collecte, un spécialiste en analyse vibratoire peut interpréter les signaux pour identifier les défauts éventuels de la machine.

Les dispositifs de surveillance sont souvent installés en permanence sur les équipements, ce qui permet de collecter à la fois des données en temps réel et des données historiques. Cette comparaison facilite l'identification du moment où le niveau de vibration a commencé à s'élever. L'un des avantages majeurs de cette méthode est la possibilité d'intégrer un système d'alerte, qui avertit l'équipe technique dès que les vibrations dépassent les seuils normaux. Cela permet d'intervenir rapidement et d'éviter une panne ou un arrêt non planifié de la machine [31].

▪ Thermographie

La thermographie est une méthode efficace pour détecter tôt les problèmes de désalignement en repérant les zones présentant une température anormalement élevée. En effet, un désalignement peut provoquer une augmentation des frottements dans la machine, ce qui fait monter la température. Une caméra thermique capte l'énergie infrarouge émise par un objet et convertit ces données en une image électronique montrant la température de surface.

Les techniciens peuvent effectuer des scans réguliers avec des outils de thermographie pour surveiller l'évolution des températures. Ils peuvent aussi installer des caméras thermiques fixées sur des zones critiques pour assurer une surveillance continue. Cette technique permet d'identifier précisément la source de la surchauffe et d'aider à localiser et corriger les défauts de désalignement [31].

▪ Analyse d'huile

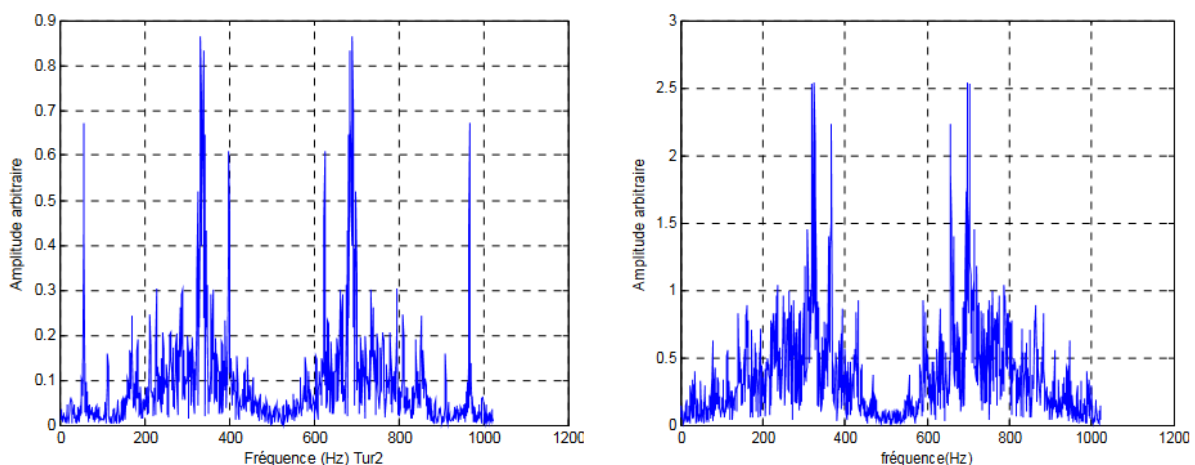
L'analyse d'huile est une méthode utile pour évaluer l'état général d'un équipement, de son lubrifiant et des éventuels contaminants. Lorsqu'une anomalie est détectée par cette méthode, il est possible d'agir rapidement pour en déterminer la cause et prévenir une défaillance potentielle.

Une concentration élevée de particules dans l'huile peut indiquer une augmentation des frottements, souvent liée à un désalignement de l'arbre. Dans ce cas, des éléments comme les roulements, les joints ou les accouplements peuvent se détériorer et libérer des débris dans l'huile. Étant donné la complexité de cette analyse, de nombreuses entreprises font appel à des spécialistes pour interpréter correctement les résultats [31].

d) Certains défauts de l'arbre et leurs fréquences caractéristiques

Le balourd apparaît généralement à la fréquence de rotation du rotor. Sur le spectre, il se reconnaît par une composante dominante à cette même fréquence. Ce type de défaut produit une vibration de forme sinusoïdale, avec très peu d'harmoniques [32].

Le spectre fréquentiel associé à un défaut de désalignement ressemble à celui illustré dans la Figure I.5. Ce type de défaut se caractérise par la présence de pics d'amplitude pouvant atteindre jusqu'à quatre fois la fréquence de rotation [33].



(a) : Signal vibratoire d'un défaut d'alignement
d'alignement angulaire

(b) : Signal vibratoire d'un défaut
radial

Figure I. 5: Signal vibratoire avec un défaut d'alignement d'arbre [33].

I.3.2.3 Les défauts des engrenages

a) Différents défauts pouvant survenir dans Les engrenages de Réducteur de vitesse

▪ Les piqûres

Ce type de dégradation se manifeste par l'apparition de petits creux peu profonds, répartis sur toute la surface active des dents. Ces creux ont une forme en éventail, orientée soit vers la base des dents motrices, soit vers le sommet des dents menées. Leur diamètre varie entre 0,3 mm et 2 mm, avec une profondeur d'environ 0,1 mm. Ce phénomène touche principalement les engrenages fabriqués à partir d'un acier de construction à faible dureté (voir Figure I.6).

Pour limiter ce défaut, l'utilisation d'un lubrifiant à viscosité élevée est recommandée. En effet, la déformation du profil de la dent entraîne une irrégularité de la surface active, ce qui provoque une augmentation des charges dynamiques, un échauffement du système de transmission, ainsi qu'une intensification du bruit [6].



Figure I. 6: Piqûres des dents [6].

▪ Le grippage

Le grippage résulte d'une rupture soudaine du film d'huile de lubrification, causée par une élévation de température due au frottement sous charge. Ce phénomène survient plus fréquemment dans des conditions telles que des vitesses de rotation élevées, des engrenages à gros modules, et un faible nombre de dents en contact simultané. Le risque de grippage dépend également des propriétés physico-chimiques du lubrifiant utilisé et des conditions lors de la mise en marche du système [6].

▪ Corrosion de contact

Ce phénomène affecte, d'une part, les dentures classiques exposées à des vibrations externes pendant le transport ou les phases d'arrêt, et d'autre part, les accouplements à denture soumis à des vibrations de torsion ou à de faibles mouvements liés à un mauvais alignement, surtout en l'absence d'une protection adéquate. La corrosion de contact génère une quantité importante

d'oxydes abrasifs, qui contaminent les lubrifiants et peuvent, dans les cas les plus sévères, entraîner une usure importante et irréversible des composants [6].

▪ Fissures ou ruptures de dent

Ces défauts apparaissent généralement au niveau du pied de dent et évoluent à chaque sollicitation mécanique. Ils concernent principalement les aciers fins et durcis, qui sont sensibles aux concentrations de contraintes. Leur origine est liée au dépassement de la limite élastique des matériaux, particulièrement du côté de la dent soumis à des efforts de traction [6].



Figure I. 7: Fissure des dents [6].

Certains défauts des engrenages et leurs fréquences caractéristiques

▪ Détérioration d'une dent

Lorsqu'une dent est endommagée sur l'une des roues, un choc brutal se produit à chaque rotation du pignon. Le spectre associé [Figure I.8] révèle un ensemble de raies espacées régulièrement, dont l'intervalle correspond à la fréquence de rotation du pignon défectueux, et qui s'étendent vers les hautes fréquences [34].

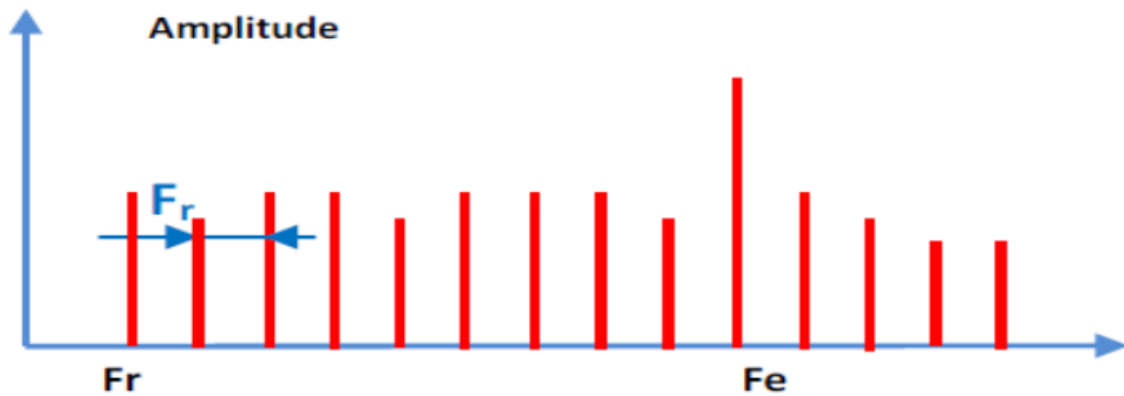


Figure I. 8: Image vibratoire théorique d'un engrenage présentant une dent détériorée [34].

▪ Détérioration de l'ensemble de dentures

Lorsque l'ensemble des dents est usé ou endommagé, des chocs se produisent à chaque engagement entre les dents. Le spectre obtenu présente un peigne de raies dont la fréquence correspond à celle de l'engrènement, mais avec une amplitude nettement plus importante [Figure I.9] [34].

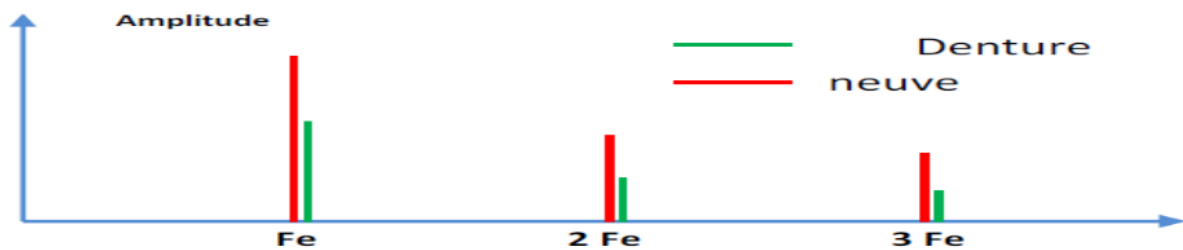


Figure I. 9: Image vibratoire théorique d'une denture [34].

▪ Entraxe insuffisant entre les moyeux de l'engrenage (jeu réduit au fond de denture)

En analyse spectrale, ce défaut se manifeste par l'apparition d'une raie dominante à deux fois la fréquence d'engrènement ($2Fe$), accompagnée d'une diminution partielle, voire d'une disparition complète, de l'amplitude à la fréquence d'engrènement fondamentale (Fe) [Figure I.10] [34].



Figure I. 10: Signature spectrale d'un engrènement avec entraxe insuffisant [34].

I.3.2.4 fissure

a) Définition

La formation et le développement des fissures figurent parmi les modes de défaillance les plus répandus dans les structures mécaniques. Elles prennent généralement naissance à partir de micro-imperfections situées en surface ou à l'intérieur du matériau, là où les contraintes mécaniques sont les plus fortes. Par exemple, la Figure I.11 illustre une fissure apparue dans la plaque de renfort d'un carter de générateur [7].



Figure I. 11: Exemple de fissure détectée sur une plaque de renfort d'un carter de générateur [7].

b) Les causes de défaut de fissures

Les fissures dans les arbres rotatifs représentent l'un des défauts les plus critiques en raison de leur impact potentiel sur la sécurité et la performance des machines.

Elles peuvent apparaître à cause de plusieurs facteurs, notamment la fatigue mécanique (à faible ou à haut cycle), la corrosion sous contrainte ou encore les déséquilibres liés à un mauvais alignement du rotor. Ces arbres fonctionnent souvent dans des conditions extrêmes, telles que des charges variables et des fluctuations thermiques importantes, ce qui les rend particulièrement vulnérables. Si une fissure n'est pas détectée à temps et continue de se propager, cela peut conduire à une rupture soudaine de la pièce, avec des conséquences économiques et humaines graves [8].

I.3.3 Les défauts thermique (réchauffement, corrosion)

I.3.3.1 la surchauffe

a) Qu'est-ce que le phénomène de surchauffe ?

La surchauffe désigne une situation où certains composants sont exposés à une température des gaz d'échappement trop élevée ou ne bénéficient pas d'un refroidissement adéquat [9].

b) Causes de surchauffe

- Arrêt du système sans laisser le temps nécessaire pour le refroidissement (arrêt à chaud).
- Dysfonctionnements du filtre à particules (FAP), notamment lors des phases de régénération, entraînant une élévation de la pression et de la température des gaz d'échappement, ce qui peut surchauffé la partie turbine du turbocompresseur.
- Modifications du moteur telles que la reprogrammation (chiptuning) ou un apport excessif de carburant [9].

c) Signes de surchauffe

- Changement de couleur visible sur la partie chaude de la roue de la turbine, pouvant s'étendre jusqu'à la zone du palier.
- Transmission excessive de chaleur depuis le côté turbine vers le côté compresseur, entraînant une coloration anormale de l'axe de la turbine et du carter central.
- Altération de la couleur des pièces internes, telles que les rondelles de butée et le support de segment, même en l'absence de signes d'usure.
- Déformation ou perte de tension du segment situé du côté turbine.
- Présence de dépôts de carbone dans les conduites d'huile et autour des segments.
- Courbure régulière des pales de la turbine vers le bas.
- Fissures ou pertes partielles observées sur certaines parties des pales de la turbine.
- Usure importante et inhabituelle du segment côté turbine ainsi que de son emplacement [9].

d) Prévention de la surchauffe

- S'assurer que le filtre à particules (FAP) fonctionne correctement.
- Contrôler l'étanchéité des conduites de refroidissement afin d'éviter toute fuite.
- Laisser le turbocompresseur refroidir progressivement, surtout après un trajet long ou une utilisation intense du moteur [9].

I.3.3.2 la corrosion

a) Comment se produit ?

Les parties basse pression (LP) et haute pression (HP) d'une turbine à gaz peuvent être exposées à la corrosion lorsque des sels présents dans l'air parviennent à passer à travers le système de filtration.

Ce type de corrosion est lié à une réaction chimique qui dépend surtout de l'humidité et d'interactions électrochimiques entre les sels et les différents métaux, et non de la taille des particules.

Lorsque l'air contient à la fois du sel et de l'eau, cela peut entraîner une corrosion à basse température. En revanche, la présence simultanée de sel (NaCl) et de soufre, soit dans l'air soit dans le carburant, peut provoquer une corrosion à haute température par sulfuration ou oxydation, notamment dans la section turbine [10].

b) Conséquences de la corrosion

La corrosion a des impacts majeurs dans l'industrie:

➤ **Dégradation des équipements**

La corrosion réduit la solidité des structures, ce qui peut entraîner des fuites, des ruptures ou des pannes, mettant en danger la sécurité et causant des dommages à l'environnement.

➤ **Interruption de la production**

Les réparations et les remplacements liés à la corrosion provoquent des temps d'arrêt importants, affectant la production et la rentabilité.

➤ **Coûts de maintenance accrus**

Les inspections régulières, les réparations et les remplacements de matériaux dus à la corrosion contribuent à l'augmentation des frais d'exploitation.

➤ **Risques environnementaux**

Les fuites induites par la corrosion peuvent libérer des substances nocives dans l'environnement, causant la pollution et des dommages aux écosystèmes [11].

I.3.4 Les défauts liés aux fluides (encrassement, contamination)

I.3.4.1 l'encrassement

a) Définition

Les particules polluantes dont le diamètre dépasse 5 micromètres ne sont généralement pas assez massives pour causer une usure mécanique directe. Toutefois, elles peuvent entrer en collision avec les composants fixes et mobiles de la turbine, modifiant rapidement la forme optimale des aubes.

Ce phénomène, connu sous le nom d'encrassement des turbines à gaz, est fréquemment observé dans les systèmes industriels. Bien que le nettoyage du moteur à l'eau, associé à l'utilisation de détergents, permette d'améliorer temporairement les performances, une baisse progressive et continue de l'efficacité et de la puissance est généralement constatée. En outre, ces mêmes particules fines sont susceptibles d'obstruer les orifices de refroidissement présents

dans les aubes, entraînant ainsi une élévation de la température de fonctionnement et une diminution de la durée de vie du moteur [10].

b) Causes de l'encrassement

Les fuites d'huile peuvent, en se combinant avec la poussière présente dans l'environnement, former une substance pâteuse capable de provoquer des obstructions sérieuses dans le système.

Les roulements du compresseur sont souvent les éléments les plus vulnérables, principalement à cause de la température relativement basse, qui ne permet pas l'évaporation complète de l'huile, ainsi que de leur proximité avec les orifices de refroidissement. Par exemple, sur les avions A-10, ce type de problème est survenu en raison des gaz émis par les mitrailleuses. Ces gaz, aspirés par les turbines situées derrière le canon, se mélangeaient à la poussière du désert à basse altitude, ce qui entraînait des obstructions au niveau du compresseur [13].

c) Effets de l'encrassement

La majorité des particules responsables de l'encrassement sont transportées par le flux d'air généré par le ventilateur. Elles se déposent ensuite sous l'échangeur de chaleur, formant une couche isolante à la surface des tubes munis d'ailettes — il s'agit là du premier effet observé.

Le second effet concerne la diminution du passage de l'air à travers ces ailettes. Ensemble, ces deux phénomènes réduisent l'efficacité des échanges thermiques entre l'air ambiant et le fluide circulant à l'intérieur des tubes, ce qui entraîne une baisse globale du rendement de l'aérocondenseur [14].

d) Solutions contre l'encrassement

▪ Alternatives pour le nettoyage des turbines

La présence de saletés dans les turbines à gaz peut entraîner divers dysfonctionnements, généralement évitables grâce à un entretien régulier. Le nettoyage fréquent fait donc partie intégrante des opérations de maintenance. Toutefois, cette tâche présente une difficulté particulière liée au grand nombre d'orifices présents dans les composants. Cela impose l'utilisation d'outils capables d'atteindre et de nettoyer efficacement ces petits passages, souvent obstrués par la poussière. Ainsi, seuls certains types d'outils, tels que ceux fonctionnant à l'eau, à l'air comprimé ou munis de brosses fines, sont adaptés à ce type d'intervention.

Le nettoyage à l'air comprimé représente l'une des méthodes les plus simples pour l'entretien des turbines. Cette technique est comparable à celle utilisée pour dépoussiérer les composants électroniques, où l'air permet d'éliminer les particules présentes dans de petits orifices. De la même manière, l'air comprimé est appliqué pour retirer la poussière des turbines.

Toutefois, lorsque la saleté contient des résidus plus tenaces, comme des mélanges de poussière et d'huile, cette méthode peut s'avérer insuffisante. Dans de tels cas, un nettoyage à l'eau est alors nécessaire pour obtenir de meilleurs résultats [13].

I.3.4.2 contamination

a) Définition

Divers types de substances contaminants peuvent s'introduire dans une turbine à gaz à travers plusieurs voies, notamment le système d'admission d'air, les circuits d'eau (comme ceux des refroidisseurs évaporatifs, des solutions de nettoyage du compresseur, de l'eau injectée pour la réduction des NOx ou encore des purges d'injecteurs à double carburant) ainsi que par le carburant, qu'il soit liquide ou gazeux, comme l'illustre Figure I.12. Ces contaminants, qu'ils soient sous forme d'éléments ou de composés chimiques, peuvent représenter un danger pour le bon fonctionnement du moteur.

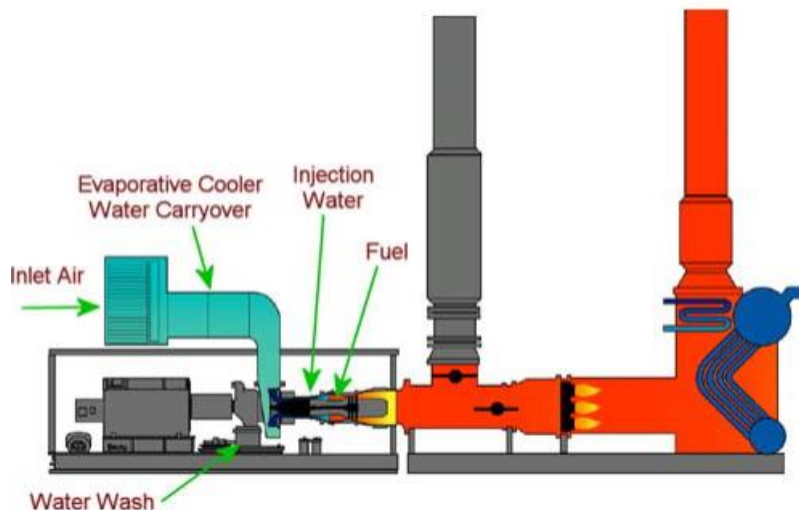


Figure I. 12 : Sources of contaminants [16].

Les contaminants mentionnés ci-dessous apparaissent généralement dans des situations exceptionnelles ou accidentelles. Toutefois, lorsqu'ils sont présents à des concentrations dépassant les limites acceptables, ils exigent des mesures de traitement spécifiques et des précautions particulières [16].

Tableau I. 1: Métaux lourds et autres éléments contaminants [16].

Mercury	Cadmium	Bismuth	Arsenic
Indium	Antimony	Phosphorous	Boron
Gallium			

b) Effets de contamination

Les composants des turbines à gaz peuvent être altérés par les contaminants de trois façons principales (**Par encrassement/dépôt, l'érosion et la corrosion.**) :

- **L'encrassement, le dépôt et l'érosion** : sont des effets physiques causés par l'entrée de particules solides qui ne réagissent pas chimiquement.
- **La corrosion** regroupe plusieurs réactions chimiques qui se produisent entre les contaminants et les éléments des moteurs à turbine. Parmi tous les effets possibles, la corrosion est celle qui influence le plus la performance et la durée de vie des turbines à gaz utilisées dans l'industrie [16].

c) Solutions contre contamination

Plusieurs solutions techniques sont actuellement utilisées pour optimiser la filtration de l'air, augmenter la résistance des pièces exposées à des températures élevées contre la corrosion, et améliorer la qualité du carburant, notamment dans des conditions d'exploitation difficiles [16].

I.4 Technique de détection existante**I.4.1 surveillance vibratoire****I.4.1.1 Pourquoi la surveillance vibratoire ?**

Les capteurs et les systèmes de surveillance des vibrations sont largement utilisés dans la maintenance conditionnelle des machines et des installations. Ils permettent d'identifier rapidement les défaillances, ce qui aide à éviter des dommages importants et coûteux.

La surveillance vibratoire est l'une des méthodes les plus répandues pour le suivi de l'état des équipements, car elle permet de repérer les défauts plus tôt que la majorité des autres techniques [17].

I.4.1.2 Principe de fonctionnement de la surveillance vibratoire**I.4.1.2.1 Qu'est-ce qu'un moniteur de vibrations ?**

Un moniteur de vibrations est un appareil de mesure conçu pour répondre aux exigences liées à l'analyse et au suivi des vibrations. Il se compose principalement de trois éléments : un capteur de vibrations (ou transducteur), un dispositif de traitement du signal, et un système d'enregistrement des données.

Grâce à sa sensibilité aux différentes fréquences, à sa précision et à sa capacité à mesurer diverses amplitudes, cet instrument permet de collecter et d'analyser les données vibratoires de manière fiable [18].

I.4.1.3 Méthodes de mesure et capteurs utilisés

▪ La première étape pour mesurer les vibrations consiste à transformer les vibrations mécaniques générées par une machine en un signal électrique. Cette transformation est effectuée à l'aide de capteurs de vibrations.

Parmi les capteurs les plus utilisés, on trouve le proximètre, qui mesure le déplacement, la vélocimétrie, qui mesure la vitesse, et l'accéléromètre, qui mesure l'accélération [19].

▪ Un capteur de vibrations se définit essentiellement par trois caractéristiques :

➤ **Bande passante**

C'est l'intervalle de fréquences sur lequel le capteur fournit des mesures précises, c'est-à-dire où l'erreur reste inférieure à la tolérance spécifiée par le fabricant. (Par exemple + 3 % ou + 3 dB de [3–8000] Hz).

➤ **Gamme dynamique**

Elle correspond à l'étendue des amplitudes que le capteur peut mesurer, depuis la plus faible jusqu'à la plus élevée, sans distorsion ni saturation.

➤ **Sensibilité**

C'est le rapport entre la sortie électrique du capteur (en millivolts, par exemple) et l'amplitude du mouvement mécanique (en micromètres, par exemple). Le constructeur la fournit souvent sous forme de courbe d'étalonnage, qu'il convient de vérifier régulièrement [19].

I.4.1.4 Stratégies de surveillance vibratoire

Les principales stratégies de surveillance vibratoire peuvent se résumer ainsi :

▪ **Mesure du niveau global**

On utilise des capteurs pour enregistrer un indicateur unique (déplacement, vitesse ou accélération), suivre son évolution dans le temps, puis le comparer à des références ou à des valeurs antérieures. Toute variation durable signale une dégradation débutante, ce qui permet une alerte précoce, mais ne suffit pas à établir un diagnostic précis [19].

▪ **Analyse temporelle**

Cette méthode consiste à observer l'évolution du signal vibratoire en temps réel, en lien avec les conditions de fonctionnement (par exemple, mesurer les vibrations d'une turbine lors de son accélération ou de sa décélération). Elle est facile à exploiter pour des signaux simples, mais devient peu fiable dès lors que plusieurs sources de vibrations se superposent [19].

▪ Analyse spectrale

On décompose le signal vibratoire en un spectre de fréquences pour repérer les signatures caractéristiques de chaque type de défaut. Cette approche permet d'identifier avec précision la nature de l'anomalie et, souvent, d'en estimer la gravité [19].

I.4.1.5 Application des capteurs de vibration

Les capteurs de vibrations sont couramment utilisés dans de nombreux domaines industriels pour le suivi et le diagnostic des machines et des installations. Grâce à leur capacité à repérer les changements dynamiques, ils jouent un rôle clé dans la détection précoce des anomalies, ce qui permet de prévenir des défaillances importantes [20].

I.4.1.6 Exemples capteurs de vibration

- Dans le secteur automobile, les capteurs de vibrations sont utilisés pour plusieurs applications, notamment :
 - l'analyse des déséquilibres au niveau des pneus,
 - la surveillance du fonctionnement des moteurs,
 - la détection des défauts dans les systèmes de suspension [20].
- Dans le domaine aéronautique, les capteurs de vibrations sont utilisés pour contrôler les vibrations des structures des avions, afin d'assurer la sécurité pendant le vol.

En génie civil, ils servent à surveiller l'état des structures comme les ponts, les bâtiments et les barrages, afin de détecter d'éventuels signes de dégradation [20].

I.4.1.7 Limites et inconvénients de la surveillance vibratoire

Bien que la collecte manuelle de données puisse sembler simple, elle présente plusieurs limites :

➤ Coûts opérationnels élevés

Le recours à la main-d'œuvre pour chaque relevé augmente les dépenses et peut perturber la production selon la planification et l'accès aux machines.

➤ Risque de défauts non détectés

Une panne survenant entre deux sessions de mesure peut rester invisible jusqu'à l'inspection suivante.

➤ Accessibilité restreinte

Certaines machines sont difficilement accessibles, que ce soit à cause de températures extrêmes, d'environnements dangereux ou de leur positionnement.

➤ Erreurs humaines

Les variations dans les méthodes de mesure, le placement des capteurs et les conditions ambiantes peuvent affecter la fiabilité des données [21].

I.4.2 analyse thermique

I.4.2.1 Introduction à l'analyse thermique

L'analyse thermique regroupe plusieurs techniques permettant d'étudier comment une propriété physique ou chimique d'un matériau, qu'il soit organique ou minéral, change en fonction de la température, du temps et des conditions ambiantes.

La température est une grandeur physique qui reflète l'entropie d'un système. Elle permet de décrire l'état d'un corps en équilibre thermodynamique et se mesure à l'échelle macroscopique. En général, elle résulte des mouvements internes d'un grand nombre de particules : les atomes vibrent dans les solides, tandis que les molécules sont en agitation dans les liquides et les gaz.

Il existe plusieurs types d'analyse thermiques, le Tableau I.2 présente quelques exemples [22].

Tableau I. 2: Exemple de techniques d'analyse thermique [22].

Technique	Paramètre mesuré	Instrument utilisé
Thermogravimétrie (TG)	Masse	Thermo balance
Analyse Thermique Différentielle (DTA)	Différence de températures	Appareil DTA
Calorimétrie Différentielle Programmée (DSC)	Différence de flux de chaleur	Calorimètre DSC
Analyse Thermomécanique (TMA)	Volume ou longueur	Dilatomètre

I.4.2.2 Principe de fonctionnement de l'analyse thermique

I.4.2.2.1 Analyse différentielle thermique (AED)

Cette méthode repose sur la mesure de l'écart de température (ΔT) entre un échantillon (T_e) et une matière de référence (T_r), lorsqu'ils sont tous deux soumis au même programme de chauffage ou de refroidissement, en général de manière linéaire.

La substance de référence est dite inerte, ce qui signifie qu'elle ne subit aucun changement physique ou chimique dans la plage de température étudiée.

L'évolution de la différence de température (ΔT) en fonction du temps ou de la température permet d'obtenir un pic sur le thermo gramme ATD [22].

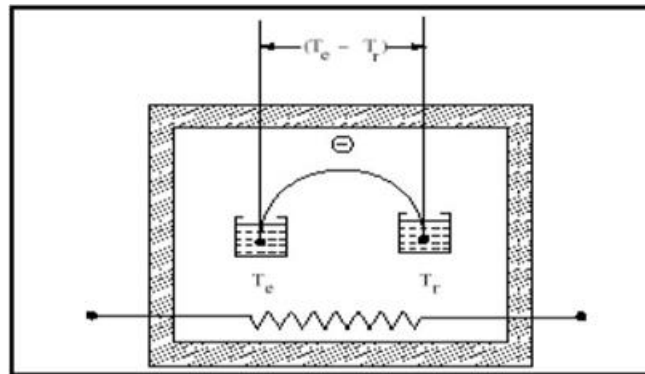


Figure I. 13: Principe de l'analyse ATD [22].

I.4.2.3 Méthodes de mesure et capteurs utilisés

Le capteur infrarouge, qui fonctionne dans une plage de 0,75 à 1000 μm , capte le rayonnement thermique émis par les objets et l'utilise comme source d'information pour produire une image visible, souvent appelée image thermique

Les dispositifs infrarouges, comme les radiomètres, les scanners, les caméras ou les imageurs, sont généralement constitués d'un système optique, d'un ou plusieurs détecteurs, et parfois de filtres [23].

I.4.2.4 L'analyse thermique pourquoi faire ?



Figure I. 14: Types de caméras infrarouges [24].

La thermographie infrarouge permet de détecter les pertes de chaleur en mesurant la température de surface des différentes parois. Elle aide à localiser les zones défectueuses, comme un manque d'isolation dans un mur, une mauvaise étanchéité autour d'une fenêtre, ou encore une fuite dans un plancher chauffant [24].

I.4.2.5 Applications de l'analyse thermique

L'analyse thermique est couramment utilisée dans le domaine du contrôle qualité ainsi que dans la recherche appliquée aux produits industriels. Elle intervient notamment dans le génie des matériaux (modification des structures et des formes), le secteur du bâtiment et du génie climatique (gestion de la chaleur et du froid), l'aéronautique et l'aérospatial (protection contre la chaleur), l'électronique (conduction thermique, protection des composants, capteurs à l'échelle micro et nanométrique), l'agriculture et l'agroalimentaire (transformation et conservation des aliments), ainsi que dans le domaine pharmaceutique (fabrication et stockage des médicaments) [22].

I.4.2.6 Limites et inconvénients de l'analyse thermique

- L'analyse thermique simple est principalement utilisée pour étudier les transformations entre l'état liquide et l'état solide. Cependant, sa sensibilité reste parfois insuffisante pour détecter les effets thermiques liés aux changements de structure qui se produisent dans l'état solide [25].
- Il est important de noter que l'utilisation des courbes d'analyse thermique pour établir des diagrammes d'équilibre reste complexe, en raison de certaines particularités liées au processus réel de solidification :
 - La solidification ne commence pas toujours immédiatement à la température théorique. Il peut y avoir un retard appelé surfusion, où la matière reste liquide même si sa température est inférieure à son point de solidification. Cet état, appelé métastable, peut basculer soudainement vers la phase solide à la moindre Perturbation (Figure I.15).
 - La température à laquelle la solidification se termine est souvent difficile à déterminer avec précision, en raison de l'hétérogénéité du solide formé [25].
- Elle est peu influencée par les effets parasites qui peuvent être causés par la configuration de l'appareil ou par la forme des matériaux analysés [25].

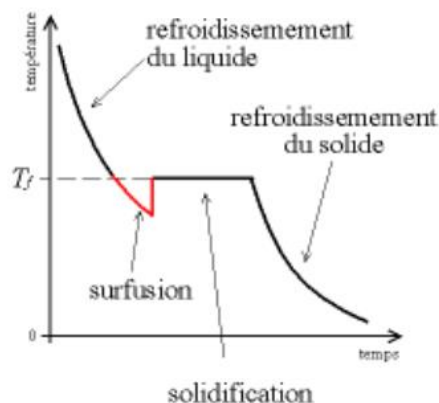


Figure I. 15: Allure réelle des courbes d'analyse thermique simple présentant une surfusion [25].

I.4.3 méthode basées sur l'intelligence artificielle(IA) et l'apprentissage automatique(ML)

I.4.3.1 Les Notions fondamentales aux méthodes IA/ML

- L'intelligence artificielle regroupe un ensemble de technologies et de concepts informatiques, tout en s'appuyant sur des réflexions liées à la logique et à la pensée. Son objectif principal est de développer des programmes capables de résoudre des problèmes, de comprendre et traiter le langage, ainsi que d'accomplir des tâches qui étaient auparavant réservées aux humains.
- Par exemple, pour une tâche de reconnaissance d'images de chiens et de chats, la phase d'entraînement permet à l'algorithme d'analyser des images étiquetées afin d'apprendre à distinguer les deux animaux en identifiant leurs caractéristiques. Par la suite, lors de la phase d'utilisation, le modèle formé sera utilisé pour classer de nouvelles images en identifiant si elles représentent un chien ou un chat.
- Les méthodes d'apprentissage automatique se divisent principalement en deux catégories (l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.) :

Dans un contexte de reconnaissance d'images, on utilise généralement l'apprentissage supervisé, où les données sont accompagnées de leurs étiquettes. **À l'inverse**, dans l'apprentissage non supervisé, les données ne possèdent pas d'étiquettes, et l'algorithme doit en découvrir la structure de manière autonome. Lorsque les étiquettes de l'apprentissage supervisé prennent des valeurs discrètes, il s'agit d'un problème de classification. Si les étiquettes sont continuées, on parle alors de régression [26] et [27].

I.4.3.2 Acquisition, prétraitement et annotation des données

Cette approche se compose de plusieurs étapes : d'abord, la collecte des données, suivie de leur annotation. Ensuite vient le prétraitement pour les préparer à l'analyse, puis leur représentation sous une forme exploitable. Après cela, un modèle adapté est choisi, utilisé pour classer les données, et enfin, une phase de validation permet d'évaluer les performances du modèle.

La collecte des données varie selon les études, car elle dépend de la source utilisée. Les données peuvent provenir de jeux de données déjà disponibles au public, ou être recueillies spécifiquement pour une étude, par exemple à partir des réseaux sociaux ou d'autres sources adaptées aux objectifs de la recherche [28].

I.4.3.3 Pourquoi recourir à l'IA/ML ?

L'apprentissage automatique peut être utilisé pour traiter différents types de problèmes. Il s'applique notamment aux situations :

- que l'on ne sait pas résoudre avec les méthodes classiques.
- que l'on sait résoudre, mais sans pouvoir les exprimer clairement sous forme d'algorithmes, comme c'est le cas pour la reconnaissance d'images ou la compréhension du langage naturel.
- que l'on peut résoudre, mais dont les solutions nécessitent des ressources informatiques trop importantes, comme dans le cas des simulations complexes, par exemple pour prédire les interactions entre de grandes molécules [29].

I.4.3.4 Les différents domaines d'application de l'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est présent dans de nombreux domaines, allant de l'automatisation des tâches simples à la fourniture d'informations intelligentes. Aujourd'hui, diverses industries cherchent à en exploiter les avantages. Il est même possible que vous utilisiez déjà un appareil basé sur cette technologie, comme un bracelet connecté (par exemple Fit bit) ou un assistant vocal tel que Google Home. En réalité, les applications de la machine Learning sont bien plus nombreuses et variées.

▪ Prédiction

L'apprentissage automatique peut aussi être appliqué dans les systèmes de prédiction. Par exemple, dans le domaine des prêts bancaires, il peut servir à estimer la probabilité de non-remboursement. Pour cela, le système utilise les données disponibles et les classe en différents groupes afin de faire une prédiction.

▪ Reconnaissance d'image

L'apprentissage automatique peut aussi être utilisé pour détecter les visages dans une image. Dans une base de données contenant plusieurs personnes, chaque individu est associé à une catégorie distincte, ce qui permet d'identifier les visages de manière précise.

▪ Reconnaissance vocale

Il s'agit de la conversion des paroles prononcées en texte écrit. Cette technologie est utilisée notamment dans la recherche vocale et d'autres applications. Les interfaces vocales permettent, par exemple, la composition de numéros, la gestion des appels ou le contrôle d'appareils. Elle peut aussi servir à saisir des données ou à générer automatiquement des documents structurés.

▪ Diagnostics médicaux

L'une des applications de l'apprentissage automatique dans le domaine de la santé est le diagnostic assisté par ordinateur. Cette technologie permet d'identifier certains signes de

maladies à partir des dossiers médicaux électroniques des patients, et d'alerter les professionnels de santé en cas d'anomalie. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle agit comme un soutien supplémentaire, capable d'analyser de grandes quantités de données médicales et de repérer des schémas similaires à ceux observés dans des millions de cas précédents [28].

I.4.3.5 Limites et défis

- La machine Learning, en tant que branche de l'intelligence artificielle, désigne l'ensemble des méthodes qui permettent à un algorithme d'analyser des données pour en tirer des informations utiles et formuler des prédictions. Bien que cette approche offre de nombreux avantages sur le plan technique, elle comporte également certains défis et limites qu'il est important de prendre en compte.
- De manière générale, la performance des systèmes d'apprentissage automatique dépend directement de la qualité des données utilisées pour leur entraînement. Si ces données sont biaisées ou ne représentent pas correctement le problème à traiter, cela peut entraîner des résultats peu fiables, voire rendre le système inutilisable.
- L'entraînement des modèles d'apprentissage automatique nécessite à la fois une grande capacité de calcul et des volumes importants de données. Pour cette raison, leur développement reste principalement accessible à un nombre limité d'organisations disposant de ressources suffisantes.
- Malgré certaines limites, l'apprentissage automatique reste capable d'apporter des résultats efficaces et fiables dans de nombreux domaines d'application [30].

I.5 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons d'abord préparé une introduction générale aux turbines à gaz : L'historique, définition, importance et applications industrielles des turbines à gaz. Ensuite, nous avons examiné comment le gaz circule dans le compresseur, la chambre de combustion et la turbine, puis nous avons mis en évidence les principaux composants : compresseur, chambre de combustion et turbine, et défini le rôle de chacun d'entre eux dans le processus de production d'énergie. Après, nous avons examiné les différents types de défauts qui peuvent affecter les turbines à gaz : mécaniques, qui produisent des vibrations et réduisent les performances, thermiques, qui affectent la résistance des matériaux, et même des défauts liés aux fluides qui bloquent le chemin du gaz et réduisent l'efficacité. Enfin, nous avons présenté les méthodes utilisées pour détecter ces défauts : surveillance vibratoire, Analyse thermique, et utiliser des méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA) et l'apprentissage automatique (ML)

Ce panorama global nous offre désormais un cadre solide pour passer à la phase suivante de notre étude. Afin de comprendre la méthodologie utilisée pour classier les défauts dans turbines à gaz.

Chapitre II :
Méthodologie de classification des
défauts

II.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons concentrer sur l'explication de la méthodologie utilisée pour classer les défauts des turbines à gaz.

Dans la première partie de ce chapitre, nous expliquerons le processus de collecte de données précises et suffisantes à partir de diverses sources telles que les capteurs et les historiques de maintenance. Nous passerons ensuite à l'étape du prétraitement, qui doit être rigoureux, le but de cette étape étant de préparer des données cohérentes et utilisables pour les étapes suivantes de la classification.

Dans la suite de ce chapitre, nous examinerons les différentes méthodes de classification représentées par les approches traditionnelles et modernes, et nous verrons comment choisir les méthodes de classification appropriées en fonction des caractéristiques des données et d'autres facteurs.

À la fin de ce chapitre, nous passons en revue les protocoles utilisés pour valider le modèle à l'aide de techniques d'évaluation standard

II.2 Collecte de données

II.2.1 Sources de données

Les données exploitables se répartissent en deux catégories principales :

II.2.1.1 Capteurs

II.2.1.1.1 Capteur de température pt100

a) Qu'est-ce qu'un capteur de température PT100 ?

La sonde Pt100 est un capteur de température basé sur un élément en platine. L'abréviation "Pt" désigne le platine, et "100" signifie que la résistance du capteur est de 100 ohms à une température de 0 °C. Ce type de sonde se distingue par sa grande précision et sa capacité à fournir des mesures fiables et constantes [35].

b) Principe physique et fonctionnement

Le fonctionnement des capteurs à résistance est basé sur le changement de la résistance électrique des fils métalliques selon la température. Le platine est souvent utilisé dans ce type de capteur en raison de sa linéarité, de sa précision, de sa stabilité et de sa fiabilité. De plus, il peut être transformé en fils très fins, ce qui le rend particulièrement adapté aux applications industrielles [36].

c) Caractéristiques techniques du PT100**▪ Précision et tolérance**

La précision des capteurs Pt100 peut être affectée par la longueur du câble de connexion. En effet, une erreur d'environ 0,5 °C peut survenir pour chaque mètre de câble. Ces capteurs sont disponibles en plusieurs classes de tolérance, parmi lesquelles :

➤ **Classe A** : $\pm (0,15 + 0,002 \times |T|)$ °C

➤ **Classe B** : $\pm (0,30 + 0,005 \times |T|)$ °C [37]

▪ Plage de température

Les capteurs Pt100 sont capables de mesurer des températures très larges, généralement comprises entre -200 °C et +600 °C. Cette plage dépend du type de gaine utilisée et des caractéristiques du capteur. Grâce à cela, ils conviennent bien aux applications nécessitant une mesure dans des conditions thermiques extrêmes [37].

d) Mesures dans l'environnement de la turbine

Les machines telles que les turbines, les pompes et les compresseurs génèrent souvent des vibrations susceptibles de fausser les mesures de température. Les sondes Pt100 présentent une meilleure résistance aux vibrations comparées aux capteurs classiques. Cette caractéristique en fait une solution privilégiée pour les environnements soumis à de fortes vibrations, notamment dans les domaines du raffinage, de la pétrochimie et de la production d'énergie [38].

e) Comparaison du PT100 avec d'autres capteurs**▪ Plage de température**

Les thermocouples sont particulièrement adaptés aux mesures dans des environnements à très haute température. Bien que les avancées technologiques aient permis d'élargir les capacités des sondes RTD, plus de 90 % d'entre elles restent limitées à des températures inférieures à 400 °C. En comparaison, certains types de thermocouples peuvent fonctionner à des températures pouvant atteindre 2 500 °C [39].

▪ Linéarité

La relation entre la température et la résistance dans une sonde RTD est quasiment linéaire sur toute la plage de mesure. En revanche, la courbe de réponse d'un thermocouple présente une forme en « S », indiquant une relation non linéaire [39].

▪ Stabilité

Les sondes RTD offrent des mesures stables et reproductibles sur de longues périodes. En revanche, les thermocouples peuvent subir des décalages dans les relevés à cause de modifications chimiques internes, comme l'oxydation. Grâce à leur bonne linéarité et leur faible dérive, les RTD sont généralement plus fiables pour un usage à long terme [39].

f) Tendances et évolutions récentes

La dynamique du marché évolue sous l'effet de plusieurs facteurs, notamment les avancées technologiques, le développement de la fabrication intelligente et l'importance croissante accordée à l'efficacité énergétique. L'adoption des technologies de capteurs modernes, comme les RTD PT100, est encouragée par l'intégration des principes de l'industrie 4.0. Par ailleurs, face aux exigences réglementaires de plus en plus strictes, les industries ont un besoin croissant de solutions de mesure de température précises et fiables [40].

II.2.1.1.2 Capteur de pression piézoélectrique

a) Principe de fonctionnement (Effet piézoélectrique)

Pour comprendre comment fonctionne un capteur de force piézoélectrique, nous devons d'abord l'examiner de l'intérieur. Nous trouverons toujours un cristal piézoélectrique, comme le quartz, au cœur du capteur. Les matériaux piézoélectriques sont des matériaux qui produisent une charge mécanique lorsqu'ils sont soumis à une contrainte mécanique. Le principe est très simple : la charge électrique obtenue est proportionnelle à la contrainte mécanique appliquée. Un amplificateur de charge peut convertir cette charge en un signal de 0...10 V facile à mesurer [41].

b) Architecture et géométrie du capteur

En général, un capteur de force piézoélectrique est constitué de deux éléments cristallins. Entre ces cristaux se trouve une électrode qui permet de capter la charge électrique générée sur leurs surfaces internes. Cette électrode est reliée à un amplificateur de charge à l'aide d'un câble. De plus, les disques de cristal sont enfermés dans un boîtier métallique, qui joue un double rôle : il protège les cristaux contre les agressions extérieures et assure un second point de contact électrique, car il est lui aussi connecté à l'amplificateur à travers le blindage du câble [41].

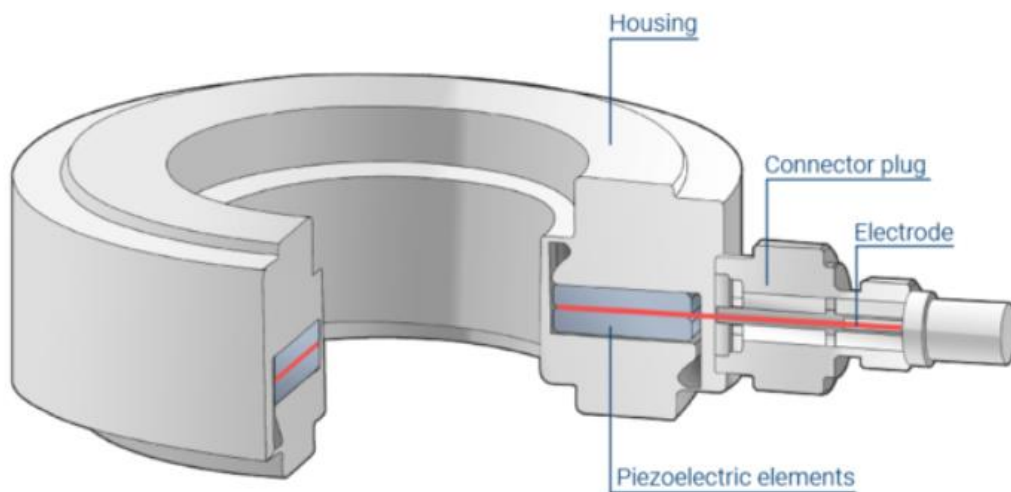


Figure II. 1: Conception d'un capteur piézoélectrique [41].

c) Caractéristiques métrologiques

Type de signal de sortie : en pico coulombs par bar (pc/bar)

Température de fonctionnement : entre -70 °C et 400 °C

Non-linéarité : comprise entre 0,3 % et 0,5 % de l'échelle complète

Protection contre la surpression : jusqu'à 100 bar

Grande stabilité face aux variations de température et au vieillissement

Fréquence propre : entre 160 et 400 kHz [42]

d) Applications typiques**▪ Mesure de pression dans les turbines à gaz**

Les capteurs CP5x2, CP5x5 et CP5x6 sont conçus pour la mesure directe des pulsations de pression dans une chambre de combustion de turbine à gaz. Le cristal utilisé (le phosphate de Gallium (GaPO₄)) est développé en interne, et se caractérise par une excellente stabilité à haute température et un effet piézo-électrique parfaitement linéaire avec la pression, permettant l'atteinte d'une non-linéarité de 0,5% de 0 à 700°C [43].

e) Tendances émergentes dans la technologie des capteurs piézoélectriques**▪ Miniaturisation**

Avec la miniaturisation croissante des dispositifs et des systèmes, la demande en capteurs plus petits et plus performants ne cesse d'augmenter. L'entreprise XIDIBEI répond à cette évolution en développant des capteurs piézoélectriques de petite taille, capables de maintenir des performances élevées malgré leur format réduit. Ces capteurs miniaturisés conviennent particulièrement aux applications où les contraintes d'espace et de poids sont importantes, comme dans les appareils portables et la micro-robotique [44].

▪ Collecte d'énergie

L'intérêt croissant pour la durabilité et l'efficacité énergétique met en valeur les capteurs piézoélectriques pouvant également fonctionner comme sources de récupération d'énergie. Dans ce contexte, l'entreprise XIDIBEI développe des capteurs capables de transformer les vibrations de l'environnement ou les variations de pression en énergie électrique exploitable. Cette technologie innovante offre des perspectives prometteuses pour alimenter des dispositifs à faible consommation, tels que les objets connectés (IoT), les capteurs sans fil ou d'autres systèmes électroniques, tout en réduisant le recours aux batteries et aux sources d'énergie traditionnelles [44].

▪ Intégration de l'IA et de l'apprentissage automatique

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique dans les systèmes de capteurs piézoélectriques offre des perspectives prometteuses pour améliorer le traitement des données, la prise de décision et la maintenance prédictive. L'entreprise XIDIBEI travaille activement à l'intégration de ces technologies dans ses capteurs, afin de développer des systèmes intelligents capables de s'adapter aux variations des conditions de fonctionnement et d'optimiser leurs performances en temps réel [44].

▪ Capteurs flexibles et extensibles

Le développement de capteurs piézoélectriques flexibles et extensibles permet une intégration facile sur différentes surfaces et matériaux, comme les textiles, la peau ou les structures courbes. L'entreprise XIDIBEI travaille activement à l'amélioration de cette technologie, ce qui ouvre la voie à de nombreuses applications, notamment dans l'électronique portable, les textiles intelligents et les dispositifs médicaux [44].

II.2.1.1.1 Capteur accéléromètres (Piézoélectriques)

a) Principe de fonctionnement de l'accéléromètre

Le composant principal d'un accéléromètre piézoélectrique est une fine couche de matériau piézoélectrique (généralement une céramique ferroélectrique polarisée artificiellement). Lorsqu'on soumet cette couche à une contrainte mécanique — qu'il s'agisse de traction, de compression ou de cisaillement — elle génère une charge électrique. L'intensité de cette charge est directement proportionnelle à la force appliquée sur les faces de ses pôles [45].

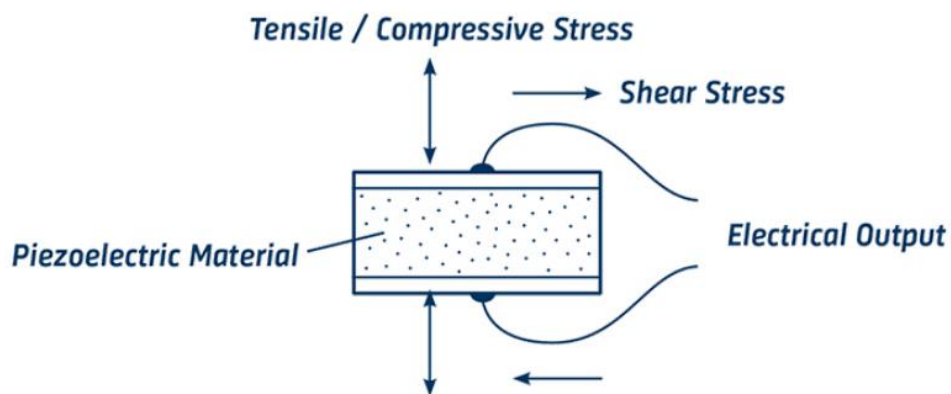


Figure II. 2: Principe de fonctionnement d'un accéléromètre piézoélectrique [45].

b) Conceptions d'accéléromètres

Dans les accéléromètres utilisés en pratique, le matériau piézoélectrique est placé de manière à ce que, lors des vibrations de l'appareil, la masse génère une force sur cet élément. Cette force est proportionnelle à l'accélération causée par les vibrations. Ce principe repose sur la relation bien connue : $\text{Force} = \text{Masse} \times \text{Accélération}$ [45].

c) Caractéristiques techniques**▪ masse**

Dans des conditions normales, la sensibilité ne pose généralement pas de problème majeur, car les préamplificateurs modernes sont capables de traiter des signaux de faible amplitude. En revanche, la masse de l'accéléromètre devient un facteur important lorsqu'on étudie des objets peu massifs. En effet, ajouter une masse peut influencer de manière significative les niveaux de vibration ainsi que les fréquences relevées au point de mesure.

En pratique, il est recommandé que la masse de l'accéléromètre ne dépasse pas 10 % de la masse dynamique de l'élément vibrant auquel il est fixé [45].

d) Positionnement des capteurs sur le corps de la turbine

La vibration absolue désigne le mouvement vibratoire d'une partie fixe de la machine par rapport à un repère attaché au sol. Elle est mesurée à l'aide de capteurs sismiques, tels que les accéléromètres ou les vélocimétries, généralement installés au niveau des paliers. Bien que les paliers ne soient pas la source directe des vibrations, ils jouent un rôle important car ils assurent la liaison entre le rotor, qui est à l'origine des vibrations, et le reste de la machine.

La mesure des vibrations absolues s'effectue principalement dans deux directions, perpendiculairement à l'axe de rotation de l'arbre, ce qui correspond aux vibrations radiales (verticales et horizontales), **et** dans le sens de l'axe, ce qui correspond aux vibrations axiales. Pour obtenir une détection optimale du niveau de vibration, il est recommandé de placer deux capteurs orientés selon deux directions perpendiculaires sur chaque palier.

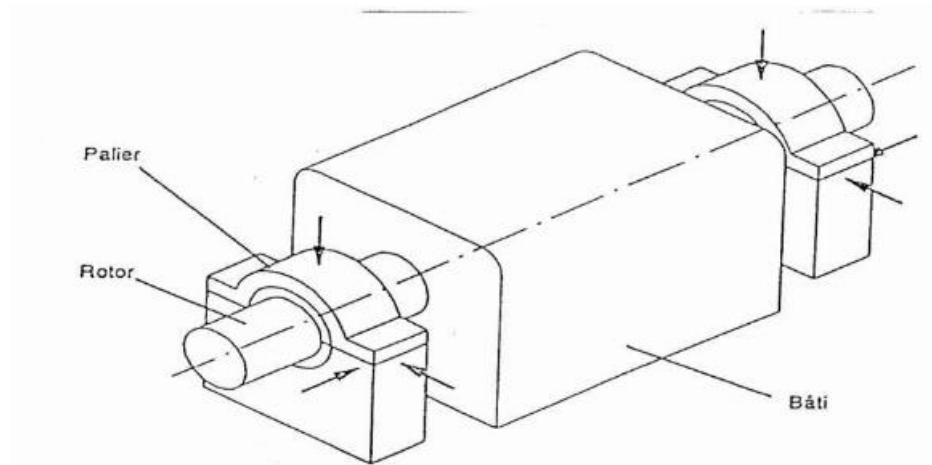


Figure II. 3: Point de mesures recommandées [46].

Dans le cas des machines de petite ou moyenne taille, les capteurs de vibrations sont généralement installés sur les couvercles des paliers. Cette configuration permet de mesurer les vibrations de la surface externe de la machine [46].

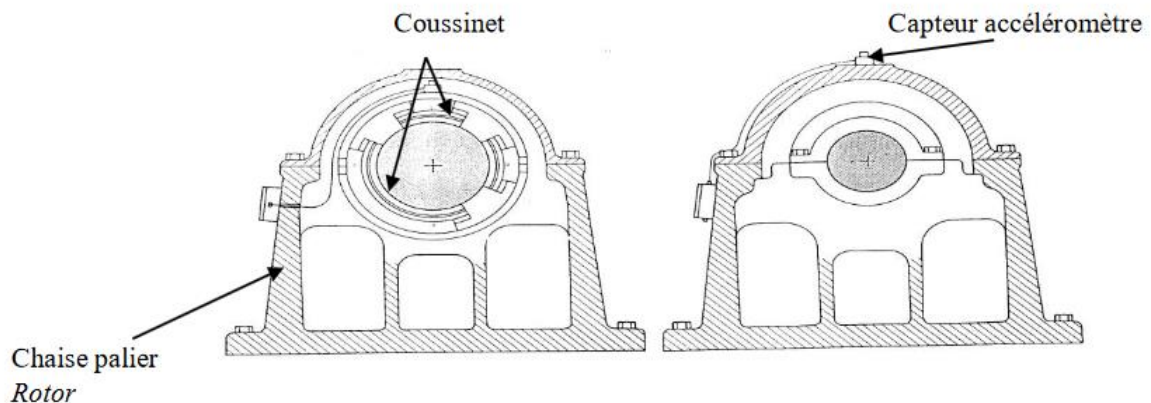


Figure II. 4: Placement des accéléromètres [46].

e) Avantages et limites

▪ Avantages

- Capacité à fonctionner à des températures élevées, pouvant atteindre 185 °C pour les accéléromètres utilisés dans les essais et les mesures.
- Connexion directe possible avec la majorité des dispositifs de lecture ou des analyseurs de vibrations, offrant une meilleure fiabilité.
- Transmission du signal sur de longues distances sans perte de résolution ni augmentation du bruit.
- Fonctionne avec des sources de courant constant peu coûteuses.

- L'électronique intégrée permet d'obtenir un signal plus élevé à partir d'un capteur de faible masse.
- Compatible avec une grande variété de câbles et moins sensible aux impuretés ou à la saleté [47].

- **Limites**

- Ce type de système demande un certain niveau de compétence pour être utilisé correctement.
- La sensibilité du capteur ne peut pas être ajustée, elle est prédéfinie.
- La plage de mesure et la constante de temps sont intégrées au capteur et ne peuvent pas être modifiées.
- Le dispositif est généralement moins résistant face aux conditions difficiles [47].

II.2.1.2 Historiques de maintenance

L'exploitation de différentes sources d'informations, comme les données de fonctionnement, les mesures des capteurs et les historiques de maintenance est essentielle. Ces données permettent d'enrichir les modèles prédictifs en offrant une vision globale de la performance et de l'évolution du comportement de l'équipement dans le temps.

Les rapports de maintenance ainsi que les retours des opérateurs sont très importants, car ils fournissent des informations concrètes et des données historiques sur le fonctionnement des équipements. Ces éléments permettent d'améliorer la précision des prévisions en rendant les analyses plus fiables [48].

II.2.2 Types de données

II.2.2.1 Données vibratoires

a) Introduction aux données vibratoires

Toutes les machines en service génèrent des vibrations, qui reflètent les forces dynamiques créées par leurs pièces en mouvement. Lorsqu'une machine est neuve et fonctionne correctement, ces vibrations sont très faibles. En revanche, si son état se dégrade, le niveau de vibration augmente généralement. Le suivi de cette évolution fournit donc des indications précieuses sur l'état de la machine.

Parmi les différents paramètres de diagnostic, l'analyse des vibrations occupe une place majeure. En effet, un changement de profil vibratoire est souvent le premier signe physique d'un défaut susceptible d'entraîner des dégradations, voire une panne.

Ces caractéristiques font de la surveillance par analyse vibratoire un outil essentiel pour la maintenance moderne. Elle permet de détecter ou de diagnostiquer les anomalies à temps, d'éviter les ruptures mécaniques et d'intervenir sur la machine uniquement lors d'arrêts programmés de la production [49].

b) Source d'exploitation des données

L'analyse des vibrations repose sur la collecte et l'interprétation de données complexes issues des machines. Contrairement aux courbes théoriques simples, le comportement vibratoire réel d'un équipement est souvent très complexe en raison de la présence de plusieurs sources de vibrations. Chaque source produit un signal propre, mais tous ces signaux se combinent pour former un profil global. Ce profil peut ensuite être représenté dans le domaine fréquentiel.

Les données dans le domaine fréquentiel sont obtenues en transformant les données du domaine temporel à l'aide d'une méthode mathématique appelée Transformée de Fourier (FFT). Cette transformation permet de représenter chaque composante vibratoire d'un système complexe sous forme de pics un pic de fréquence discrète [50].

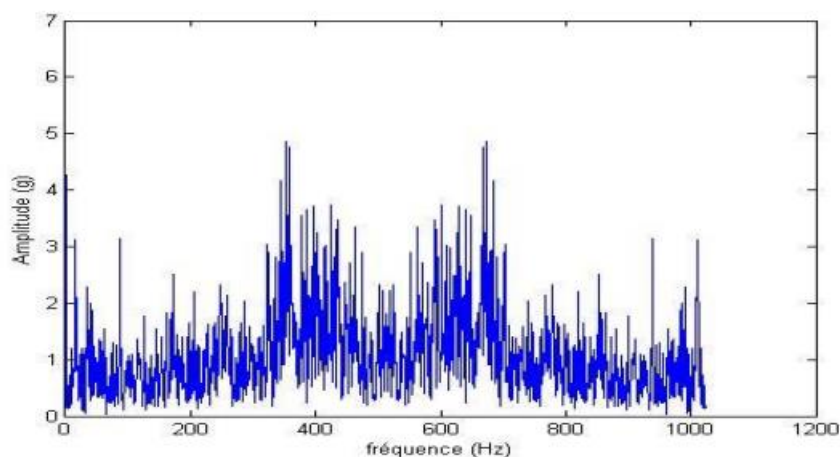


Figure II. 5: Spectre fréquentiel [50].

c) Méthodes d'analyse des données vibratoires

Il existe plusieurs outils permettant d'analyser les données vibratoires. Par exemple, une GMAO (Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur) peut organiser ces données et déclencher des alertes lorsque les niveaux de vibrations dépassent un seuil défini. Aujourd'hui, l'intelligence artificielle joue un rôle important en facilitant le diagnostic des défaillances à partir des données vibratoires. Des systèmes avancés comme Azima DLI peuvent analyser automatiquement les résultats des tests sans intervention humaine, détecter les pannes et proposer des recommandations précises pour les réparations à effectuer par les équipes de maintenance.

Grâce à un outil d'analyse vibratoire, il est possible d'examiner les données en utilisant deux indicateurs clés : la forme d'onde temporelle et le spectre de fréquence.

La forme d'onde temporelle représente les vibrations sous forme de variations (pics et creux) réparties dans le temps. Bien qu'elle fournisse des informations utiles, son interprétation reste difficile, car elle ne permet pas toujours de diagnostiquer précisément l'état de la machine.

C'est pourquoi l'analyse fréquentielle et l'utilisation de la Transformée de Fourier Rapide (FFT) sont essentielles. La FFT convertit la forme d'onde temporelle en un spectre de fréquences, en produisant une représentation graphique qui indique les différentes fréquences des vibrations. Chaque élément de la machine a sa propre fréquence de vibration, et l'analyse de ces fréquences permet d'identifier les composants qui vibrent le plus fortement. Cela aide à localiser l'origine d'une éventuelle panne [51].

d) L'importance de l'analyse vibratoire en maintenance industrielle

L'analyse vibratoire est un élément essentiel de la surveillance conditionnelle moderne. Même de légers changements dans la position de phase d'une vibration peuvent révéler la présence d'un défaut. Grâce à cette méthode, il est possible de prévenir de manière fiable les pannes graves et les arrêts de production coûteux.

Elle permet notamment de repérer les anomalies dans les composants rotatifs, comme les roulements, les déséquilibres ou les défauts d'alignement, ce qui en fait un outil clé pour une maintenance prédictive efficace [52].

e) Défis et considérations dans la collecte et l'analyse des données vibratoires

Pour interpréter correctement les données vibratoires, il est important de bien connaître le fonctionnement mécanique des machines ainsi que les types de défaillances possibles. Cela comprend la capacité à reconnaître les fréquences et amplitudes caractéristiques des vibrations normales et anormales, et à les relier à des causes précises telles qu'un déséquilibre, un défaut d'alignement, une usure des roulements ou un problème de frottement [53].

II.2.2.2 Données températures

a) Importance de la mesure des températures dans les turbines à gaz

La température joue un rôle crucial dans la performance et la sécurité des turbines. Lorsque la température à l'entrée de la turbine augmente, le rendement du moteur s'améliore : la turbine peut alors produire la même puissance en consommant moins de carburant, ou générer plus de puissance avec la même quantité de carburant.

Toutefois, cette amélioration s'accompagne de contraintes thermiques importantes sur les composants, notamment à la sortie de la compresseur haute pression et à l'entrée de la turbine

haute pression. Si la température devient excessive, le risque de défaillance des pales du compresseur et de dommages importants aux composants augmente de manière significative [54].

b) Types de températures mesurées

La température à mesurer est déterminée en interprétant la réponse du thermocouple. Ce type de capteur présente plusieurs avantages, notamment sa capacité à mesurer des températures très élevées, pouvant atteindre jusqu'à 2 100 °C. Toutefois, l'injection périodique d'azote dans le flux d'air peut représenter un inconvénient.

Thermocouples : Ce capteur intrusif est l'un des dispositifs les plus couramment utilisés dans l'industrie pour mesurer la température. Les thermocouples sont généralement peu coûteux et permettent des mesures sur une large plage de températures, allant d'environ -200 °C jusqu'à 1 850 °C [55].

c) Défis liés à la collecte des données de température

La température des gaz d'échappement a été mesurée à l'aide de 16 thermocouples placés sur la sortie LPT de la turbine à gaz. Les moyennes relevées ont été enregistrées dans un fichier CSV, puis converties en format .xlsx. Les données étaient collectées automatiquement toutes les 500 millisecondes pour chaque capteur, et ce, en continu pendant 24 heures par jour sur une période de six mois. En raison de l'augmentation progressive de la taille des fichiers, l'intervalle d'enregistrement a été modifié à une minute. Ce changement a permis de réduire la taille des fichiers, tout en maintenant une précision suffisante, facilitant ainsi leur gestion et leur analyse [56].

d) Utilisation des données de température dans le diagnostic des défauts

Le suivi en continu des températures des gaz d'échappement est l'une des méthodes les plus utilisées pour repérer les anomalies dans les chambres de combustion. Au fil du temps, plusieurs technologies ont été développées pour détecter ces défauts. Cependant, les solutions actuellement utilisées sur le terrain présentent encore des limites en termes de fiabilité et de taux de détection [57].

II.2.2.3 Données pressions

a) Importance de la mesure de la pression dans les turbines à gaz

Pour comprendre les phénomènes stationnaires et transitoires dans les turbines, comme les surtensions, les oscillations ou d'autres formes d'instabilité, les ingénieurs ont besoin de données sur la pression statique et dynamique. Le système DSA5000, grâce à sa capacité de réponse rapide, permet de mesurer à la fois les pressions constantes et les variations rapides de pression, sur une plage allant de 4"H₂O à 1 500 psis. Cette précision est particulièrement utile pour détecter des

situations critiques telles que le décrochage du compresseur, les pulsations de pression ou les vibrations, qui peuvent compromettre les performances et la sécurité des turbines [58].

b) Défis liés à la collecte des données de pression

Les turbines à gaz fonctionnent dans des environnements difficiles où les capteurs peuvent être exposés à de fortes vibrations, à des produits chimiques et à des conditions extrêmes. Le système DSA5000 a été conçu pour faire face à ces contraintes grâce à un boîtier solide et à des composants résistants, capables de supporter les vibrations intenses ainsi que le contact avec des substances chimiques ou des particules. Cela permet d'assurer un fonctionnement durable et fiable, même dans des conditions très exigeantes [59].

c) Utilisation des données de pression dans le diagnostic des défauts

Lors de l'analyse des données collectées sur le terrain dans la première étape, la technologie GPA (Gas Path Analysis) s'avère efficace pour extraire les caractéristiques liées aux défauts du circuit de gaz, en se basant sur des données thermodynamiques comme la température, la pression et le débit.

Au fil des dernières décennies, plusieurs méthodes GPA ont été développées pour évaluer l'état de santé des turbines à gaz et identifier les anomalies dans le trajet des gaz. Divers modèles AMP (Analyse de Modèle de Performance) ont également été conçus pour détecter ces défauts en utilisant les données recueillies sur le terrain [60].

II.3 Prétraitement des données

II.3.1 Filtrage et normalisation des données

II.3.1.1 L'importance de la phase de nettoyage et de normalisation des données

Le nettoyage et la normalisation des données sont deux étapes fondamentales pour assurer la qualité des données avant leur analyse. Chacune de ces méthodes présente des avantages spécifiques et repose sur des approches différentes, ce qui contribue de manière significative à la construction de modèles d'analyse plus fiables et précis [61].

Le prétraitement des données implique plusieurs étapes telles que le nettoyage des données pour gérer les valeurs manquantes, la suppression des valeurs aberrantes, la mise à l'échelle des fonctionnalités, le codage des variables catégorielles et la division des données en ensembles d'entraînement et de test. Ces techniques sont essentielles pour garantir que les données sont dans un format cohérent et utilisable pour les algorithmes d'ML [62].

La normalisation constitue une étape importante dans le prétraitement des données. Elle permet d'uniformiser les valeurs numériques des différentes caractéristiques, afin d'éviter que certaines,

ayant des valeurs plus grandes, n'influencent excessivement les résultats par rapport aux autres [63].

II.3.1.2 Points abordés lors de l'étape de nettoyage des données

II.3.1.2.1 Gestion des données manquantes

▪ Impact des données manquantes

Avant d'utiliser un algorithme d'apprentissage automatique, il est essentiel de repérer les données manquantes dans le jeu de données. En effet, la plupart des algorithmes reposent sur des méthodes statistiques qui nécessitent des données complètes. Si ces données sont incomplètes, cela peut entraîner des résultats imprécis ou même empêcher l'algorithme de fonctionner correctement. Par conséquent, le traitement des données manquantes constitue une étape indispensable dans tout projet de science des données [64].

▪ Type des valeurs manquantes

Dans la majorité des projets d'analyse, on peut identifier trois types de valeurs manquantes. Ces types varient selon qu'il existe ou non une relation entre les données absentes et les autres informations présentes dans le jeu de données :

➤ Données manquantes complètement aléatoires (MCAR)

Ce type de données manquantes apparaît sans raison liée aux autres données du jeu. Par exemple, une réponse peut être absente d'un questionnaire parce qu'une personne n'a pas pu assister à un rendez-vous, ou parce qu'un employé a perdu des résultats qu'il devait saisir. Ici, l'absence d'information n'est pas causée par les variables présentes dans le jeu de données.

➤ Données manquantes au hasard (MAR)

Dans ce cas, l'absence de données dans une colonne peut s'expliquer par les informations présentes dans d'autres colonnes. Par exemple, un élève qui obtient un score au-dessus d'un certain seuil reçoit généralement une note. Ainsi, l'absence de note pour un élève peut être liée à la colonne contenant les scores inférieurs à ce seuil. Autrement dit, les valeurs manquantes peuvent être expliquées par d'autres données du jeu.

➤ Valeurs manquantes non aléatoires (MNAR)

Dans ce type, l'absence de donnée est liée à la valeur elle-même. Par exemple, les personnes ayant des salaires élevés peuvent choisir de ne pas les révéler. Ici, il y a une relation directe entre la valeur manquante et la donnée réelle, sans lien avec les autres variables du jeu de données [65].

▪ Stratégie pour traiter les données manquantes

➤ Prédiction des valeurs manquantes à l'aide d'un algorithme

Une méthode pour estimer les valeurs manquantes consiste à utiliser un modèle de régression simple. Par exemple, on peut prédire le salaire en se basant sur d'autres colonnes du jeu de données. Lorsque certaines colonnes d'entrée contiennent des valeurs manquantes, il est nécessaire de les traiter avant de construire le modèle. Une approche courante est de ne conserver que les caractéristiques sans valeurs manquantes, ou bien d'utiliser uniquement les lignes complètes, sans données absentes [65].

II.3.1.2.2 Détection et traitement des valeurs aberrantes

▪ Que sont les valeurs aberrantes ?

Les valeurs aberrantes sont des données qui s'écartent fortement du reste des observations dans un jeu de données. Elles peuvent apparaître à cause de variations naturelles dans les mesures ou à la suite d'erreurs lors de la collecte des données. En analyse statistique, ces valeurs peuvent fausser les résultats et entraîner des conclusions incorrectes si elles ne sont pas prises en compte correctement. Il est donc important de détecter ces valeurs, car elles influencent des mesures comme la moyenne, l'écart type et l'interprétation globale des données [66].

▪ Détection des valeurs aberrantes

Plusieurs méthodes permettent de repérer les valeurs aberrantes dans un jeu de données. L'une des techniques les plus utilisées est celle du score Z, qui consiste à standardiser les données. Les points dont le score Z dépasse un certain seuil sont alors identifiés comme des valeurs anormales [66].

▪ Traitement des valeurs aberrantes

Après avoir détectées les valeurs aberrantes, il est nécessaire de choisir la manière de les traiter. Parmi les solutions possibles, on peut les supprimer du jeu de données, appliquer des transformations sur les données, ou utiliser des méthodes statistiques robustes qui sont moins influencées par ces valeurs. Le choix de la méthode dépend du contexte de l'étude et de l'effet que peuvent avoir ces valeurs sur les résultats de l'analyse [66].

II.3.1.2.3 Lissage et filtrage des signaux

Le signal bruité présenté dans la figure II.6 illustre bien les difficultés rencontrées en avionique. Le bruit de mesure, lié à une fréquence d'échantillonnage élevée, perturbe la qualité du signal. Pour atténuer ce bruit, on utilise une méthode de lissage basée sur un filtre passe-bas, qui élimine les fréquences élevées. Ce filtrage permet de corriger les mesures en temps réel, de se rapprocher du signal réel non bruité, et d'obtenir des données plus stables et précises [67].

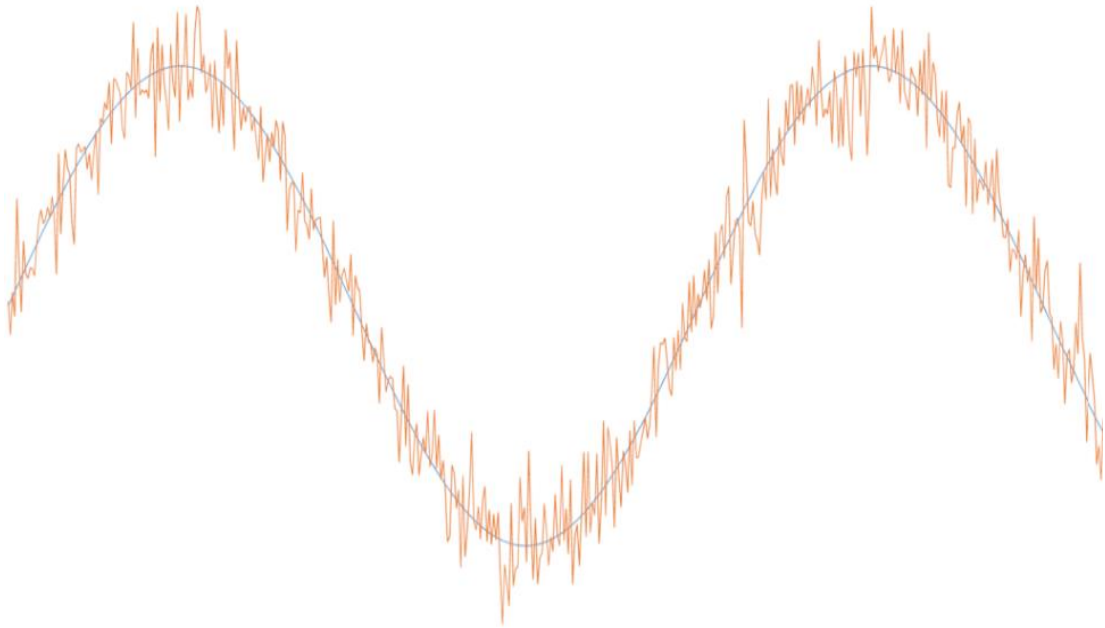


Figure II. 7: Application d'un filtre passe-bas pour le lissage d'un signal bruité [67].

II.3.1.3 Points abordés lors de l'étape de normalisation des données

II.3.1.3.1 Qu'est-ce que la normalisation ?

La normalisation est une méthode particulière de mise à l'échelle qui permet de ramener les valeurs des caractéristiques à une plage standardisée. Ce type de transformation, comme les autres techniques de mise à l'échelle, devient utile surtout lorsque les différentes caractéristiques d'un jeu de données ont des échelles ou des plages de valeurs très différentes [63].

II.3.1.3.2 Les principes fondamentaux de la normalisation des données

La normalisation des données repose sur plusieurs principes importants. Tout d'abord, elle doit être appliquée à toutes les variables numériques afin d'éviter qu'une variable n'ait plus d'influence que les autres. Ensuite, il est crucial d'utiliser la même technique de normalisation sur l'ensemble des données, y compris les données d'entraînement et de test, pour garantir l'homogénéité du traitement. Enfin, il est recommandé de documenter les transformations effectuées, afin de pouvoir reproduire ou ajuster les analyses ultérieurement si nécessaire.

Il est également utile de souligner que la normalisation peut influencer la manière dont les résultats sont interprétés. Par exemple, lorsqu'on utilise des données normalisées, les coefficients dans les modèles linéaires deviennent plus comparables, puisqu'ils sont exprimés sur une même échelle. Cela permet de mieux évaluer l'importance relative de chaque variable dans le modèle [68].

II.3.1.3.3 Techniques de normalisation des données

▪ Normalisation min-max

La normalisation min-max est l'une des méthodes les plus répandues pour mettre à l'échelle les données. Elle consiste à transformer les valeurs d'une variable afin qu'elles soient comprises entre 0 et 1, en se basant sur ses valeurs minimale et maximale. La formule utilisée est la suivante :

$$X' = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (\text{II.1})$$

Cette approche est simple et efficace, mais elle présente une sensibilité aux valeurs extrêmes, qui peuvent influencer fortement les bornes min et max [68].

▪ Normalisation robuste de l'échelle

La normalisation robuste est particulièrement adaptée aux jeux de données contenant des valeurs aberrantes. Contrairement à la méthode classique qui utilise la moyenne et l'écart type, cette approche repose sur la médiane et l'intervalle interquartile (IQR), ce qui la rend moins sensible aux valeurs extrêmes. La mise à l'échelle robuste se calcule à l'aide de la formule suivante :

$$X_{\text{robust}} = \frac{X - \text{médiane}}{IQR} \quad (\text{II.2})$$

Étant donné qu'elle est peu sensible aux valeurs extrêmes, la mise à l'échelle robuste est bien adaptée aux ensembles de données contenant des distributions asymétriques ou des valeurs anormales [63].

II.3.2 Extraction des caractéristiques pertinentes

II.3.2.1 Intérêt de l'extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une étape essentielle dans le domaine de l'apprentissage automatique (ML) et de la vision par ordinateur (CV). Elle consiste à transformer les données brutes, souvent complexes, en un format plus simple et exploitable par les algorithmes. Cette opération vise principalement à réduire la dimensionnalité des données, à faire ressortir les informations importantes, et à améliorer l'adaptation des données aux modèles d'apprentissage. Grâce à cela, on peut généralement améliorer la précision des modèles, accélérer leur entraînement et renforcer leur capacité à bien fonctionner sur de nouvelles données [35].

II.3.2.2 La théorie suivie dans l'extraction des caractéristiques pertinentes

Dans notre cas, nous appuierons sur des données de type vibratoire, des vibrations au niveau des engrenages du réducteur et capturées par des accéléromètres.

Le spectre vibratoire indique plusieurs caractéristiques (valeur propre, énergie emmagasinée amplitude, La courtoisie), parmi lesquelles nous exploiterons l'énergie emmagasinée, car c'est la caractéristique la plus sensible aux défauts.

II.4 Méthodes de classification

A cette étape, les défauts qui peuvent se produire dans les turbines à gaz sont classés. Cette tâche nécessite l'utilisation de techniques efficaces capables de distinguer les cas sains des cas défectueux.

Dans ce contexte, deux grandes approches sont utilisées : les approches traditionnelles représentées par l'analyse statistique et les réseaux neuronaux simples, et les approches modernes qui s'appuient sur des techniques avancées telles que les réseaux neuronaux convolutifs et l'apprentissage profond. Dans cette section, nous allons donner un aperçu de chacune de ces méthodes et expliquer comment elles contribuent au processus de classification.

II.4.1 Approches traditionnelles (analyse statistique, réseaux de neurones simples)

II.4.1.1 Introduction aux approches traditionnelles

L'apprentissage automatique traditionnel vise à développer des modèles capables d'apprendre à partir des données et de faire des prédictions fiables. Il utilise des algorithmes généralement plus simples que ceux d'apprentissage profond, ce qui facilite leur compréhension et réduit les besoins en puissance de calcul.

Ces algorithmes sont souvent efficaces avec de petits ensembles de données et ne nécessitent pas forcément des équipements performants comme les GPU [70].

II.4.1.2 Analyse statistique

II.4.1.2.1 Définition de l'analyse statistique

L'analyse des données consiste à étudier en profondeur les différents éléments d'un ensemble de données afin de comprendre leur structure et leur fonctionnement. Elle permet d'extraire des informations utiles qui aident à prendre des décisions éclairées. Dans ce cadre, la statistique joue un rôle fondamental. Il s'agit d'une science qui repose sur l'utilisation des probabilités pour analyser des données numériques, en les collectant, les interprétant et en évaluant leur fiabilité.

L'analyse statistique, en particulier, permet d'identifier des tendances et des schémas à partir des données. Elle représente une forme d'analyse de données axée sur l'interprétation, ce qui la

rend précieuse pour orienter des choix stratégiques et évaluer les perspectives d'une entreprise [71].

II.4.1.2.2 Comment effectuer une analyse statistique fonctionnelle

Pour réaliser une analyse statistique, il est nécessaire de collecter et d'examiner les échantillons de données issus des résultats de l'étude. Bien qu'il n'existe pas de méthode unique pour interpréter les données, certaines étapes peuvent être appliquées à différentes études si elles sont adaptées correctement au contexte. Ces étapes permettent d'effectuer une analyse statistique pertinente, et sont les suivantes :

1. Donner une description claire et précise des données disponibles.
2. Étudier la relation entre les données et les objectifs de l'étude.
3. Élaborer un modèle qui décrit cette relation de manière structurée.
4. Vérifier la validité du modèle à travers une évaluation rigoureuse.
5. Utiliser des approches prédictives pour explorer différents scénarios et effectuer des tests [71].

II.4.1.2.3 Défis et limitations

Il n'existe pas de méthode unique capable de détecter tous les types d'anomalies. Cependant, il est possible de combiner plusieurs méthodes statistiques afin d'identifier une large gamme d'anomalies courantes de manière efficace [72].

II.4.1.3 Réseaux de neurones simples

II.4.1.3.1 Pourquoi les réseaux de neurones sont-ils importants ?

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la reconnaissance de formes, ce qui les rend utiles pour identifier et classer des objets ou des signaux dans des domaines comme la parole, la vision artificielle et les systèmes de contrôle. Ils sont également efficaces pour la prédiction et la modélisation de séries temporelles.

Voici quelques exemples d'applications :

- Les entreprises d'électricité utilisent les réseaux de neurones pour prévoir avec précision la demande sur leurs réseaux, ce qui permet d'assurer la fiabilité du service et d'optimiser l'utilisation des générateurs.
- Les distributeurs automatiques de billets peuvent reconnaître les numéros de compte et les montants sur les chèques afin de valider les dépôts de manière fiable [73].

II.4.1.3.2 Comment fonctionnent les réseaux de neurones ?

Un réseau de neurones est constitué de plusieurs couches de traitement, formées d'unités simples fonctionnant en parallèle, et inspirées du fonctionnement du système nerveux humain. Il comprend généralement une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, ainsi qu'une couche de sortie. Chaque couche est reliée à la suivante par des nœuds, appelés neurones, et chaque couche utilise les résultats de la couche précédente comme données d'entrée.

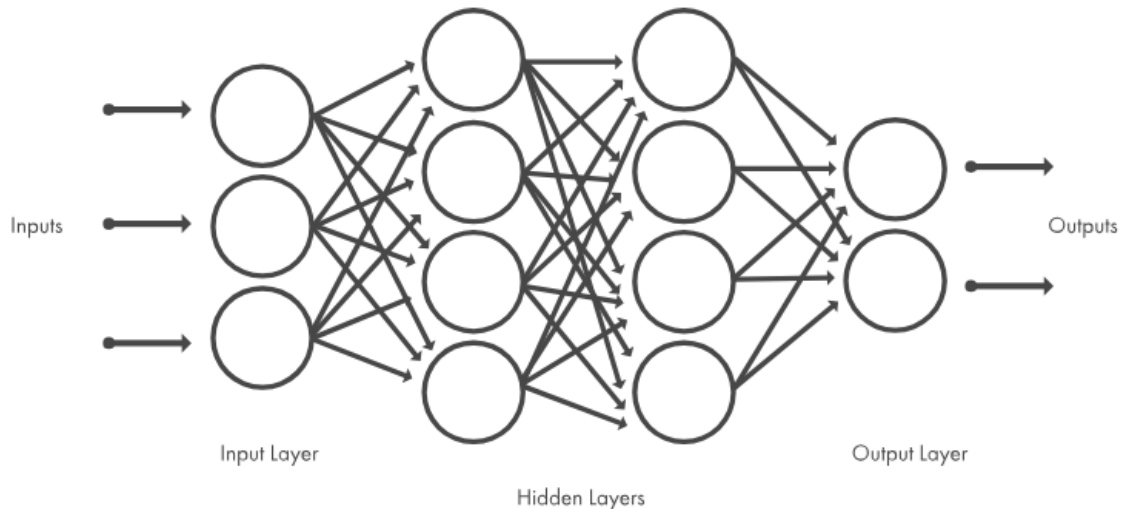


Figure II. 8: Architecture type d'un réseau de neurones [73].

II.4.1.3.3 Défis et limitations

- Les réseaux de neurones ont besoin d'un grand volume de données pour être correctement entraînés, ce qui peut poser problème dans les contextes où la collecte de données est limitée ou coûteuse.
- Leur fonctionnement exige souvent une puissance de calcul élevée et des équipements performants, ce qui peut restreindre leur usage dans certaines situations.
- Ces modèles sont parfois difficiles à interpréter, ce qui représente un obstacle dans des domaines sensibles comme la santé ou la finance, où la clarté et la justification des décisions sont essentielles [74].

II.4.2.1 Introduction aux approches modernes

L'apprentissage profond est une branche du Machine Learning qui repose sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels pour analyser et modéliser des structures complexes dans les données. Contrairement aux méthodes classiques, il utilise des architectures composées de plusieurs couches, permettant d'extraire progressivement des caractéristiques abstraites à partir des données brutes, ce qui le rend adapté à des problèmes plus complexes [75].

II.4.2.2 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

II.4.2.2.1 Définition de neurones convolutifs (CNN)

Le réseau de neurones convolutif (CNN) est un type de réseau de neurones spécialement conçu pour traiter des images en deux dimensions, bien qu'il puisse également s'adapter à des données en une ou trois dimensions. Ce type de réseau est capable d'apprendre automatiquement à identifier des caractéristiques locales, c'est-à-dire des motifs récurrents présents dans l'image.

L'élément principal d'un réseau de neurones convolutif est la couche de convolution, qui donne son nom à ce type de réseau. Cette couche applique une opération appelée « convolution » afin d'extraire automatiquement des informations importantes à partir des données en entrée.

La convolution consiste à appliquer un filtre sur une donnée d'entrée pour générer une activation. En répétant cette opération avec le même filtre, on obtient une carte d'activations, appelée carte de caractéristiques (feature map), qui indique les zones où une certaine caractéristique a été détectée, comme dans le cas d'une image [76].

II.4.2.2.2 Comment fonctionnent les réseaux de neurones convolutifs ?

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) se différencient des autres types de réseaux par leur grande efficacité dans le traitement des données visuelles, vocales ou audio. Ils sont généralement composés de trois types principaux de couches :

- Couche de convolution
- Couche de pooling
- Couche entièrement connectée (FC)

La couche de convolution représente la première étape dans un réseau convolutif. Elle peut être suivie par d'autres couches de convolution ou par des couches de pooling. En général, la couche finale d'un CNN est une couche entièrement connectée. À chaque nouvelle couche, le réseau devient plus complexe et capable d'analyser des zones plus larges de l'image. Les premières couches détectent des éléments simples comme les contours ou les couleurs, tandis que les couches plus profondes identifient progressivement des formes ou des parties plus complexes, jusqu'à reconnaître l'objet complet [77].

II.4.2.2.3 Utilisation des CNN pour analyser des spectres de vibrations :

Dans ce travail, nous montrons que les réseaux de neurones convolutifs (CNN) peuvent être utilisés de manière efficace pour classer des données spectroscopiques vibratoires et identifier les zones spectrales les plus significatives. Les CNN représentent actuellement une des approches les plus avancées pour la classification d'images et la reconnaissance vocale, et ils sont capables

d'apprendre des représentations compréhensibles des données. Grâce à ces propriétés, ils constituent une solution prometteuse pour limiter les étapes de prétraitement et mettre en évidence les régions clés du spectre, ce qui est essentiel dans l'analyse des données spectroscopiques vibratoires [78].

II.4.2.2.4 Défis et limitations

- Les réseaux de neurones convolutifs peuvent être relativement lents, notamment à cause d'opérations comme le maxpooling.
- Lorsqu'un CNN contient de nombreuses couches, l'entraînement du modèle peut devenir très long, surtout si l'ordinateur utilisé ne dispose pas d'un GPU performant.
- Les réseaux convolutifs nécessitent généralement un volume important de données pour être entraînés efficacement et obtenir de bons résultats [79].

II.4.2.3 Apprentissage profond

II.4.2.3.1 Définition de l'Apprentissage profond " deep Learning "

Le deep learning est une technique de l'intelligence artificielle (IA) qui permet aux ordinateurs d'apprendre à analyser les données en s'inspirant du fonctionnement du cerveau humain. Grâce à cette méthode, les modèles sont capables d'identifier des structures complexes dans des images, du texte, des sons ou d'autres types de données, afin de fournir des résultats et des prédictions précises [80].

II.4.2.3.2 La différence entre l'apprentissage automatique et profond

En apprentissage automatique, la sélection et l'optimisation des caractéristiques sont souvent réalisées manuellement par les experts en données. En revanche, l'apprentissage profond permet d'automatiser cette étape : les réseaux neuronaux y apprennent directement les caractéristiques utiles à partir des données brutes, sans intervention humaine [81].

II.4.2.3.3 Raisons de son utilisation dans la classification des défauts

Dans cette étude, nous avons proposé un nouveau modèle d'apprentissage profond supervisé, conçu pour être robuste et précis. Ce modèle permet de classer efficacement différents types de défauts présents dans les images SEM, tout en identifiant leur emplacement avec un haut niveau de précision [82].

II.4.2.3.4 Défis et limitations

Nécessité de données en grande quantité

Les modèles d'apprentissage profond ont besoin de vastes ensembles de données pour atteindre de bonnes performances.

Forte consommation de ressources

Ces modèles exigent une puissance de calcul et une mémoire importante, ce qui peut représenter un coût élevé.

Faible interprétabilité

Modèles souvent considérés comme des « boîtes noires », rendant difficile l'explication des décisions prises.

Dépendance à la qualité des données

Les modèles sont sensibles aux données erronées ou biaisées, ce qui peut réduire leur efficacité [83].

II.5 Validation des modèles

Dans l'étape de validation du modèle, nous divisons d'abord les données qui sont passées par les différentes étapes de prétraitement en trois groupes : L'ensemble d'entraînement (**Training set**) avec environ 60-70% pour entraîner le modèle, l'ensemble de validation (**Validation set**) avec 15-20% pour mesurer la performance du modèle pendant l'entraînement et ajuster de petits paramètres tels que le taux d'apprentissage (**Learning rate**), et enfin l'ensemble de test (**Test set**) avec 15-20% pour mesurer la performance réelle du modèle sur de nouvelles données. Cette division permet d'éviter le phénomène de (**Overfitting**), qui fait que le modèle se concentre trop sur les détails des données d'apprentissage et ne peut pas se généraliser à de nouvelles données.

Afin d'évaluer la qualité du modèle, nous utilisons quelques échelles claires : (**Accuracy**) qui donne le pourcentage de prédictions correctes, (**Precision**) qui Calcule combien de fois le modèle a donné un alerte honnête d'un défaut, (**Recall**) qui montre le pourcentage de défauts réels que le modèle a pu détecter, et le score (**F1-score**), qui nous donne un équilibre entre (**Precision**) et le (**Recall**), et qui est un indicateur global de performance. Sur la base de ces échelles, nous pouvons être sûrs que le modèle ne donne pas trop de faux résultats.

En modifiant certains paramètres pour obtenir un équilibre acceptable dans (**Validation set**), nous passons à l'étape finale (**Test Set Evaluation**), où nous utilisons les données conservées dans (**Test set**) une seule fois pour évaluer les performances finales du modèle. Si les résultats de (**Test set**) sont proches des résultats de (**Validation set**), cela montre que le modèle est capable de

reconnaître avec précision les défauts de la turbine à gaz dans de nouvelles conditions, mais si les résultats sont très éloignés, les performances du modèle seront bien moindres.

II.6 Conclusion

Tout d'abord, la présence de données propres et normalisées constitue la base de tout modèle de classification. Grâce à la phase de prétraitement : Nous avons vu que le traitement des valeurs manquantes et des valeurs aberrantes affecte directement la clarté des caractéristiques que nous utilisons pour la classification. Cela confirme que toute lacune à cette étape entraîne un apprentissage médiocre du modèle. En conclusion, un investissement dans le prétraitement réduit le taux d'erreur et améliore la capacité du modèle à différencier les types de défauts.

Ensuite, en comparant les Approches traditionnelles et modernes. Nous constatons que les approches traditionnelles donnent des résultats raisonnables lorsque les données sont limitées et que les ressources informatiques sont faibles. Tandis que, les méthodes modernes sont efficaces lorsque les données sont nombreuses et de grande qualité. Cependant, les méthodes modernes nécessitent des ressources importantes en termes de calcul et de traitement des données. Il en résulte qu'il est important de savoir comment choisir une méthode de classification en fonction de la taille des données disponibles et des ressources informatiques.

Puis, lors de la phase de validation du modèle, nous avons réalisé que les échelles appliquées sont nécessaires pour évaluer la qualité du modèle. De plus, nous avons découvert que même si un modèle est robuste lors de l'apprentissage (Training set), il est probable d'échouer s'il reçoit de nouvelles données (Test set) et ne peut pas généraliser ses conclusions à ces nouvelles données (généralisation).

Enfin, ce chapitre nous a permis de tirer trois conclusions principales : Premièrement, la valeur des données prétraitées fait toute la différence dans le succès de la classification. Deuxièmement, les méthodes traditionnelles et modernes ont chacune leur propre cadre d'utilisation. Troisièmement, l'étape de validation du modèle n'est pas une formalité, mais est nécessaire pour garantir que le système est capable de recevoir de nouvelles données et des conditions d'exploitation différentes.

Chapitre : III

Application de réseaux de neurone au diagnostic

III.1. Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est de présenter des développements concernant l'application des réseaux de neurone au diagnostic de défauts dans les turbines à gaz. Nous allons adopter la méthode de diagnostic à base de modèle de type boîte noire (réseaux de neurones avec apprentissage supervisé). Notre travail se divise en deux étapes :

- Construire un vecteur d'entrée basé sur les valeurs de l'énergie emmagasinée dans les signaux vibratoire dans deux régimes de fonctionnement.
- Conception de classifieurs pour classer les 2 défauts et l'état sain de la turbine à gaz.

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte, on distingue plusieurs applications de réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des défauts des machines tournantes.

Les réseaux de neurones conçus possèdent 3 couches. Diverses tentatives de classification ont été menées pour la détermination des structures optimisées des réseaux de neurones. L'architecture du réseau utilisée pour la discrimination du défaut statorique est constituée de :

- 6 neurones dans la couche d'entrée.
- 10 neurones dans la couche cachée.
- 3 neurones dans la couche de sortie.

Et chaque entrée constitue des paramètres qui résumé sur le (Tableau III.1) suivant :

Tableau III. 1: Cas étudié de l'état de la machine

N° des signaux	Les cas à étudié	Régime de fonctionnement	Nombre des classes		
			Classe S1	Classe S2	Classe S3
24	Etat sans défaut	-Régime transitoire : montée en	1	0	0
21	Défaut Désalignement	vitesse de 0 à 3000tr/mn	0	1	0
30	Défaut d'engrenage	-Régime à vide non excité.	0	0	1

III.2. Description de l'architecture existante automatique de diagnostic des défauts

La Figure III.1 présente l'architecture de système de diagnostic de défaut par la technique de Réseaux de Neurone.

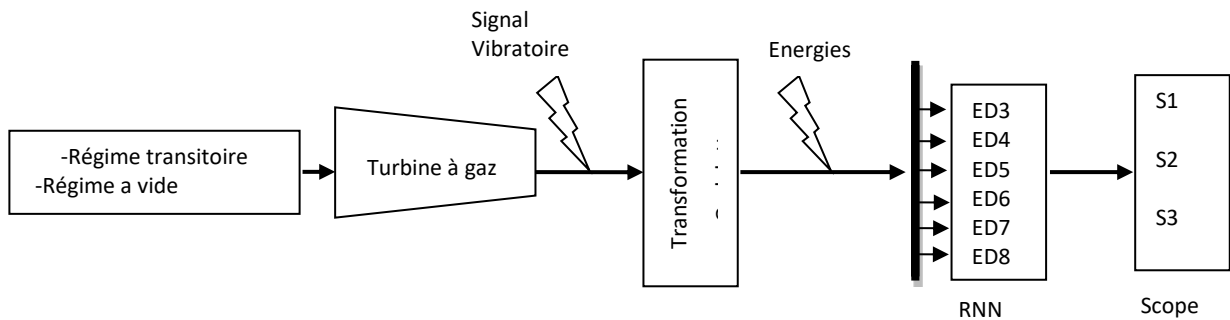


Figure III. 1: Architecture du système automatique de diagnostic des défauts

III.3.Type des signaux à étudier

III.3.1. Désalignement :

Le désalignement est un problème presque aussi commun que le balourd, et la raison en est bien simple. Malgré l'emploi de paliers auto-alignant, et d'accouplements flexibles, il est difficile d'aligner deux arbres, ainsi que leurs paliers afin d'assurer qu'il n'y existe aucune force qui puisse causer la vibration.

Un désalignement provoque des vibrations à la fréquence de rotation, ainsi qu'aux harmoniques d'arbre 2, 3 et parfois 4 de la fréquence de rotation.

Un désalignement se produit par des niveaux :

- Axiaux très élevés à deux fois la fréquence de rotation.
- Radiaux élevés à deux fois la fréquence de rotation.

III.3.2. Défaut d'engrenage :

Dans le phénomène d'engrenage, il se produit un choc chaque fois qu'une dent menante est en contact avec une dent menée. Ceci génère une vibration dont la fréquence est égale à la vitesse de rotation du pignon multiple par son nombre de dents.

S'il y a déformation du profil de la denture, la fluctuation de la charge sur les dents donne naissance à des fluctuations de vitesse et aboutit ainsi à une modulation de fréquence ou de phase. L'analyse spectrale de ce phénomène montre des bandes latérales situées de part et d'autre de la fréquence d'engrènement.

2.1. Détérioration d'une dent :

Si l'une des deux roues possède une dent détériorée, se produit un choc périodique à la fréquence de rotation de la roue considérée.

Le spectre correspondant montre donc non seulement la fréquence d'engrènement comme précédemment, mais aussi et surtout, un peigne de raies dont le pas correspond à cette fréquence de rotation.

- **Fréquence de coïncidence** : Au cas où les deux roues dentées comportent une dent détériorée, le spectre montre non seulement les deux peignes de raies correspondant aux fréquences de rotation de chaque roue, mais aussi un peigne de raies de pas correspondant à une fréquence très basse, qui traduit le choc particulier des deux dents entre elles. Cette fréquence, appelée fréquence de coïncidence (f_c), est ; telle que :

$$F_c = f_e / N_c \quad (\text{III.1})$$

Avec :

N_c est le plus petit commun multiple des deux nombres de dents des roues menant et menée Z_1 et Z_2 .

f_e : La fréquence d'engrènement.

2.2. Ensemble de la denture détériorée :

Lorsque l'ensemble de la denture est ou détérioré, les chocs se produisent au passage de chacune des dents. Le spectre est constitué d'un peigne de raies dont la fréquence correspond à la fréquence d'engrènement, mais cette fois avec une amplitude normalement beaucoup plus élevée. Généralement, le spectre présente aussi des raies à la fréquence de rotation correspondant à des équilibrages imparfaits.

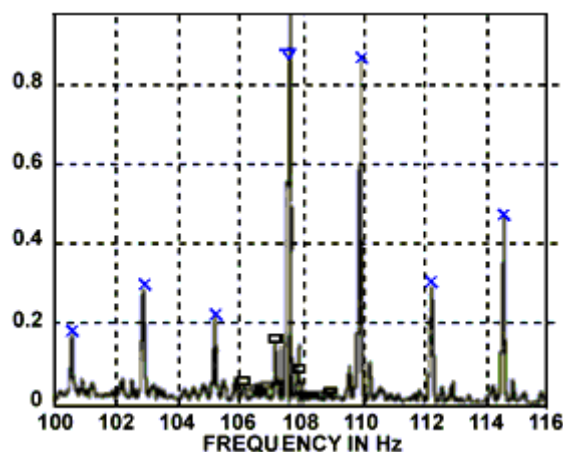


Figure III. 2: Image vibratoire théorique d'engrenage

III.4. Réseau de Neurones à Ondelettes

III.4.1 Transformation en Ondelette

Une ondelette est une forme d'onde de durée limitée ayant une valeur moyenne nulle, ou encore, les ondelettes sont des ondes localisées dans le temps de courte durée. Les transformations en ondelettes (TO) sont apparues dans le domaine de la géophysique au début des années 1980 pour l'analyse des signaux sismiques, et ont été formalisées ultérieurement par Grossman et Morlet (1984), ainsi que par Goupillaud. Ce sont dans ces milieux que les développements théoriques et appliqués majeurs ont eu lieu au cours des quinze dernières années [88].

La plupart des signaux réels ne sont pas stationnaires, et c'est précisément dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquence, temps, espace) que réside la majorité de l'information qu'ils contiennent. Les signaux vocaux et les images en sont des exemples caractéristiques. Or, l'analyse de Fourier propose une approche globale du signal : les intégrations sont réalisées de moins l'infini à plus l'infini, ce qui élimine toute notion de localisation temporelle dans l'espace de Fourier. Il est donc nécessaire de trouver un compromis, une transformation fournissant des informations sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal [88].

La transformation en ondelettes d'un signal temporel continu $y(t)$ peut être obtenue en considérant les valeurs discrètes des paramètres de dilatation et de translation, \mathbf{a} et \mathbf{b} . Une manière naturelle de discrétiser ces paramètres est d'utiliser une discrétisation logarithmique de l'échelle a . Ce type de discrétisation des ondelettes est de la forme [88] :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (\text{III.2})$$

où:

Les entiers m et n contrôlent respectivement la dilatation et la translation dans une ondelette ; a_0 est un paramètre spécifié fixant le pas de dilatation (valeur supérieure à 1), et $\Delta b = b_0 a_0^m$ est le paramètre de localisation (valeur strictement positive). Le contrôle des paramètres a_0^m appartient à l'ensemble des entiers, aussi bien positifs que négatifs. Il ressort de l'équation ci-dessus que la taille des pas de translation est directement proportionnelle à l'échelle de l'ondelette. La

transformation en ondelettes d'un signal continu $y(t)$, à l'aide d'ondelettes discrètes de la forme donnée par l'équation (1), s'écrit alors :

$$W_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) \frac{1}{a_0^{m/2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) dt \quad (\text{III.3})$$

Ce qui peut également être exprimé sous forme de produit scalaire :

$$W_{m,n} = \langle y, \psi_{m,n} \rangle$$

$$W_{m,n} = \langle y, \psi_{m,n} \rangle \quad (\text{III.4})$$

Les valeurs $W_{m,n}$ sont appelées coefficients d'ondelettes ou coefficients de détail. Dans cette étude, une décomposition DWT multi-résolution est effectuée en se basant sur l'ondelette mère "Daubechies (db-3)", qui permet une meilleure résolution fréquentielle par rapport à d'autres types d'ondelettes. La série de décomposition est calculée par l'équation (4).

Le niveau de décomposition n dépend de la fréquence d'échantillonnage f_e et de la fréquence de rotation f_r , et peut être calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$n > \frac{\log\left(\frac{f_e}{f_r}\right)}{\log(2)} + 1 \quad (\text{III.5})$$

En considérant une fréquence d'échantillonnage $f_e=48000\text{Hz}$, et une fréquence de rotation est $f_r=204\text{Hz}$, l'application de l'équation (4) donne $n=8$, et la plage de fréquences de décomposition est illustrée dans le Tableau 2.

Tableau III. 2: Bandes de fréquences du signal ondelettes

Niveau	Bandes de fréquences (Hz)
D1	24000 – 48000 Hz
D2	12000 – 24000 Hz
D3	6000 – 12000 Hz
D4	3000 – 6000 Hz
D5	1500 – 3000 Hz
D6	750 – 1500 Hz

D7	375 – 750 Hz
D8	187 – 375 Hz

III.4.2. Elaboration du module d'interprétation des informations

Un réseau de neurones comprend un certain nombre de couches de neurones interconnectés : Couches d'entrées, couches cachées et couches de sortie. L'entrée représentée par les nœuds des sources fournit des poids d'accès physiques pour l'application des signaux d'entrées.

Les neurones dans la couche cachée se comportent comme des détecteurs de caractéristique. Tandis que, les neurones dans la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau, ou la réponse aux signaux d'entrées (**Figure III.3**) une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées [87].

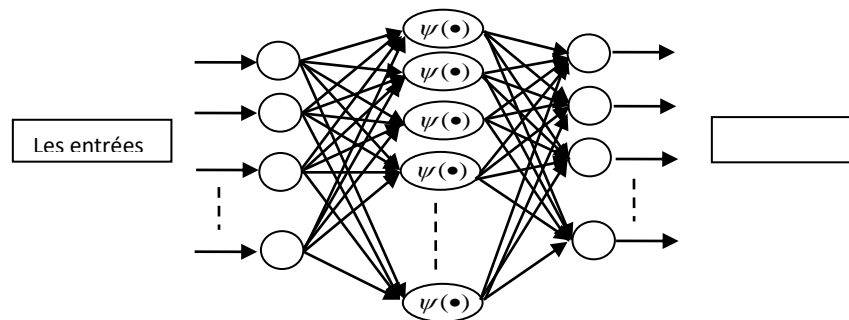


Figure III. 3: Structure générale de réseau de neurone [87].

Pour identifier notre système on a opté pour un réseau neurone en utilisant l'algorithme de rétro propagation pour leur apprentissage. Pour l'implémentation du bloc RNA dans le système automatique de diagnostic, on propose d'étudier notre réseau selon le nombre des entrées : l'énergie de signal de chaque niveau d'ondelette : D3, D4, D5, D6, D7 et D8.

III.4.3. Les étapes de construction de bloc RNA

Pour faire ou choisir le réseau le plus convenable et le plus performant pour la mise en œuvre du système de diagnostic des défaillances ; il y avait en total quatre études principales :

- Choix des variables d'entrées ;
- Acquisition des données (base d'apprentissage) ;
- Construction du bloc RNA ;
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

Importation des données (valeurs de l'énergie emmagasinée de signal de chaque niveau d'ondelette) pour construire la matrice d'entrée (P).

La base d'apprentissage d'un RNA est se mis sous forme de fichier ou de matrice. Ce dernier est représenté par des classes de vecteurs, ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque vecteur est représenté par les valeurs échantillonnées. Ces derniers représentent par des vecteurs pour les différentes perturbations (Tableau III.1: défaut désalignement et défaut d'engrenage dans deux régimes de fonctionnement). L'un des vecteurs est représentée par des valeurs échantillonnées (pour les l'énergie des signaux vibratoires).

III.4.4. Construction du bloc de RNA : en voir de type de choix les entrés et les sorties de réseaux :

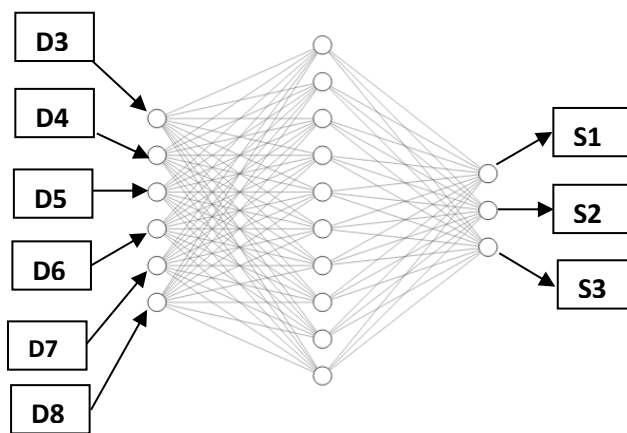


Figure III. 4: Structure du réseau à étudier

Nous avons décidé d'associer une classe à chaque neurone, c'est-à-dire chaque neurone de sortie doit représenter un état de la machine ; qui est représenté sous différentes formes (vecteurs) ; d'une façon plus claire nous avons associé à chaque classe un code (voir Figure III.5).

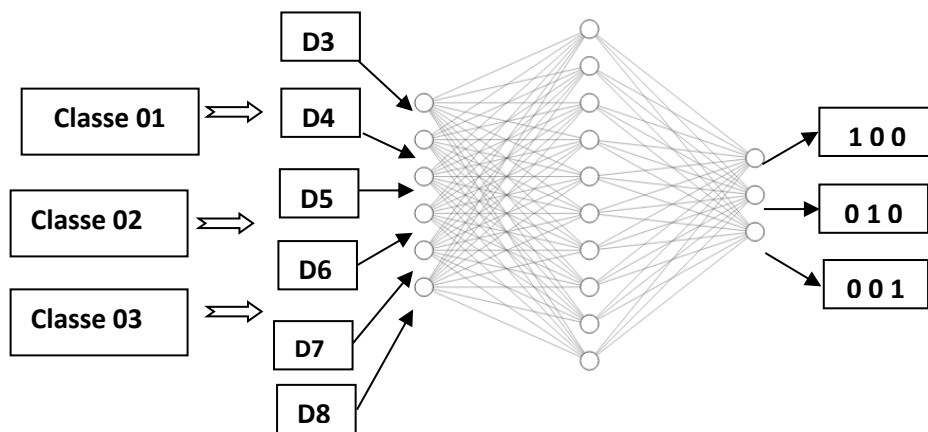


Figure III. 5: Classification des signaux des défaillances

Lors de la détection d'un défaut, le réseau doit indiquer un nombre binaire quelconque (par exemple 0 1 0) à sa sortie qui correspond à ce défaut (défaut désalignement). C'est-à-dire chaque

sortie du réseau doit avoir un seul chiffre soit 1 ou 0. Les défauts sont représentés sur le tableau III.3; avec leurs symboles et leurs codes associés. Le nombre de sortie pour chaque réseau est égal à 3.

Tableau III. 3: Classification des défauts

Catégorie	Type de défaut	Symbole	C1	C2	C3
1	Etat normale (sain)	C1	1	0	0
2	Défaut Désalignement	C2	0	1	0
3	Défaut d'engrenage	C3	0	0	1

Etat sain:(C1) : [1,0] avec :

-0 correspondant l'état en défaillance.

-1 correspondant l'état normal de la turbine.

Etat de défaillance : C2=C3 : [1,0] avec :

-0 correspondant l'état normal.

-1 correspondant l'état défaillant.

III.4.5 Résultats d'essais des réseaux sélectionnés

Tableau III. 4: Erreur quadratique d'apprentissage

Nombres de Neurones	Couche D'entrée	Couche Cachée	Couche de Sortie	Erreur quadratique Moyenne
RNA	6	10	3	0.00016356

On peut décrire cette étape pour les réseaux de la manière suivante, on a effectué un apprentissage automatique à l'aide du logiciel MATLAB jusqu'à où on obtenu une erreur quadratique la plus petite (voir Figure III.6) Pour le réseau RNA on a obtenu l'erreur après 29 itérations quand cette étape.

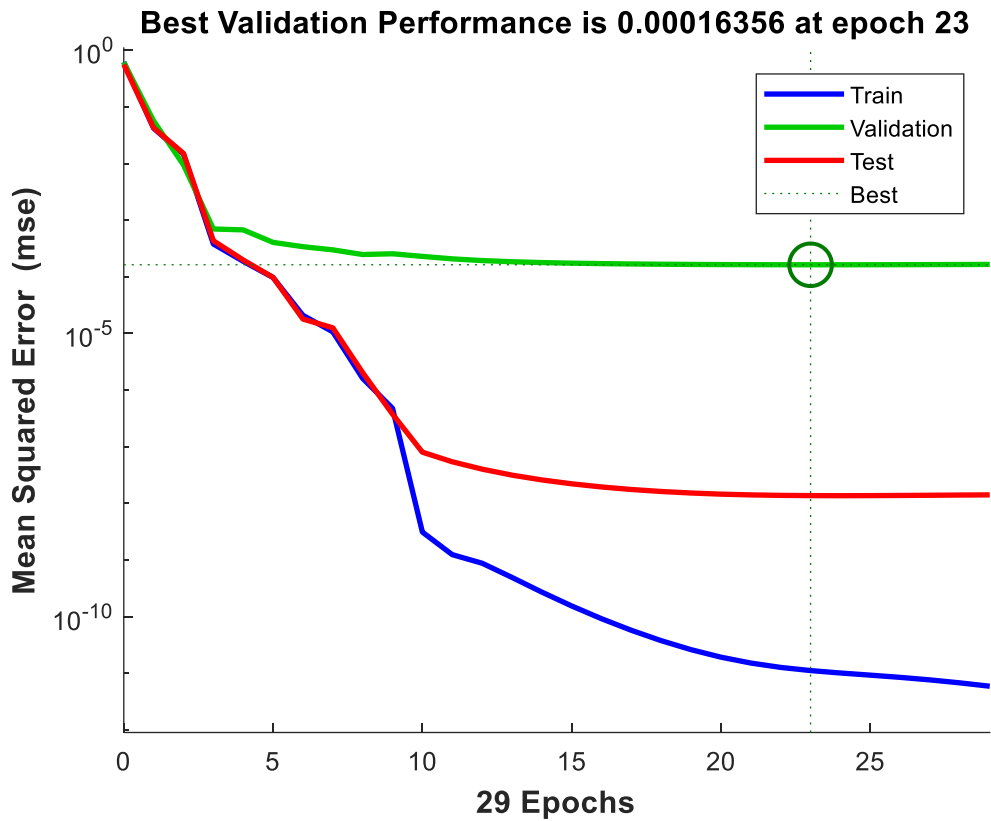


Figure III. 6 : Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA

Commentaire : On remarque que l'erreur quadratique moyenne est plus petite, alors si nécessaire de faire plusieurs apprentissages pour voir une erreur quadratique tend vers zéro.

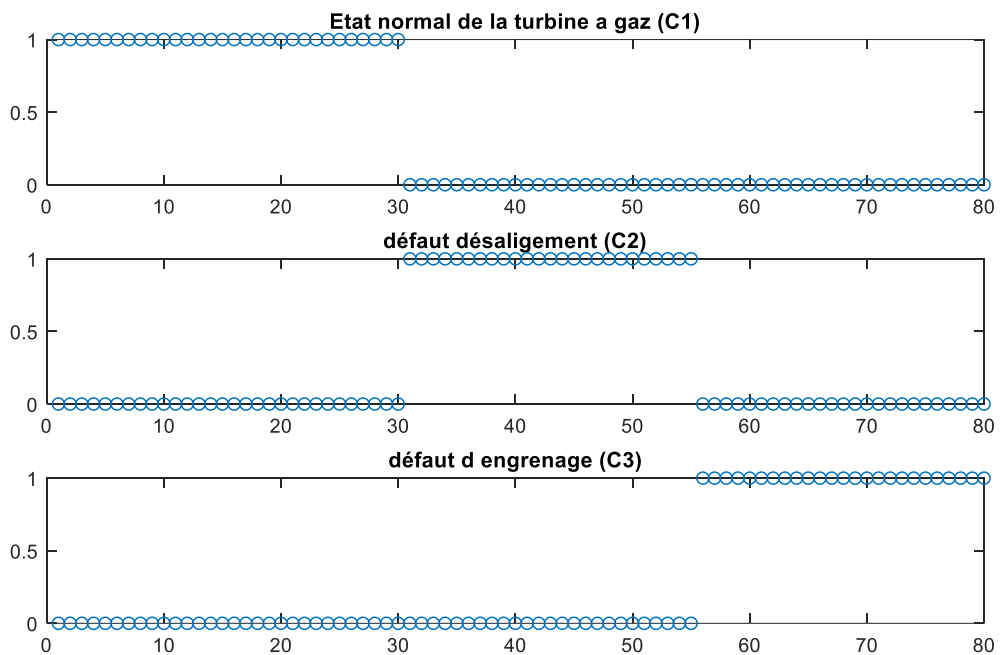


Figure III. 7: Classification de la sortie C1 C2 C3 de réseaux RNA

III.4.6. Discussion des résultats

Une fois les réseaux de neurones construits et leur phase d'apprentissage aboutie à des performances satisfaisantes, l'étape suivante consiste à comparer leur comportement face à de nouveaux exemples. Ces exemples proviennent de deux ensembles de données distincts : la première constitue la base d'apprentissage, utilisée pour l'entraînement du réseau, tandis que la seconde est la base de test, servant à évaluer la capacité du réseau à généraliser et à reconnaître des cas non rencontrés auparavant.

Comme indiqué précédemment, un classificateur a été conçu et appliqué afin de catégoriser les descripteurs extraits des signaux temps-fréquence issus de l'analyse par ondelettes, dans le but d'identifier automatiquement les défauts. Dans le cadre de cette étude, la méthode proposée repose sur une classification directe de ces signaux en utilisant la technique des réseaux de neurones.

Les deux défauts dans la turbine à gaz ainsi que l'état sain de la machine sont montrés dans la (Figure III.7)

- de 0 à 32% des valeurs, représente l'état sain de la machine (turbine).
- de 32% à 60% des valeurs correspondant l'état en défaillance 1 : défaut désalignement.
- de 60% à 100% des valeurs correspondant l'état en défaillance 2: défaut d'engrenage.

Nous avons considéré en simulation des conditions plus ou moins complexes. Les résultats de tests sont à ce niveau satisfaisants, l'état du système est identifié, et les actions préventives correctement prises. Il sera plus intéressant de tester ce système de diagnostic sur des autres cas de fonctionnement. Les figures. III.8, III.9 et III.10 montrent :

- La Figure III.8 ; représente l'état sain de la turbine à gaz avec différentes valeurs type de démarrage,
- La Figure III.9, représente l'état de défaillant type 1(Défaut Désalignement) dans la turbine à gaz avec différentes valeurs type de démarrage,
- La Figure III.10, représente l'état de défaillant type 2(Défaut d'engrenage) dans la turbine à gaz avec différentes valeurs type de démarrage.

Tableau III. 5: Valeurs de teste pour l'état de la turbine sain

Test 1 : Etat sain de la Turbine à gaz

Régime de fonctionnement	Energie D3	Energie D4	Energie D5	Energie D6	Energie D7	Energie D8
-Régime à vide non excité -Régime transitoire : montée en vitesse de 0 à 3000tr/mn	0.1155	0.547855	72.727655	0.43351	0.379225	7.7e ⁻⁶
	0.1155	0.547855	72.727655	0.43351	0.379225	7.7 e ⁻⁶
	0.154	0.547855	72.727655	0.43351	0.379225	12.7 e ⁻⁶
	0.154	0.547855	72.727655	0.43351	0.379225	12.7 e ⁻⁶
	0.154	0.547855	72.727655	0.43351	0.379225	12.7 e ⁻⁶

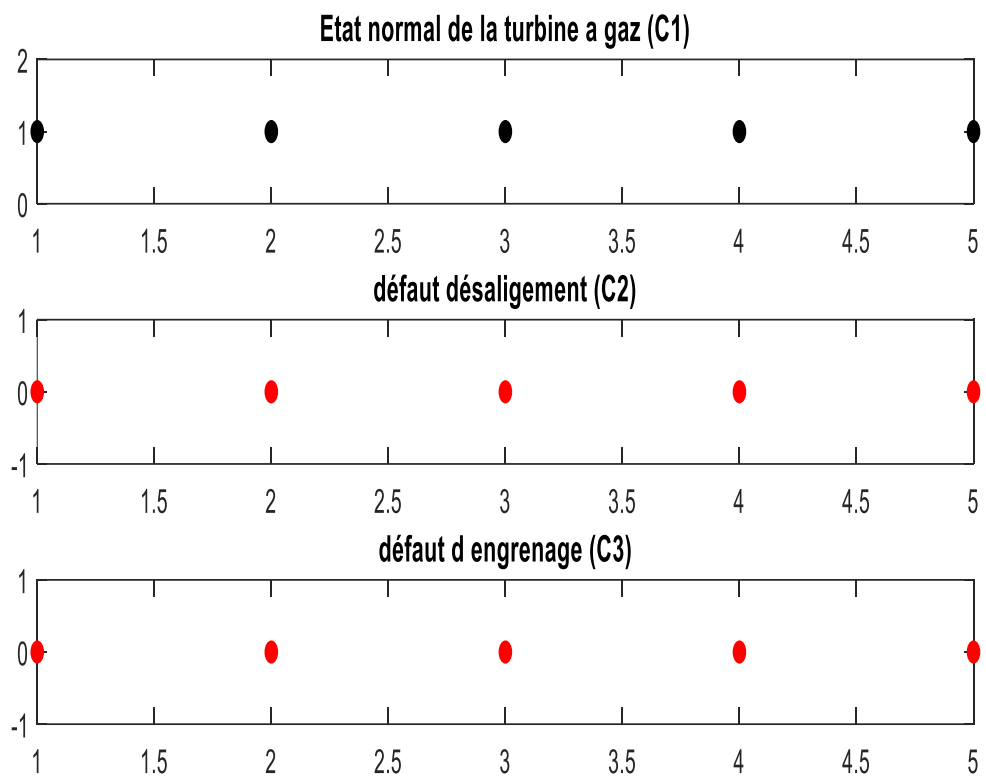


Figure III. 8: Détection automatique de l'état sain de la machine à gaz

Tableau III. 6: Valeurs de teste pour défaut type 01 : défaut désalignement

Test 2 : Défaut désalignement

Régime de fonctionnement	Energie D3	Energie D4	Energie D5	Energie D6	Energie D7	Energie D8
-Régime à vide non excité -Régime transitoire : montée en vitesse de 0 à 3000tr/mn	0.2311	17.215	34.458	40.135	45.948	13.65
	0.2311	17.355	34.458	40.135	45.948	13.65
	0.3081	17.485	34.458	40.135	45.948	14.77
	0.3081	17.655	34.458	40.135	45.948	14.77
	0.3081	17.744	34.458	40.135	45.948	14.77

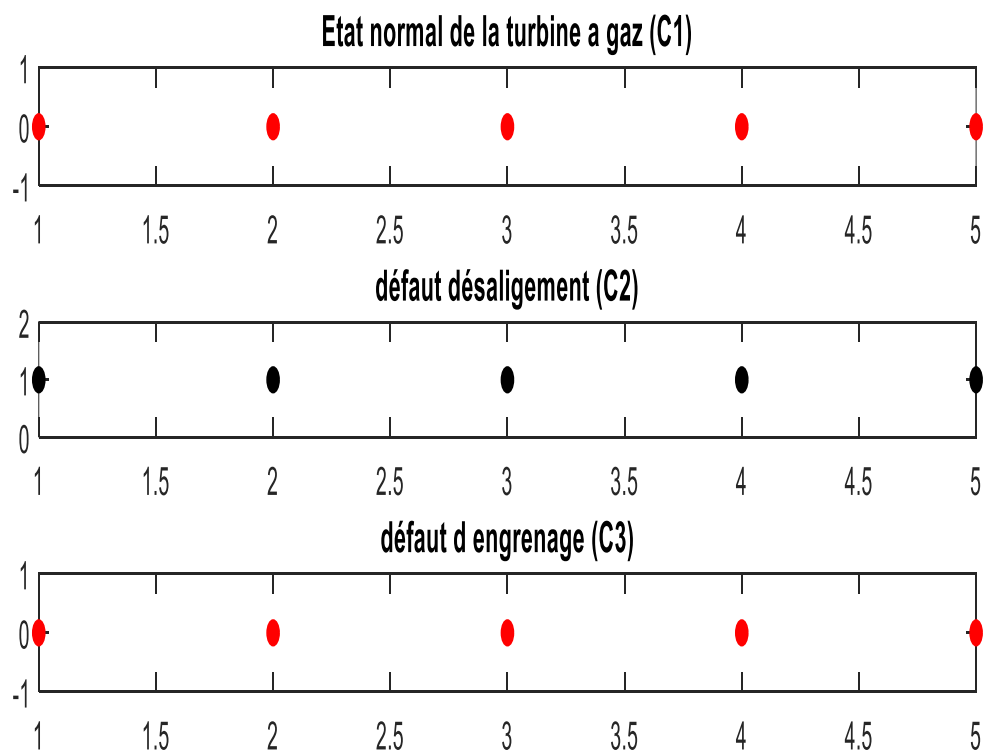


Figure III. 9 : Détection automatique d'un défaut de désalignement dans la turbine à gaz

Tableau III. 7: Valeurs de teste pour défaut type 01: défaut d'engrenage

Test 3 : Défaut d'engrenage

Régime de fonctionnement	Energie D3	Energie D4	Energie D5	Energie D6	Energie D7	Energie D8
-Régime à vide non excité -Régime transitoire : montée en vitesse de 0 à 3000tr/mn	0.4622	27.315	44.569	50.357	55.336	26.83
	0.4622	27.355	44.569	50.357	55.336	26.83
	0.6162	27.385	44.569	50.357	55.336	28.12
	0.6162	27.355	44.569	50.357	55.336	28.12
	0.6162	27.344	44.569	50.357	55.336	28.12

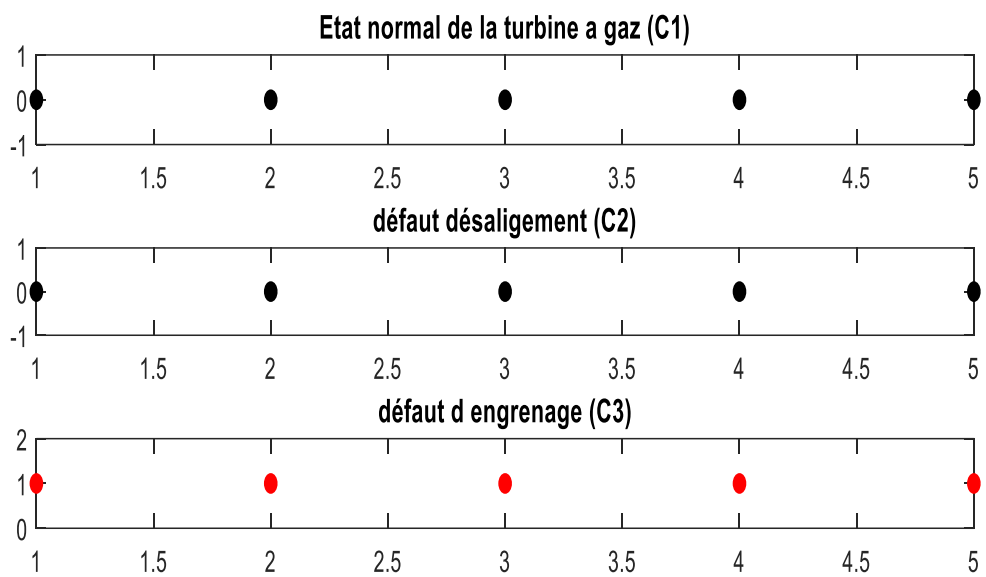


Figure III. 10: Détection automatique d'un défaut d'engrenage dans la turbine à gaz

III.5 Conclusion

Dans le cadre de ce travail, une approche de classification des défauts affectant les turbines à gaz a été élaborée, s'appuyant sur l'architecture des réseaux de neurones artificiels. L'extraction des descripteurs s'est fondée sur l'évaluation de l'énergie aux différents niveaux de décomposition des signaux vibratoires, à l'aide de la transformée en ondelettes, appliquée dans deux régimes opérationnels distincts. La classification a été effectuée via un réseau neuronal entraîné à cet effet. Le faible taux d'erreur observé valide la robustesse et la précision du modèle proposé. Les résultats issus des simulations confirment l'efficacité de cette méthode pour la détection et le diagnostic des défauts, indépendamment des conditions de charge ou de la nature du dysfonctionnement.

Conclusion générale

Conclusion générale

Les problèmes les plus courants rencontrés par le secteur industriel est la Problématique de diagnostic des défauts les dans turbines à gaz. Par conséquent, le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la détection et de la classification des défauts des turbines en utilisant l'analyse vibratoire, transformation en Ondelette et des techniques d'intelligence artificielle basées sur les réseaux de neurones.

L'approche adoptée dans ce travail consiste à construire un outil d'apprentissage automatique basé sur un réseau de neurones qui fait partie du système complet de diagnostic automatique des défauts, afin de distinguer les différents états du système (sain ou défectueux). Nous avons décidé d'utiliser ce type de techniques d'intelligence artificielle (réseaux de neurones) car elles sont capables de reconnaître et traiter des descripteurs complexes dans les données.

Pour vérifier la robustesse du réseau de neurones et la précision de ses résultats, nous entraînons le réseau de neurones à l'aide d'un algorithme célèbre appelé rétropropagation qui ajuste les poids entre les neurones en fonction de l'erreur de sortie résultante (apprendre au réseau à partir de ses erreurs). La précision des résultats des réseaux de neurones nous a permis de prendre correctement des actions préventives et de garantir la sécurité opérationnelle.

Le premier chapitre est consacré à la présentation des aspects théoriques des turbines à gaz, en commençant par leur principe de fonctionnement, leurs composants et les différents défauts qui peuvent les affecter. Nous passons également en revue les techniques traditionnelles de surveillance d'état, et même l'utilisation de l'intelligence artificielle comme introduction à la transition vers les méthodes modernes.

Le deuxième chapitre est consacré à la méthodologie utilisée pour classifier les défauts. Nous avons expliqué une série de processus séquentiels : collecte des données, nettoyage et préparation des données, et extraction des caractéristiques importantes qui jouent un rôle dans la distinction entre les cas. Nous avons ensuite expliqué les méthodes traditionnelles et modernes utilisées pour la classification et le protocole utilisé pour évaluer la robustesse et l'efficacité du modèle.

Le troisième chapitre est le résumé appliqué de la méthodologie de classification des défauts. Nous avons présenté blocs des réseaux neuronaux à, leur architecture et le principe de leur entraînement pour la classification (l'état sain, défauts Désalignement, Défaut d'engrenage). Ce chapitre nous a permis de tirer des conclusions importantes, la précision de la classification dépend de plusieurs facteurs : le nombre d'itérations dans chaque neurone, le nombre de signaux d'état sain et d'états défectueux

Enfin, afin de poursuivre le développement de ce travail, nous proposons un ensemble de recommandations :

➤ **Élargir la base de données**

Collecter des données plus diversifiées afin d'enrichir le modèle pour améliorer sa généralisation à de nouveaux cas.

➤ **Utiliser des réseaux neuronaux plus avancés**

L'utilisation de réseaux neuronaux convolutifs qui se concentrent sur l'extraction automatique de caractéristiques à partir de données sans avoir besoin d'une extraction manuelle, ce qui augmente la précision des résultats de la classification.

Références bibliographiques

Références Bibliographiques

Bibliographie

- [1] OUFрани, Mohamed Anis et HAMADI, Djamel Eddine, « Optimisation de la maintenance préventive d'une turbine à gaz TURBOMACH T70 par les méthodes AMDEC et PARETO », Mémoire de fin d'études, Université de Ghardaïa, Faculté des Sciences et Technologies, spécialité Maintenance Industrielle, 2020.
- [3] L. Chaouadi et S. Haoua, Étude et amélioration des performances de la turbine à gaz MS 5002C, Mémoire de fin d'études, Master en Génie Mécanique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2013.
- [4] L. Mahious et D. Ould Ali, Analyse et optimisation de fonctionnement de la turbine à gaz MS5002C de Hassi R'mel, Mémoire de fin d'études, Master en Génie Mécanique, option Énergétique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2023.
- [5] S. Embarek et M. Y. Fassouli, "Diagnostic de fonctionnement d'une turbine à gaz", Mémoire de fin d'études, Master en Automatique et Systèmes, Université Kasdi Merbah - Ouargla, Algérie, 2021.
- [6] [X] M. Zahaf et O. S. Djillali, Analyse des vibrations des machines tournantes, Mémoire de fin d'études, Master en Electromécanique, Université d'Ain Temouchent - Belhadj Bouchaib, Algérie, 2022.
- [7] N. Bachschmid, P. Pennacchi, and E. Tanzi, "Cracks in Rotating Shafts. In: Cracked Rotors." , Springer, Berlin, 2010.
- [8] Y.-H. Park, H.-B. Lee, and G.-W. Kim, "Crack Monitoring in Rotating Shaft Using Rotational Speed Sensor-Based Torsional Stiffness Estimation with Adaptive Extended Kalman Filters," *Sensors*, vol. 23, no. 5, Art. no. 2437, 2023.
- [16] Z. Mutasim, "Gas Turbines Durability in Harsh Environments," in **Proceedings of the First Middle East Turbomachinery Symposium**, Doha, Qatar, 2011.
- [19] F. Landolsi, "Surveillance des machines par analyse vibratoire, " Cours de techniques de surveillance, 2020.
- [23] C. Sirieix, "Les appareils de thermographie infrarouge à courte distance: principes - inventaire - caractéristiques (appareils disponibles en France en 1990, pour des applications civiles)," Commissariat à l'Energie Atomique, Agence Nationale pour la Gestion des Déchets Radioactifs, Fontenay-aux-Roses, France, Report BRGM 91-003, Jan. 1991.

- [25] M. Hocine, "Principe de l'analyse thermique", Polycopié de cours, Licence 3 Génie des Matériaux, 2021.
- [26] F. Mesbah, Détection d'objets par Deep Neural Network à l'aide du modèle YOLO en temps réel, Mémoire de fin d'études, Master en Informatique, Option Sciences et Technologie de l'Information et de la Communication, Université 8 Mai 1945 – Guelma, Algérie, 2021.
- [27] M. Chastan, Adaptation de méthodes d'apprentissage automatique dans l'industrie du semiconducteur : détection d'excursions, analyse de root cause et intégration de connaissances, Thèse de doctorat, Spécialité Mathématiques et Informatique, Université Grenoble Alpes, France, 2022.
- [28] M. L. Derouaz and B. M. Chebra, Conception et réalisation d'un système de traitement des données issues des médias sociaux, Mémoire de fin d'études, Option Systèmes d'Informations et Technologies (SIT), École Nationale Supérieure d'Informatique, Algérie, 2020.
- [29] C.-A. Azencott, Introduction au Machine Learning, Éditions Dunod, Collection InfoSup, France, 2023.
- [30] J. Arnold, M. Lüpold, L. Theilkäs et L. Kansy, L'apprentissage automatique dans les archives : l'indexation en profondeur au service de l'accès aux archives, Livre blanc, Juin 2024.
- [32] Ziani M. et Chikhi M., Étude pratique de l'équilibrage dynamique des rotors de la turbine à gaz GE MS 3002, Mémoire de fin d'études, Master en Maintenance Industrielle, Université Amar Telidji Laghouat, Algérie, 2012.
- [33] D. Benrabeh, A. Hafaifa et A. Kouzou, *Synthèse et surveillance des défauts de vibrations des turbines à gaz pour la prise de décision de contrôle*, Communication Internationale, Université de Djelfa, Algérie, nov. 2014
- [34] B. Larfi, "Surveillance et détection des défauts des engrenages," Mémoire de fin d'études, Master en Maintenance industrielle, Université Badji Mokhtar – Annaba, Algérie, 2020.
- [36] Citec, *Sondes Pt100 – Généralités*, Fiche technique, Réf. D-610.01-FR-AA, Bussy-Saint-Martin, France, 19-oct.-2020.
- [49] H. Berkane et N. Mammeri, Surveillance des machines par analyse vibratoire, Mémoire de fin d'études, Master en Maintenance Industrielle, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Algérie, 2022.

- [50] Y. Debbah Younes, Meca 06 – Mécanique de vibration, Cours, Inst. des Sciences et Techniques Appliquées, Univ. des Frères Mentouri Constantine, Constantine, Algérie, 2019.
- [55] F. Grisch, P. Gicquel, and P. Hervé, “Mesures de températures dans les gaz et les flammes – Mesures intrusives et mesures optiques intégrées,” Techniques de l’Ingénieur, Doc. R2752 V1, Saint-Denis Cedex, France, 10 Sept. 2009.
- [60] J. Chen, Z. Hu, J. Lu, X. Zheng, H. Zhang, and D. Kiritsis, “A data-knowledge hybrid driven method for gas turbine gas path diagnosis,” Appl. Sci., vol. 12, no. 12, p. 5961, Jun. 2022.
- [72] S. Ghosh, V. Goyal, M. Xu, J. Kapat, and L. Vesely, Anomaly and Failure Prediction in Gas-turbine Using Statistical Analysis, University of Central Florida, USA, 2019. [Mémoire de fin d’études].
- [87] Sakhara, S., Brahimi, M., Nacib, L., & Layadi, T. M. (2023). Application of a wavelet neural network approach to detect stator winding short circuits in asynchronous machines. *Electrical Engineering & Electromechanics*, (3), 21-27.
- [88] Sakhara, S., Saad, S., & Nacib, L. (2017). Diagnosis and detection of short circuit in asynchronous motor using three-phase model. *International journal of system assurance engineering and management*, 8, 308-317.

Webographie

- [2] StudySmarter, “Turbines à gaz: Définition & Application,” *StudySmarter*, 09 septembre 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.studysmarter.fr/resumes/ingenierie/aviation/turbines-a-gaz/>.
- [9] Melett, “Why do turbos fail? Overheating,” *Melett Technical Articles*, 04 mars 2019. [Online]. Available: <https://www.melett.fr/technical/why-turbos-fail/overheating/>.
- [10] rendement des turbines à gaz," AAF International, 31 mars 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.aafintl.com/fr-fr/industry/insights/comprendre-les-impacts-dune-mauvaise-filtration-de-lair-sur-le-rendement-des-turbines-a-gaz>.
- [11] Tidjma, “O&G Corrosion,” *Tidjma Glossary*, 2023. [Online]. Available: <https://www.tidjma.tn/fr/glossary/o-g-corrosion-6468/>.
- [12] Pruftechnik, "Qu'est-ce que l'alignement d'arbres ? Guide complet," 14 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://pruftechnik.com/fr/qu%27est-ce-que-l%27alignement-d%27arbres/>

- [13] Sacema, "Encrassement des turbines à gaz," Sacema, 24 novembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://sacemagroup.com/fr/turbines-a-gaz/>
- [14] AX System, "Encrassement des ACC: origine et effet," AX System, [En ligne]. Disponible sur : <https://www.ax-system.com/fr/nos-solutions/nettoyage-echangeur-thermique/encrassement-des-acc-origine-et-effet/>
- [15] "Common types of shaft misalignment," Engineering Knowledge, 2 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.mecanically.com/2023/11/types-of-shaft-misalignment.html>
- [17] ifm electronic, *Surveillance vibratoire: Solutions pour applications industrielles*, ifm, France, 2017. [En ligne]. Disponible sur: www.ifm.com/fr
- [18] Svantek, "Surveillance des vibrations, capteurs et bruit : guide complet," Svantek, [En ligne]. Disponible sur : <https://svantek.com/fr/academie/guide-de-surveillance-des-vibrations/>
- [20] StudySmarter, "Capteurs de Vibrations," *StudySmarter*, 2024. [Online]. Available: <https://www.studysmarter.fr/resumes/ingenierie/genie-electrique/capteurs-de-vibrations/>.
- [21] ISTEK, "Avantages et défis de la surveillance périodique et continue des vibrations," ISTEK, 2025. [En ligne]. Disponible على : <https://www.istec.com/fr/avantages-et-defis-de-la-surveillance-periodique-et-continue-des-vibrations/>.
- [22] N. Bouzeghaia, "Chapitre 1 : Principe de l'analyse thermique," Université Benyoucef Benkhedda de Batna 2, Faculté de Technologie, Département de Génie Mécanique, 2021. [En ligne]. Disponible sur : https://staff.univ-batna2.dz/sites/default/files/bouzeghaia-nora/files/chapitre_1_analyse_thermique_01_01.pdf
- [24] "Thermographie infrarouge : principes et applications," Albert SPRL, Belgique, 2015. [En ligne]. Disponible : <https://www.albertsprl.be/images/pdf/thermographie.pdf>
- [31] Pruftechnik, "4 façons de diagnostiquer et de corriger le désalignement de l'arbre," 15 mars 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://pruftechnik.com/fr/4-fa%C3%A7ons-de-diagnostiquer-et-de-corriger-le-d%C3%A9salignement-de-l%27arbre/>
- [35] B. Pic, "Comment utiliser une sonde Pt100 pour des mesures de température précises ?," Blog WIKA, 04-Sep. 2023. [En ligne]. Disponible: <https://blog.wika.com/fr/general/comment-utiliser-sonde-pt100/>
- [37] EMGL Consulting, "Les Sonde de Température: sondes PT100," EMGL Consulting, [En ligne]. Disponible sur: <https://emglconsulting.com/fr/les-sonde-de-temperature-sondes-pt100/>

- [38] D. Dumont, “Pour les applications à fortes vibrations, utilisez des capteurs Pt100 robustes,” Blog WIKA, 10-juil.-2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://blog.wika.com/fr/applications/pour-les-applications-a-fortes-vibrations-utilisez-des-capteurs-pt100-robustes/>
- [39] Omega Engineering, “RTD contre thermocouples,” [En ligne]. Disponible sur: <https://www.omega.fr/prodinfo/rtd-vs-thermocouple.html>
- [40] Verified Market Reports, “PT100 RTD Temperature Capteurs Taille du marché, potentiel, part de marché et prévisions,” févr. 2025. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.verifiedmarketreports.com/fr/product/pt100-rtd-temperature-sensors-market/>
- [41] T. Kleckers, “Comment fonctionne un capteur de force piézoélectrique ?,” HBM, 29-mai-2025. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.hbm.com/fr/7318/comment-fonctionne-un-capteur-de-force-piezoelectrique/>
- [42] PM Instrumentation, “Série S – Capteur de Pression Piézoélectrique 0–1000 bar,” [En ligne]. Disponible sur : <https://www.pm-instrumentation.com/s-series-capteur-de-pression-piezoelectrique-0-1000-bar>
- [43] PM Instrumentation, “CP-Series – Capteur de Pression Piézoélectrique haute température,” [En ligne]. Disponible: <https://www.pm-instrumentation.com/cp-capteur-de-pression-piezoelectrique-haute-temperature>
- [44] M. P. Mondol, “The Future of Piezoelectric Sensors: Trends and Predictions,” XIDIBEI, 20-avr.-2023. [En ligne]. Disponible: <https://www.xidibei.com/blogs/news/the-future-of-piezoelectric-sensors-trends-and-predictions>
- [45] Brüel & Kjær, “Accéléromètres piézoélectriques : Guide pratique,” [En ligne]. Disponible: <https://www.bksv.com/fr/knowledge/blog/vibration/piezoelectric-accelerometers>
- [46] A. Touami et A. Khouira, Traitement des signaux vibratoires : Application au diagnostic des défaillances dans une centrale électrique, Mémoire de fin d’études, Master en Instrumentation, Université Saad Dahlab de Blida, Algérie, 2022.
- [47] DJB Instruments, “Accelerometer Pros and Cons,” DJB Instruments, [En ligne]. Disponible: <https://www.djbinstruments.com/fr/information/technical-information-hub/accelerometer-pros-and-cons>
- [48] J. Winter, “Analytics Considerations When Implementing Predictive Maintenance,” Jeff Winter Insights, 21-Jun-2024. [En ligne]. Disponible: <https://www.jeffwinterinsights.com/insights/analytics-considerations-when-implementing-predictive-maintenance>

- [51] PRUFTECHNIK, “Qu'est-ce que l'analyse vibratoire ? Guide complet,” 25 décembre 2023. [En ligne]. Disponible: <https://www.pruftechnik.com/fr/what-is-vibration-analysis-a-complete-guide/>
- [52] ZEISS, “Analyse vibratoire,” ZEISS Metrologie, [En ligne]. Disponible: <https://www.zeiss.fr/metrologie/explorer/themes/analyse-vibratoire.html>
- [53] ASE-Serem, “Qu'est-ce que l'analyse vibratoire ?,” ASE-Serem, [En ligne]. Disponible: <https://www.ase-serem.fr/qu-est-ce-que-l-analyse-vibratoire/>
- [54] B. Besset, “Mesure de pression, température et débit pour le contrôle de performance des turbines,” Blog WIKA, 2025. [En ligne]. Disponible: <https://blog.wika.com/fr/applications/mesure-de-pression-temperature-et-debit-pour-le-controle-de-performance-des-turbines/>
- [56] M. Khoshghiafehgan, A. Akhlaghi, A. Ranji, et M. Yeganeh Mazhar, “Gas turbine hot sections condition monitoring based on operational thermal dataset,” Data in Brief, vol. ?, no. ?, art. no. PMC11259913, 2024. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC11259913/>
- [57] W. Yan et L. Yu, “On Accurate and Reliable Anomaly Detection for Gas Turbine Combustors: A Deep Learning Approach,” arXiv preprint arXiv:1908.09238, 2019. [En ligne]. Disponible: <https://arxiv.org/abs/1908.09238>
- [58] EvoMeasure, “Un nouveau standard pour les tests de pression des turbines à gaz,” 28 février 2025. [En ligne]. Disponible: <https://www.evomesure.com/un-nouveau-standard-pour-les-tests-de-pression-des-turbines-a-gaz/>
- [59] Evolution Measurement, “Raising the Bar in Gas Turbine Pressure Testing,” 20 février 2025. [En ligne]. Disponible: <https://www.evolutionmeasurement.com/raising-the-bar-in-gas-turbine-pressure-testing/>
- [61] V. Dey, “Understanding the Importance of Data Cleaning and Normalization,” 12 septembre 2021. [En ligne]. Disponible: <https://analyticsindiamag.com/ai-trends/understanding-the-importance-of-data-cleaning-and-normalization>
- [62] Pure Storage, « Qu'est-ce que le prétraitement des données pour l'apprentissage machine ? », 1er février 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.purestorage.com/fr/knowledge/what-is-data-preprocessing.html>
- [63] S. Jaiswal, « Qu'est-ce que la normalisation dans l'apprentissage automatique ? Un guide complet sur le redimensionnement des données », DataCamp, 4 janvier 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.datacamp.com/fr/tutorial/normalization-in-machine-learning>

- [64] Y. Benzaki, « Comment traiter les données manquantes en Data Science », 8 février 2018. [En ligne]. Disponible : <https://mrmint.fr/donnees-manquantes-data-science>
- [65] Insightsoftware, « How to Handle Missing Data Values While Data Cleaning », 17 juillet 2023. [En ligne]. Disponible : <https://insightsoftware.com/blog/how-to-handle-missing-data-values-while-data-cleaning/>
- [66] Statistics Easily, « Qu'est-ce que c'est : Valeurs aberrantes – Comprendre les anomalies de données », [En ligne]. Disponible : <https://fr.statisticseasily.com/glossario/what-is-outliers-understanding-data-anomalies/>
- [67] AvionicsDuino, « Les techniques de filtrage numérique d'un signal », 25 décembre 2021. [En ligne]. Disponible : <https://avionicsduino.com/index.php/fr/les-techniques-de-filtrage-numerique-dun-signal/>
- [68] CastorDoc, « Qu'est-ce que la normalisation des données ? », 6 mars 2025. [En ligne]. Disponible : <https://www.castordoc.com/data-strategy/qu-est-ce-que-la-normalisation-des-donnees>
- [69] Ultralytics, « Extraction des caractéristiques : Définition et techniques », Ultralytics, 2 juin 2025. [En ligne]. Disponible : <https://www.ultralytics.com/fr/glossary/feature-extraction>
- [70] J. Stihec, « Choisir votre arme d'IA : apprentissage profond ou apprentissage automatique traditionnel », Shelf.io, 12 mai 2024. [En ligne]. Disponible : <https://shelf.io/blog/choose-your-ai-weapon-deep-learning-or-traditional-machine-learning/>
- [71] F. Villegas, « L'analyse statistique : Qu'est-ce que c'est, comment l'utiliser et comment le faire ? », QuestionPro, 3 avril 2021. [En ligne]. Disponible : <https://www.questionpro.com/blog/fr/analyse-statistique/>
- [73] MathWorks, « Qu'est-ce qu'un réseau de neurones ? », MathWorks, [En ligne]. Disponible : <https://fr.mathworks.com/discovery/neural-network.html>
- [74] FasterCapital, « Avantages et limites de l'utilisation de réseaux de neurones artificiels pour la modélisation du risque de crédit », [En ligne]. Disponible : <https://fastercapital.com/fr/sujet/avantages-et-1%27utilisation-de-r%C3%A9seaux-de-neurones-artificiels-pour-la-mod%C3%A9lisation-du-risque-de-cr%C3%A9dit.html>
- [75] B. R. Boko, « Introduction à l'apprentissage profond et réseaux de neurones artificiels (ANN) », *LinkedIn*, 26 mai 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.linkedin.com/pulse/introduction-%C3%A0-lapprentissage-profond-et-r%C3%A9seaux-de-neurones-boko-3rwre/>
- [76] Équipe Blent, « Réseaux convolutifs (CNN) : comment ça marche ? », Blent.ai, 21 juin 2022. [En ligne]. Disponible : <https://blent.ai/blog/a/cnn-comment-ca-marche>

- [77] IBM, « Qu'est-ce qu'un réseau de neurones convolutifs ? », IBM Think, [En ligne].
Disponible : <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/convolutional-neural-networks>
- [78] J. Acquarelli, T. van Laarhoven, J. Gerretzen, T. N. Tran, E. Marchiori, and L. M. C. Buydens, « Convolutional neural networks for vibrational spectroscopic data analysis », *Analytica Chimica Acta*, vol. 954, pp. 22–31, déc. 2016. [En ligne]. Disponible :
https://www.researchgate.net/publication/311945071_Convolutional_neural_networks_for_vibrational_spectroscopic_data_analysis
- [79] S. Bhuiya, « Disadvantages of CNN models », Medium, 31 octobre 2020. [En ligne].
Disponible : <https://sandeep-bhuiya01.medium.com/disadvantages-of-cnn-models-95395fe9ae40>
- [80] Amazon Web Services, « Qu'est-ce que le deep learning ? », AWS, [En ligne]. Disponible :
<https://aws.amazon.com/fr/what-is/deep-learning/>
- [81] Carmatec, « Différence entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond : un guide complet », *Carmatec*, 2 octobre 2024. [En ligne]. Disponible :
https://www.carmatec.com/fr_fr/blog/difference-entre-lapprentissage-automatique-et-lapprentissage-profond/
- [82] B. Dey, D. Goswami, S. Halder, K. Khalil, P. Leray, and M. A. Bayoumi, « Deep Learning-Based Defect Classification and Detection in SEM Images », *Metrology, Inspection, and Process Control for Microlithography XXXVI*, vol. 12043, p. 1204305, 2022. [En ligne].
Disponible : <https://arxiv.org/abs/2206.13505>.
- [83] ORSYS, « Apprentissage profond (deep learning) », ORSYS Le mag, [En ligne].
Disponible : <https://orsys-lemag.com/Glossaire/apprentissage-profond-deep-learning/>
- [84] Allied Power Group, “10 Reasons Industrial Gas Turbines Are A Great Way To Power Your Business,” Allied Power Group, 2024. [Online]. Available:
<https://alliedpg.com/latest-articles/10-reasons-industrial-gas-turbines-great-way-power-business/>
- [85] M. K. Hassan, W. M. Sindi, A. Mohamed, and A. H. Backar, “Failure analysis of gas turbine in first stage turbine blades in an urban power plant,” *Journal of Engineering and Thermal Sciences*, vol. 4, no. 1, Mar. 2024. [Online]. Available:
<https://www.extrica.com/article/23922>
- [86] A. Boucher, “Les enjeux de la maintenance industrielle pour la sécurité des travailleurs,” *Nomadia Blog*, 14 May 2023. [Online]. Available:
<https://www.nomadia.com/ressources/blog/securite-maintenance-industrielle/>