



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la
Recherche Scientifique
Ecole Nationale Supérieure des Technologies
Avancées
Département de Génie Industriel et Maintenance



Memoire pour l'obtention du **diplôme** de **Ingénieur d'Etat** 2^{ème} cycle

**Spécialité : MANAGEMENT ET INGENIERIE DE LA
MAINTENANCE INDUSTRIELLE**

- Thème -

**Diagnostic des machines tournantes par
analyse vibratoire, et prédiction du
défaut de balourd par machine learning.**

**Présenté Par : BOUCHIREB Bouthaina
BELAHMRABET Dhiya eddine**

le 01/07/2024, devant le jury composé de :

M	CHATRBACHE Omar	MCB	à l'ENSTA	Président
M	MEGHLOUI Nadir	MCA	à l'ENSTA	Examinateur
Mme	SALHI Nedjma	MCB	à l'ENSTA	Encadrante de PFE

Dédicaces

À la fin de cette magnifique aventure académique, je tiens à exprimer ma profonde gratitude et mon affection sincère envers ceux qui ont été mon soutien inébranlable. Je remercie Allah de m'avoir accordé ce succès. Je suis fier de moi-même et de mes efforts, et j'espère qu'Allah me bénira avec encore plus de réussites.

À ma grand-mère, **Mme Khadija**, merci pour ton amour et tes prières. Ton affection et tes bénédictions m'ont accompagné tout au long de ce voyage.

À ma mère, **Mme Fouzia**, merci pour ton amour infini, ta patience et tes sacrifices. Ta tendresse et ton soutien m'ont guidé à chaque étape de ce parcours.

À mon père, **MR Foudil Mourad**, merci pour ton amour, ta sagesse et tes encouragements constants. Ta confiance en moi a été une source inestimable de motivation.

À mes frères, **Rami** et **Abd al-Wadoud**, merci pour votre camaraderie, votre soutien et vos encouragements. Vous avez été mes compagnons de route dans cette aventure.

À ma tante **Mme Zahraa Lamia** et mes oncles : **MR Moussa**, **MR Haroun**, **MR Fouad**, **MR Ahmed** et **MR Youssef**, merci pour votre présence bienveillante et vos encouragements. Votre soutien m'a été précieux.

À mes amis, **Louay**, **Abdel Rahman**, **Taha**, **Rafiq**, **Muhammad**, merci pour votre amitié, votre soutien et les moments de partage. Vous avez enrichi mon parcours de vos sourires et de vos conseils.

Un remerciement tout particulier à mon ami **Soheib**, pour ta présence constante et ton amitié indéfectible. Ta confiance et ton soutien ont été des piliers sur lesquels je me suis appuyé.

À vous tous, merci du fond du cœur. Cette réussite est aussi la vôtre.

BELAHMRABET Dhiya eddine

Dédicaces

À mes chers parents, **MR Ramadan** et **Mme Fatima** , merci pour votre soutien indéfectible, vos encouragements constants et votre amour inconditionnel. Votre amour et votre courage m'ont inspirée et portée tout au long de ce voyage. Sans vous, cette réussite ne serait pas possible. Votre présence et votre soutien ont été mes sources d'inspiration.

À ma famille, merci pour votre soutien indéfectible et vos encouragements constants. Sans vous, cette réussite ne serait pas possible. Votre présence et votre soutien ont été mes sources d'inspiration. Un merci particulier à mes grands-mères, à mes sœurs et à mes frères pour votre amour et votre soutien constants.

À mes amis, vous avez été mes piliers tout au long de ce parcours. Vos encouragements, vos conseils et votre présence ont été d'une valeur inestimable. Un merci spécial à mes copines de chambre **H108,Iz ,Fadia , Lydia** et **Hadjer** , pour avoir partagé avec moi tant de moments précieux et pour votre soutien constant. Vous avez rendu cette expérience encore plus mémorable.

À mon ami **Nadhir** , malgré la distance qui nous sépare, ta présence et ton soutien ont toujours été présents. Merci d'avoir été à mes côtés, même à travers les kilomètres qui nous séparent.

Enfin, je suis reconnaissante pour cette expérience enrichissante et pour tous ceux qui m'ont accompagnée durant ce projet de fin d'études.

BOUCHIREB Bouthaina

Remerciements

On remercie **DIEU** qui nous permis de voir ce jour tant attendu, Merci Dieu de nous avoir donné la santé, la chance et la force pour l'accomplissement de ce mémoire.

Nous tenons à adresser nos sincères remerciements au directeur des ressources humaines MR . **ZOUAOUI Hamza** , pour son accueil chaleureux au sein de GE, ainsi qu'à mon encadreur de stage MR . **ALLOUCHE Salim** , pour son soutien précieux dans la partie pratique et la préparation de ce mémoire. De même, nous exprimons notre reconnaissance envers l'encadreur de l'entreprise SME, MR . **Mohamed Cherif GUIDOUM**, dont l'assistance précieuse tout au long de notre stage a été inestimable.

Nous sommes également reconnaissants envers notre directrice de mémoire, Mme . **SALHI Nedjma**, pour sa passion, sa disponibilité, son orientation et ses conseils avisés qui ont grandement enrichi notre réflexion. Aux membres du jury, nous exprimons notre gratitude pour l'honneur qu'ils nous ont fait en portant leur attention sur ce travail, ainsi que pour leurs précieuses remarques et critiques constructives.

À tous nos enseignants, nous témoignons notre reconnaissance pour leur contribution à notre formation et pour nous avoir guidés dans l'assimilation des valeurs fondamentales avec un profond respect. À nos parents, nous exprimons notre profonde gratitude pour leur amour, leur dévouement et leur soutien inébranlable tout au long de notre parcours éducatif et de notre développement personnel.

Enfin, nous remercions tous les intervenants et toutes les personnes qui, par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques, ont illuminé notre chemin tout au long de cette entreprise, en particulier nos familles. Votre soutien indéfectible a été une source d'inspiration constante pour nous.

Table des matières

Table des figures	i
Liste des tableaux	iv
Liste des abréviations	v
Introduction Générale	1
1 La maintenance prédictive et l’outillage de surveillance	3
1.1 Introduction	4
1.2 Présentation des entreprises d’accueils	4
1.2.1 Présentation de l’entreprise GE (SKH SPA)	4
1.2.2 Présentation de l’entreprise SME	6
1.3 La surveillance vibratoire	7
1.3.1 Pour l’entreprise ‘SME’	7
1.3.2 Pour l’entreprise ‘GE’	8
1.3.3 Les Systèmes de surveillance appliqués dans les deux entreprise	8
1.3.4 Pour l’entreprise ‘SME’	11
1.3.5 Instrumentation de mesures	15
1.3.6 Vibromètres et analyseurs portatifs	17
1.3.7 Plate-forme logicielle de diagnostic	18
1.4 La relation entre les instruments des vibrations	24
1.5 Conclusion	25
2 Diagnostic des défauts par l’analyse vibratoire	26
2.1 Introduction	27
2.2 Le premier cas d’étude	27
2.2.1 L’équipement stratégique : Turbine à gaz	27
2.2.2 Premier défaut : le défaut de balourd détecté chez GE	30
2.2.3 Recommandation	38

2.2.4	Deuxième défaut : Égratignure dans la zone de suivi de la sonde . . .	41
2.3	Le deuxième cas d'étude	45
2.3.1	L'équipement stratégique : Le VENTILATEUR X-318	45
2.3.2	Instrumentation de la mesure	47
2.3.3	Les mesures des vibrations	47
2.4	L'étude comparative	53
2.5	Conclusion	54
3	L'apprentissage automatique	55
3.1	Introduction	56
3.2	Les modèles d'apprentissage automatique les plus couramment utilisés . . .	56
3.2.1	Machines à Vecteurs de Support (SVM)	56
3.2.2	Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	56
3.2.3	Forêt aléatoire (Random Forest)	56
3.3	Etat de l'art	58
3.4	Conclusion	60
4	La prédiction du défaut de balourd par l'apprentissage automatique	62
4.1	Introduction	63
4.2	Objectif de travail	63
4.3	Création d'un modèle de ML pour la prédiction du balourd	63
4.3.1	La sélection des bases des données	63
4.3.2	Filtrage des données	64
4.3.3	Créer une base de données pour la validation	64
4.3.4	Statistiques de la base de données	65
4.3.5	Sélection du meilleur modèle d'apprentissage automatique	66
4.4	La performance du model Random Forest	69
4.4.1	Comparaison entre les valeurs réelles et les valeurs prédites	69
4.4.2	Distribution des erreurs de prédiction	70
4.5	La création de la courbe des prédictions avec des valeurs d'alarme et de pré-alarme	71
4.6	Création d'interface graphique	72
4.6.1	Description générale de l'application de bureau "easy"	72
4.6.2	Fonctionnalités de l'application	73
4.7	Discussion	79
4.8	Conclusion	79

Conclusion Générale	80
Perspectives	81
Bibliographie	82
A Les notions de bases de l'analyse vibratoire et la surveillance	A
B La fiabilité des données mesurés	P
C La caractérisation des défauts	S
D La performance des modèles	Z

Table des figures

1.1	Vue satellite de la centrale à cycle combiné Hadjret Ennous	5
1.2	Schéma simplifié d'une centrale à cycle combiné à un seul arbre	6
1.3	Vue satellite de l'entreprise SME	7
1.4	système 3500 [1]	10
1.5	Configuration du rack 3500 [1].	11
1.6	Instrument « MVX »	12
1.7	Instrument « EAGLE »	13
1.8	Instrument « FALCON »	14
1.9	Capteur de Vitesse -BENTLY NEVADA. [2]	15
1.10	Capteur d'accélération. [2]	16
1.11	Principe de la sonde de proximité [2]	16
1.12	Vibrotip. [2]	17
1.13	Plateforme du système 1. [3]	19
1.14	Diagnostic des machines par système 1. [3]	21
1.15	Les différentes interactions avec la plateforme NEST	22
1.16	Les modules de NEST	22
1.17	Le module de collecte	23
1.18	Un exemple montrant les couleurs du point des mesures	24
2.1	Turbine à gaz GE de type "9FB"	28
2.2	L'emplacement des capteurs dans le cycle combiné capturé par le système 1 .	30
2.3	Graphiques de tendances du capteur X	31
2.4	Graphique de tendance du capteur Y	32
2.5	Spectre d'orbite du capteur X et Y.	33
2.6	Le spectre de la cascade	34
2.7	Spectre polaire du défaut par le capteur X	35
2.8	Spectre polaire du défaut par le capteur Y	36
2.9	Spectre de Bode par le capteur X	37

2.10	Spectre de Bode par le capteur Y	38
2.11	spectre de défaut avant l'équilibrage	39
2.12	spectre de défaut après l'équilibrage	40
2.13	L'emplacement de la masse d'équilibrage sur une turbine à gaz	41
2.14	Les spectres représentatifs d'un défaut de scratch	42
2.15	Les tendances représentatives de défaut de scratch.	43
2.16	Polissage sur la surface de générateur	44
2.17	La fiche technique de Moteur	46
2.18	La fiche technique de ventilateur	46
2.19	Les points des mesures pour le cas de VENTILATEUR X-318	47
2.20	Analyse spectrale sur l'axe horizontal avant et pendant l'oc- currence du défaut de balourd	50
2.21	Analyse spectrale sur l'axe axial avant et pendant l'oc- currence du défaut de balourd	51
2.22	Analyse spectrale sur l'axe horizontal après et pendant l'oc- currence du défaut de balourd	52
3.1	Principe des forêts aléatoires adapté de Kirasich, Smith, Sadler (2018) [4]	57
4.1	Comparaison des Performances des Modèles de Machine Learning à l'aide des Histogrammes	67
4.2	Comparaison entre les valeurs réelles et les valeurs prédites	70
4.3	Distribution des erreurs de prédiction	71
4.4	Courbe des prédictions avec valeurs d'alarme et de pré-alarme	72
4.5	La page d'accueil	73
4.6	L'Equipement stratégique (Turbine à gaz)	74
4.7	Fiche technique	74
4.8	Défaut de balourd	75
4.9	La norme API670	75
4.10	Les actions correctives	76
4.11	La fonction de prédiction	77
4.12	Les valeurs de prédiction	77
4.13	Diagnostic des résultats de prédiction	78
4.14	Options de Contact	78
A.1	Les types de capteurs (Absolus-Relatifs)	L
B.1	Certificat d'étalonnage de l'entreprise GE	Q

B.2	Certificat d'étalonnage de l'entreprise SME	R
C.1	Déséquilibre statique et couple et dynamique	V

Liste des tableaux

2.1	Les mesures des niveaux globaux du moteur au 17 juillet 2023	48
2.2	Les mesures des niveaux globaux du ventilateur au 17 juillet 2023	48
2.3	Les mesures des niveaux globaux du moteur au 29 janvier 2024	49
2.4	Les mesures des niveaux globaux du ventilateur au 29 janvier 2024	49
2.5	Les mesures des niveaux globaux au 02 avril 2024	52
2.6	Table comparative entre les deux entreprises GE et SME.	54
4.1	Tableau de statistiques du balourd	65
4.2	Comparaison entre les modèles d'apprentissage automatique	66
4.3	Modèles Linéaires.	67
4.4	Modèles Basés sur les Arbres de Décision.	68
A.1	La plage de fréquences de chaque défaut [5]	M
A.2	Norme ISO 2372	N

Liste des abréviations

GE : General Electric.

SME : Société de Maintenance de l'Est.

RF : Forêt aléatoire (Random Forest).

RNN : Réseaux de Neurones Récurrents.

SVM : Machines à Vecteurs de Support.

ML : Machine learning.

MSE : Mean Squared Error.

KNN : K-Nearest Neighbors.

CNN : Convolutional Neural Network.

ANN : Artificial Neural Network.

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

RN : Réseaux de Neurones

Introduction Générale

Ce projet de fin d'études (PFE) se propose d'explorer l'intégration de l'analyse vibratoire avec des techniques d'apprentissage automatique pour le diagnostic et la prédiction des défauts de balourd dans les machines tournantes. L'objectif de ce mémoire est de développer un modèle capable de surveiller en temps réel l'état des machines, de détecter les anomalies vibratoires et de prédire de manière précise les risques de balourd. En combinant des approches traditionnelles de surveillance conditionnelle avec les avancées de l'intelligence artificielle, ce projet vise à offrir une solution innovante pour améliorer la fiabilité et la maintenance des équipements industriels.

Organisation du Mémoire

Le présent mémoire s'articule en quatre chapitres :

Le premier Chapitre

La première partie de ce mémoire est consacrée à la maintenance prédictive et à la présentation des deux entreprises sélectionnées pour notre étude de cas, General Electric (GE) et SME. Cette section met en évidence les divers outils de surveillance qu'elles emploient. L'objectif principal est d'accentuer l'importance cruciale de la maintenance prédictive et des outils de surveillance dans l'optimisation des performances industrielles. En scrutant les méthodes et les équipements de ces entreprises, nous expliquons comment les utiliser et les interconnecter de manière intégrée.

Le deuxième Chapitre

La deuxième partie de ce mémoire se concentre sur deux cas d'étude distincts concernant la détection et le diagnostic des défauts de balourd par le biais de l'analyse vibratoire, menés au sein de deux entreprises différentes. Nous examinons en détail le processus de diagnostic de ces défauts, ainsi que les résultats satisfaisants obtenus à la suite des mesures correctives mises en place. Enfin, des recommandations proposées par les deux entreprises pour éliminer ces défauts sont discutées. Une étude comparative entre ces deux cas d'étude est également réalisée pour mettre en évidence les similitudes et les différences dans les approches adoptées et les résultats obtenus.

Le troisième Chapitre :

En outre, l'état actuel de la prédiction des défauts de balourd grâce à l'apprentissage automatique est abordé, en détaillant les modèles les plus en vogue dans ce domaine ces dernières années. En particulier, une explication minutieuse du modèle Random Forest, un outil prometteur pour anticiper les défauts de balourd, est fournie. Ce chapitre poursuit l'analyse des techniques d'apprentissage automatique appliquées à la maintenance prédictive.

Le dernier Chapitre : Dans la dernière partie, le processus de création d'un modèle d'apprentissage automatique utilisant des données réelles collectées pendant notre stage est détaillé. L'objectif est de prédire les défaillances liées au balourd et autres anomalies vibratoires. Les étapes de la modélisation comprennent la préparation des données, le choix des algorithmes, la formation du modèle et son évaluation. Les résultats des simulations ont mis en lumière une précision remarquable dans la prédiction des défaillances, confirmant ainsi l'efficacité du modèle. Des visualisations graphiques sont fournies pour faciliter l'analyse visuelle des performances du modèle, offrant une compréhension claire de ses prédictions et de ses erreurs.

Chapitre 1

La maintenance prédictive et l'outillage de surveillance

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous avons initié notre exploration en identifiant la maintenance prédictive et en définissant ses objectifs fondamentaux. En outre, nous avons présenté en détail les deux entreprises sélectionnées pour notre étude de cas, mettant en lumière leur expertise dans le domaine de la maintenance prédictive et de la surveillance des équipements industriels. L'objectif principal de cette section est de souligner l'importance cruciale de la maintenance prédictive dans le paysage industriel contemporain. En plus de cela, nous avons mis en évidence les outils et les techniques utilisés par ces entreprises pour mesurer les vibrations, notamment les accéléromètres, les analyseurs de vibrations, et les systèmes de surveillance en temps réel (logiciels). Ces dispositifs sont essentiels pour recueillir des données précises et fiables, qui sont indispensables pour le diagnostic des défauts et l'évaluation des performances des machines.

1.2 Présentation des entreprises d'accueils

1.2.1 Présentation de l'entreprise GE (SKH SPA)

Shariket Kahraba Hadjret Enouss Spa (SKH Spa) résulte d'un partenariat entre cinq (05) entités indépendantes, dans le cadre de la nouvelle loi algérienne sur l'électricité et la distribution publique de gaz par canalisations.

Les travaux de construction débutent en Juin 2006 et prennent fin en 2008 avec une mise en opération de la première tranche de la centrale en Aout de la même année. La centrale a une puissance nette d'environ 1 200 MW (garantie à 30C - combustible gaz naturel) ou 840 MW (Combustible gasoil comme combustible de secours).

Celle-ci est située dans la Wilaya de Tipaza à une distance d'environ 60 km à l'ouest d'Alger et environ 12 km à l'ouest de Cherchell. Elle est limitée au sud par la route nationale numéro 11, à l'ouest par une piste, à l'est par Oued Arbal et au nord par la mer Méditerranée.

La superficie du site s'étend sur environ 35 hectares et abrite de multiples structures. Parmi eux se trouvent trois bâtiments principaux, chacun abritant un train de turbogénérateurs accompagné d'une chaudière de récupération. Les installations supplémentaires du complexe de la centrale électrique abritent des unités de traitement des eaux, la gare de départ, des bureaux administratifs, une salle de contrôle, des outils de maintenance et des entrepôts. Cette centrale électrique est spécifiquement configurée pour fonctionner toute l'année à une charge de base constante afin de répondre aux besoins énergétiques

d'un réseau connecté , Selon l'image adaptée par l'entreprise et représentée dans la figure 1.1.



Figure 1.1: Vue satellite de la centrale à cycle combiné Hadjret Ennous .

1.2.1.1 Présentation du cycle combiné de la centrale de Hadjret Ennous

Les centrales à cycle combiné sont réputées pour leur efficacité énergétique élevée, atteignant environ 56% lorsqu'on le compare au pouvoir calorifique inférieur du combustible (PCI). Cette performance est obtenue en récupérant la chaleur des gaz d'échappement de la turbine à gaz, également appelée turbine à combustion, à travers des chaudières de récupération. Ces chaudières produisent de la vapeur haute pression qui alimente ensuite une turbine à vapeur. Les gaz d'échappement refroidis sont ensuite rejetés dans l'atmosphère par des cheminées, avec une température pouvant descendre en dessous de 100 °C ,Selon l'image adaptée par l'entreprise et représentée dans la figure 1.2.

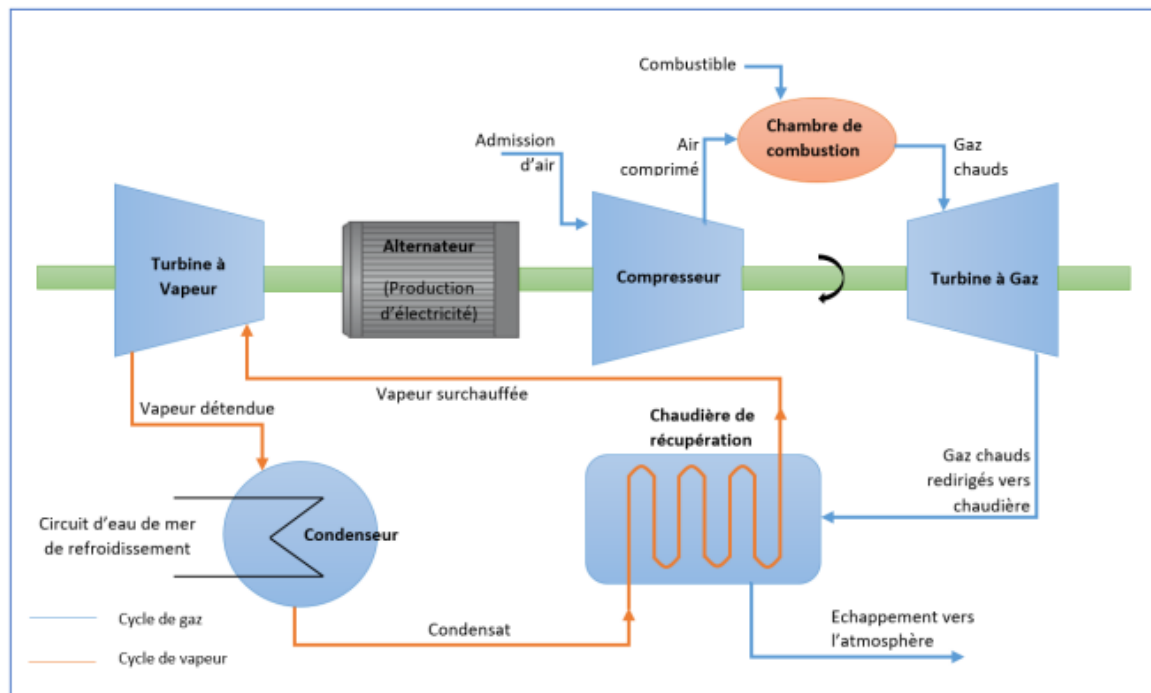


Figure 1.2: Schéma simplifié d'une centrale à cycle combiné à un seul arbre .

1.2.2 Présentation de l'entreprise SME

La SME (Société de Maintenance de l'Est) est une filiale 100 % du groupe GICA, créée en 1990 avec une politique de développement adossée à des compétences et des moyens performants.

Elle est Implantée dans la zone industrielle de Hamma Bouziane, et se trouve à 12Km de la ville de Constantine sur l'axe routier menant vers Annaba.

Dans le cadre du développement de son activité, la SME a acquis une dimension et une réputation incontestable dans :

- Le Montage et la Maintenance Industrielle
- La Fabrication Mécanique, la Chaudronnerie et la charpente métallique
- La Maintenance Prédictive
- La Gestion électronique des Documents

La SME a su accroître son savoir-faire jusqu'à devenir leader national dans la maintenance industrielle par le billet de la réalisation de plusieurs projets de grande envergure notamment :

- Fabrication et montage des filtres à manche.

- Fabrication et montage des viroles de four
- Fabrication et montage des hangars en charpentes métalliques.
- Montage complet d'un broyeur ciment.

Malgré sa position de leader national la SME consciente des enjeux socio-économiques, poursuit sa démarche de progrès et de perfectionnement et cherche à relever de nouveaux défis en s'engageant en permanence vers une pleine satisfaction de ses parties intéressées pertinentes et notamment ses clients comme spécifier sur notre politique qualité. Dans ce cadre la SME se donne une priorité d'enrichir et de pérenniser son expérience, capitalisée depuis sa création, dans la perspective de toujours mieux faire en matière : de maîtrise des méthodes et moyens utilisés, avec comme objectif permanent d'optimiser les coûts de réalisation et améliorer la qualité de ses produits et prestations.

- de fidélisation de ses parties intéressées pertinentes, à travers une politique qualité attestant son engagement dans l'amélioration continue.

Selon l'image adaptée par l'entreprise (SME) et représentée dans la figure 1.3



Figure 1.3: Vue satellite de l'entreprise SME .

1.3 La surveillance vibratoire

1.3.1 Pour l'entreprise 'SME'

Grâce aux solutions techniques proposées par OneProd, SME a pu compter sur elle en tant que fournisseur d'outils de surveillance des vibrations. À la lumière de la stratégie

de maintenance choisie par SME, connue sous le nom de maintenance conditionnelle, et compte tenu de la nature des contrats que l'entreprise conclut avec des entités externes, plutôt que de s'appuyer sur des inspections périodiques, le système de surveillance a donc été conçu pour être un système hors ligne. En conséquence, SME a procédé à l'acquisition d'outils fournis par OneProd spécialement conçus pour ce type de système de surveillance. Lequel : « **FALCON** », « **EAGLE** » et le logiciel : « **NEST** » .

1.3.2 Pour l'entreprise 'GE'

Grâce aux solutions techniques fournies par Bentley Nevada, une division de General Electric, GE a pu utiliser leurs outils de surveillance des vibrations. Ils ont intégré ces produits, tels que **les capteurs** ainsi que **le système 3500** et **système 1** , dans leur stratégie de maintenance. Cette approche inclut la maintenance conditionnelle et prédictive, permettant une surveillance vibratoire en temps réel et continue, facilitant ainsi la gestion proactive de leurs équipements.

1.3.3 Les Systèmes de surveillance appliqués dans les deux entreprises

1.3.3.1 Pour l'entreprise 'GE'

L'entreprise GE a choisi le système de surveillance de vibrations de Bently Nevada en raison de son efficacité avérée et de sa gamme complète de solutions techniques dans ce domaine.

1.3.3.2 Présentation de l'entreprise BENTLY NEVADA

Bently Nevada est une entreprise renommée dans le domaine de la surveillance et de la protection des machines industrielles, en particulier dans le domaine de la surveillance des vibrations et des systèmes de surveillance de l'état des machines avec le développement du système 1. Fondée en 1961, Bently Nevada s'est spécialisée dans le développement de technologies avancées pour détecter et prévenir les défaillances des équipements critiques dans divers secteurs industriels, tels que le pétrole et le gaz, l'énergie, la production d'électricité, la chimie, et d'autres industries de processus.

1.3.3.3 Les produits de Bently Nevada

Les produits de Bently Nevada comprennent une gamme de systèmes de surveillance des vibrations, des systèmes de surveillance de l'état des machines (système 3500), des capteurs de vibration (Capteurs de proximité (Proximity Probes), Capteurs de vitesse de rotation (Velocity Sensors), Capteurs de vibrations triaxiaux (Triaxial Vibration Sensors), Capteurs de déplacement (Displacement Sensors), Capteurs de pression acoustique (Acoustic Pressure Sensors)), des systèmes de protection des machines, des logiciels d'analyse et de diagnostic (système one), et d'autres solutions pour aider les entreprises à optimiser la fiabilité et les performances de leurs équipements industriels. Le système de surveillance des vibrations BN 3500 décrit précédemment est l'un des produits phares de Bently Nevada, offrant une surveillance avancée en temps réel des vibrations pour la protection et la maintenance préventive des équipements critiques.

1.3.3.4 Système de surveillance 3500(système de configuration et protection

Le 3500 est un système de surveillance avec des fonctions complètes qui favorise :

- L'augmentation de la sécurité de l'usine.
- La réduction des couts d'exploitation des usines.
- L'amélioration de la qualité des produits.
- L'optimisation de la disponibilité des machines.

Le premier niveau de gestion des machines est la surveillance et la protection. Le système de surveillance 3500 fournit ce niveau de surveillance des machines. la surveillance se fait en utilisant différents transducteurs et capteurs, qui convertissent les paramètres mesurables d'état des machines et du procédé en signaux électriques. Ces signaux sont accessibles et s'affichent à l'aide des modules du système de surveillance 3500 [1].



Figure 1.4: système 3500 [1]

1.3.3.5 L'utilisation de logiciel de configuration du rack 3500 pour configurer une paire de voies (XY) de vibration radiale

Les voies de vibrations radiales du système 3500 mesurent le mouvement dynamique des arbres à l'aide de capteurs de proximité. Ces voies sont programmées par paire et traitent les signaux d'entrée pour obtenir des valeurs proportionnelles, combinées avec un signal de Keyphasor pour une mesure en phase. Les capteurs positionnés orthogonalement permettent la création de diagrammes pour un diagnostic amélioré, et des seuils d'alarme peuvent être configurés pour surveiller les valeurs proportionnelles actives [1].

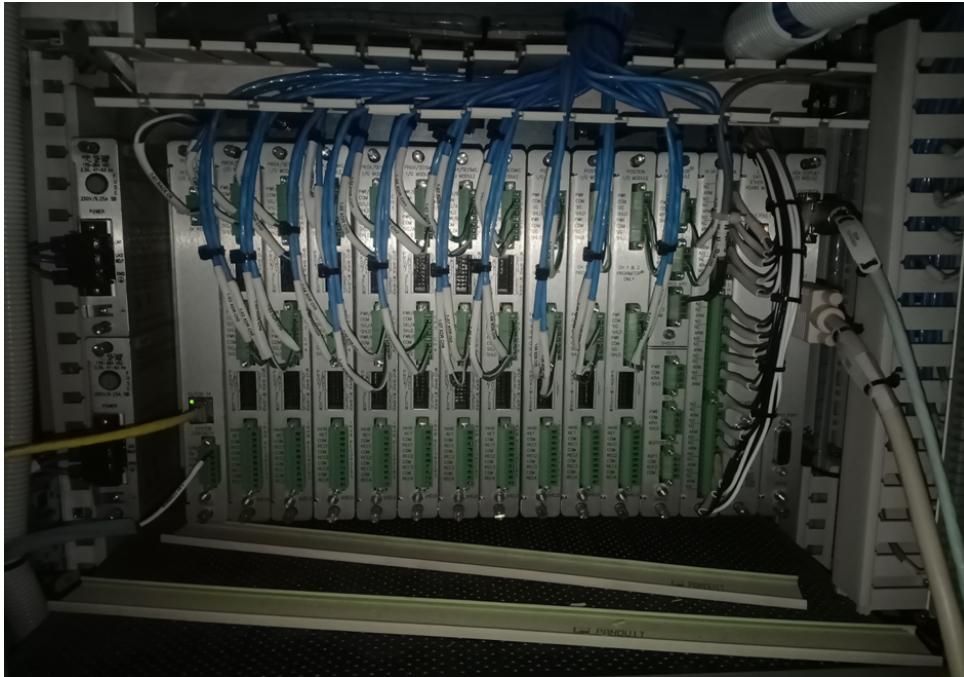


Figure 1.5: Configuration du rack 3500 [1].

1.3.4 Pour l'entreprise 'SME'

L'entreprise SME s'est appuyée sur le système de surveillance agréé par la société OneProd pour la surveillance des vibrations. Cela est dû à son efficacité et à sa possession de diverses solutions techniques dans ce domaine.

1.3.4.1 Présentation de l'entreprise OneProd

OneProd est une entreprise spécialisée dans le domaine de la maintenance conditionnelle et de la surveillance des équipements industriels. Elle propose des solutions technologiques avancées pour aider les industries à optimiser la performance de leurs machines, à prévenir les pannes et à réduire les coûts de maintenance. Il est important de mentionner que OneProd est une marque Acoem.

Dans le contexte de système de surveillance, OneProd fournit plusieurs solutions technologiques

1.3.4.2 L'instrument « MVX »

L'utilisation de cet instrument est spécialement conçue pour les machines complexes par une surveillance en temps réel, permettant ainsi les fonctionnalités suivantes [6] :

- Gestion des conditions variables.
- Temps réel.
- Tout en un



Figure 1.6: Instrument « MVX » .

1.3.4.3 Le capteur « EAGLE »

C'est un capteur Wi-Fi triaxiale, il permet le suivi continu sans fil et supprime les coûts de câblage. Offrant ainsi les fonctionnalités suivantes [6] :

- Facilite d'installation
- Large pannel d'applications
- Une puissance de mesure unique
- Réseau sans fil intelligent
- Gestion des conditions variables
- Temps réel
- Tout en un



Figure 1.7: Instrument « EAGLE » .

1.3.4.4 L'instrument « FALCON »

Le collecteur de données portable est un instrument qui permet d'effectuer des mesures périodiques. Et les fonctionnalités suivantes comme illustré dans la figure suivante (Figure 1.8) [6] :



Figure 1.8: Instrument « FALCON » .

- **Productivité accrue** : Mesure triaxiale synchrone et Post-traitements multiples sur un seul et unique signal temporel .
- **Adapté aux environnements industriels** : Grand écran tactile 7 pouces, Lisible en plein soleil, Conçu pour une utilisation avec des gants de sécurité.
- **Positionnement capteur facile** :
Prise de photo de la position du capteur lors de la première mesure. À chaque nouveau contrôle, celle-ci est présentée automatiquement à l'opérateur.
- **Diagnostic automatique** :
Génération automatique du plan de test. Possibilité d'export dans le logiciel d'analyse vibratoire.

1.3.5 Instrumentation de mesures

1.3.5.1 Les types des capteurs appliqués dans les deux entreprises

- Pour L'entreprise GE :

plusieurs types de capteurs sont utilisés : **capteurs de vitesse** (Figure 1.9) , **capteurs d'accélération**(Figure 1.10) et **capteurs de déplacement**(Figure1.11) Chaque capteur possède son propre principe de fonctionnement, son montage, son étalonnage et sa plage de fréquence (voir l'annexe A).

1. Le capteur de vitesse :



Figure 1.9: Capteur de Vitesse -BENTLY NEVADA. [2]

2. Le capteur d'accélération :



Figure 1.10: Capteur d'accélération. [2]

3. Sondes de déplacement – Transducteurs à courants de Foucault – Sondes de proximité /pour l'entreprise GE :

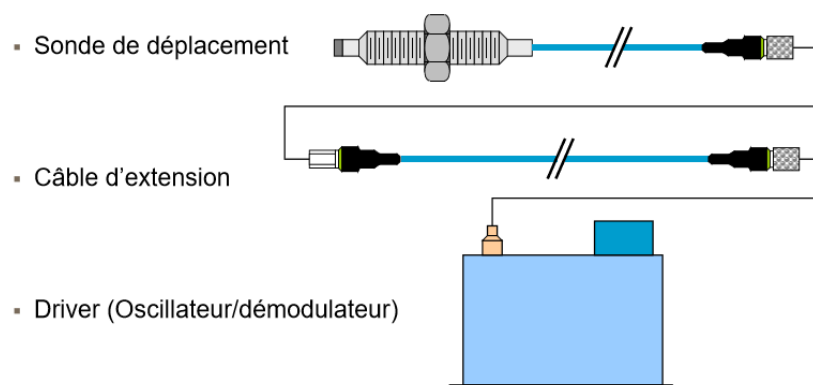


Figure 1.11: Principe de la sonde de proximité [2] .

- pour l'entreprise SME :

Le capteur "EAGLE" (figure 1.7) mesure simultanément la vitesse et l'accélération (voir l'annexe A).

• **La fiabilité des capteurs utilisés par les deux entreprises :**

Est assurée grâce à une installation adéquate aux points de mesure et une calibration rigoureuse, confirmée par le certificat d'étalonnage présenté en (annexe B).

1.3.6 Vibromètres et analyseurs portatifs

Les vibromètres portatifs sont des outils essentiels et abordables pour la surveillance des vibrations, utilisés par les opérateurs et les techniciens lors d'inspections régulières. Ils affichent instantanément les niveaux de vibration, fournissant des informations cruciales sur l'état des machines. Alimentés par batterie et équipés d'accéléromètres (et parfois de capteurs de vitesse), ils sont conçus pour être compacts, légers et robustes. Ces appareils peuvent fournir diverses données, telles que l'accélération, la vitesse, le déplacement et l'état des roulements, facilitant ainsi l'évaluation rapide de la santé des équipements [2].

• Concernant l'entreprise GE le vibromètre utilisé c'est le vibromètre portatif « Vibrotip ». (Figure 1.12)

• Concernant l'entreprise SME le vibromètre utilisé c'est le vibromètre portatif « FALCON » (Figure 1.8)



Figure 1.12: Vibrotip. [2]

1.3.7 Plate-forme logicielle de diagnostic

1.3.7.1 Le Logiciel utilisé par l'entreprise GE

A. Présentation du logiciel système 1 :

Le système 1 a été introduit dans les années 1980 et a marqué une avancée significative dans la surveillance des équipements industriels. Il s'agit d'un système de surveillance en ligne des vibrations qui utilise des capteurs pour collecter et analyser les données de vibration des équipements rotatifs tels que les turbines, les compresseurs et les pompes. Le système 1 permet de détecter précocement les signes de défaillance et de fournir des alertes aux opérateurs afin qu'ils puissent prendre des mesures correctives avant que des pannes graves ne surviennent. Le système 1 de Bently Nevada a été largement adopté dans diverses industries, offrant des avantages significatifs en termes de réduction des temps d'arrêt non planifiés, d'optimisation de la maintenance et d'amélioration de la fiabilité des équipements. Il a posé les bases de nombreuses autres avancées dans le domaine de la surveillance des machines industrielles et a contribué à établir la réputation de Bently Nevada en tant que leader mondial dans ce domaine [3], (comme c'est illustrée dans la figure 1.13) .

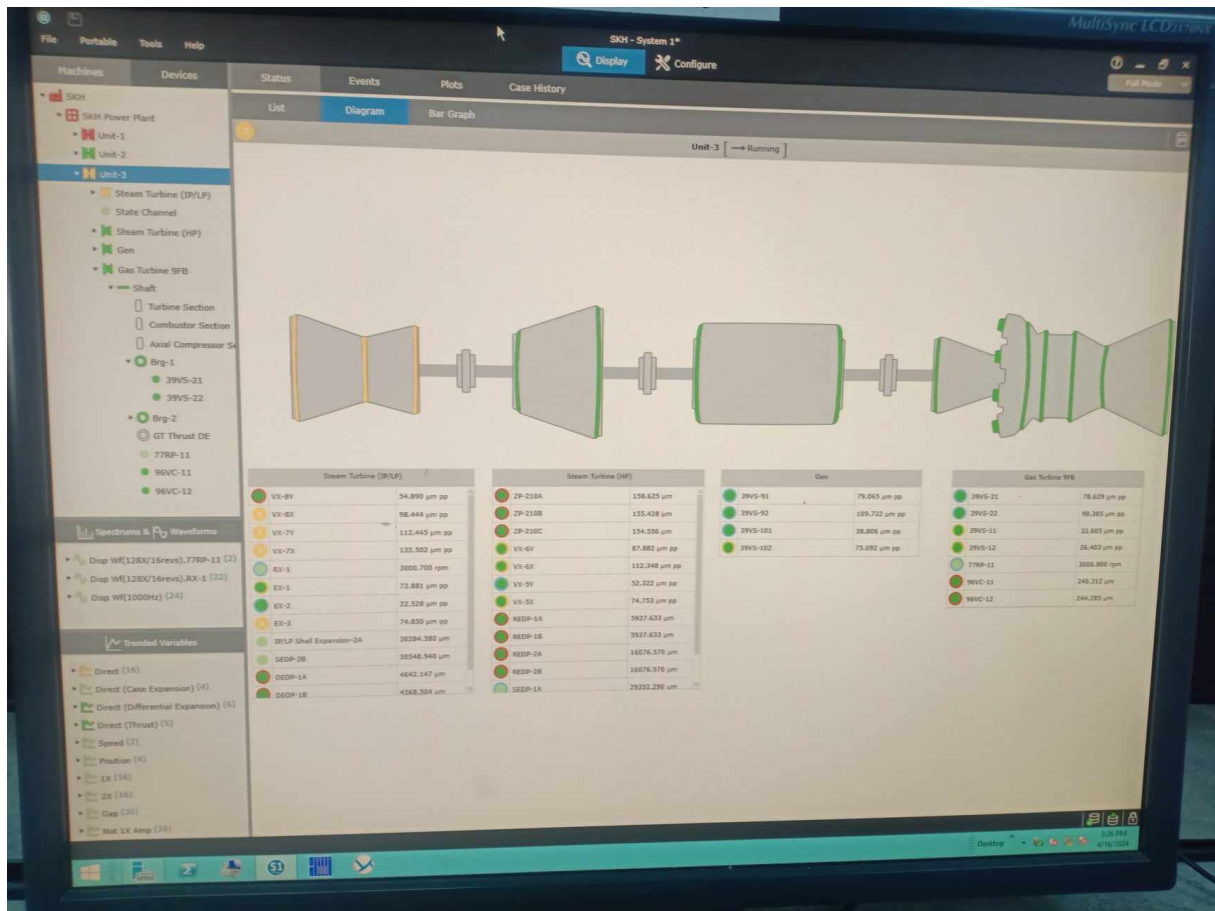


Figure 1.13: Plateforme du système 1. [3]

B. Les caractéristiques principales du Système 1 :

- **Collecte de données en temps réel** : Le Système 1 collecte les données de vibration provenant de capteurs installés sur les équipements surveillés, fournissant ainsi une surveillance en temps réel de l'état de la machine [3].
- **Analyse avancée** : Le système utilise des algorithmes avancés pour analyser les données de vibration et détecter les signes précurseurs de défaillance ou de problèmes potentiels. Il peut identifier les tendances, les anomalies et les schémas de vibration indiquant des problèmes émergents [3].
- **Alarmes et notifications** : Le Système 1 génère des alarmes et des notifications en cas de dépassement des seuils prédéfinis ou de détection de conditions anormales. Cela permet aux opérateurs et aux techniciens de prendre des mesures correctives immédiates pour éviter les arrêts non planifiés [3].

- **Interface conviviale** : Le système est doté d'une interface conviviale qui permet aux utilisateurs de visualiser facilement les données de surveillance, d'accéder aux rapports d'analyse et de configurer les paramètres de surveillance selon les besoins spécifiques de l'application [3].
- **Intégration avec d'autres systèmes** : Le Système 1 peut être intégré à d'autres systèmes de contrôle et de gestion des actifs pour une surveillance et une gestion holistique des équipements industriels.

C. Le rôle de l'logiciel sur la planification de la maintenance prédictive :

Le système 1 de Bently Nevada joue un rôle essentiel dans la mise en œuvre de programmes de maintenance prédictive grâce à la surveillance continue de l'état des machines en rotation. Voici comment il garantit l'exécution de ces types de maintenance (prédictive .) [3] :

Pour la Maintenance prédictive :

- **Analyses avancées** : le système 1 utilise des techniques d'analyse sophistiquées pour détecter les premiers signes de défaillances potentielles. Cela peut impliquer l'analyse de la signature des vibrations pour identifier les défauts des roulements, des dents d'engrenage, etc.
- **Modélisation de l'état de l'équipement** : en intégrant les données de vibration à d'autres paramètres tels que la température, la pression et le débit, le système 1 peut établir des modèles pour évaluer l'état de santé de l'équipement et prévoir d'éventuelles défaillances.
- **Utilisation de l'intelligence artificielle** : certains systèmes avancés intègrent des techniques d'intelligence artificielle pour améliorer la précision des prévisions de défaillance en reconnaissant des modèles complexes dans les données de surveillance.



Figure 1.14: Diagnostic des machines par système 1. [3]

1.3.7.2 Le Logiciel utilisé par l'entreprise SME

A. Présentation du logiciel NEST i4.0

NEST i4.0 est une plate-forme logicielle de maintenance prédictive qui vous permet de savoir si des actions de maintenance doivent être programmées, en se basant sur le suivi de l'état de santé des équipements rotatifs. En s'appuyant sur un savoir-faire unique, plus de 30 ans d'expérience dans l'analyse des vibrations, développées par l'entreprise OneProde. Elle fonctionne de manière transparente avec les solutions de mesure des vibrations emblématiques d'Acoem – l'analyseur portable FALCON, le capteur sans fil EAGLE et le tout-puissant système de surveillance en temps réel MVX pour obtenir des données de mesure des vibrations précises et des diagnostics automatiques [6]. (Figure 1.15)

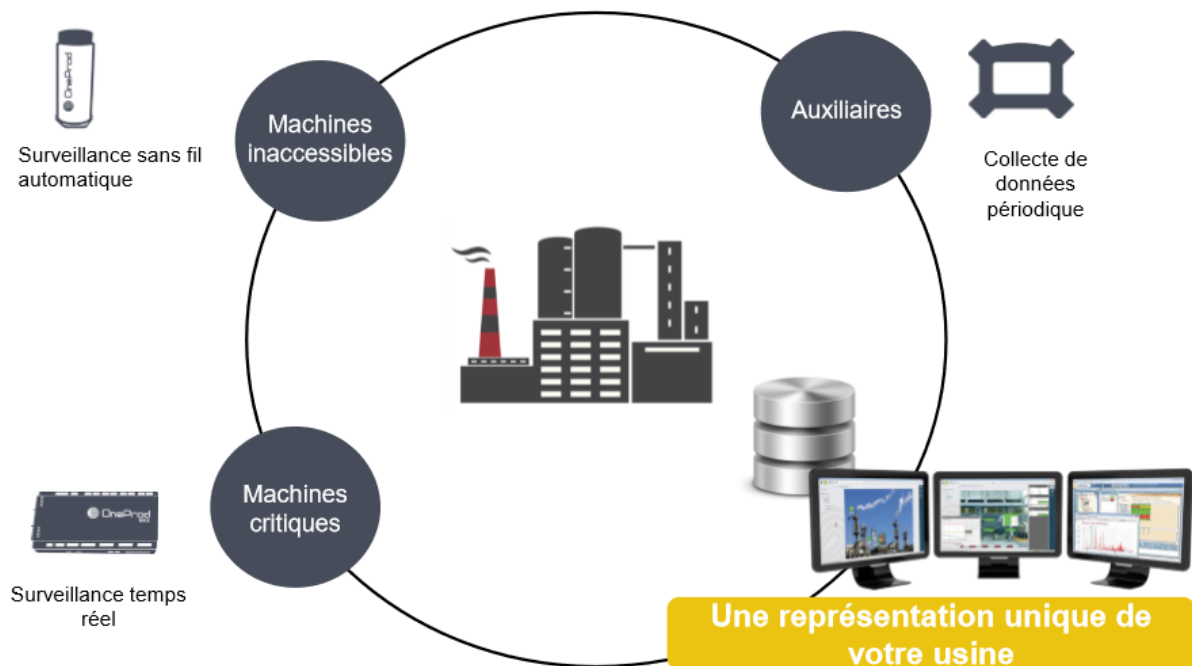


Figure 1.15: Les différentes interactions avec la plateforme NEST .

B. Les fonctionnalités du logiciel NEST i4.0

NEST i4.0 est un outil puissant et productif pour gérer la maintenance prédictive. Il peut être géré même sans connaissances spécifiques en vibration car il inclut une configuration automatique basée sur la description cinématique de la machine [6]. Il possède cinq modules de base mentionnés dans la (Figure 1.16) .

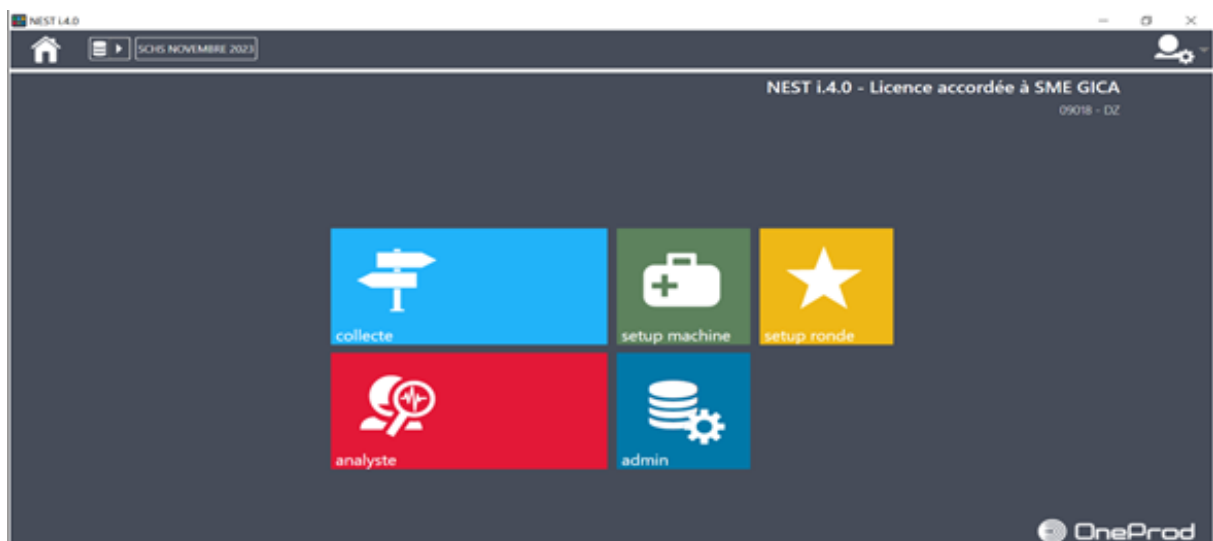


Figure 1.16: Les modules de NEST .

Collecte :

Où les mesures de la vibration sont collectées et transférées de l'analyseur portable FALCON au la plate-forme NEST i4.0 et attachées à son équipement. Ce qui offre de nombreux avantages, comme l'ajout d'un nouvel équipement accompagnée de toutes les informations supplémentaires et même de ses propres photos [6]. Comme le montre la (figure 1.17).

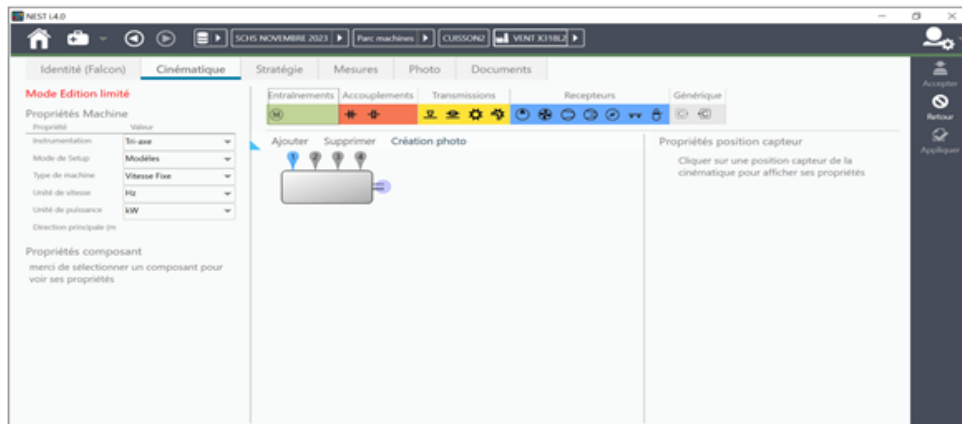


Figure 1.17: Le module de collecte .

Setup machine :

Gère l'organisation des machines dans les bases de données. Il intègre un outil puissant qui permet de créer facilement une nouvelle machine, simplement à partir de sa description mécanique

Setup ronde :

Gère des listes de machines utilisées comme itinéraires pour charger le collecteur de données ou comme filtres dans Analyste. Réorganise les machines pour optimiser la collecte de données.

Administration :

1. Gestion des profils utilisateurs :

- Accès aux données
- Accès aux fonctions
- Gestion des notifications d'alarmes (email, SMS)

2. Gestion des données :

- Backup
- Taille de la base

Analyste :

Elle est considérée comme l'une des unités les plus importantes. Où sont affichées les différentes mesures de vibrations, ainsi que le diagnostic des défauts et l'affichage de leurs différents spectres et leur signal temporel.

En plus de colorer automatiquement le seuil des mesures en fonction de leur degré de gravité, à titre d'exemple, voir la Figure 1.18. Il existe des couleurs vertes, jaunes et rouges, classées en fonction de leur degré de gravité. En plus précisément :

Pour le niveau vitesse :

- Vertes : [0 ; 2.8[
- Jaunes : 2.8
- Rouges : 6

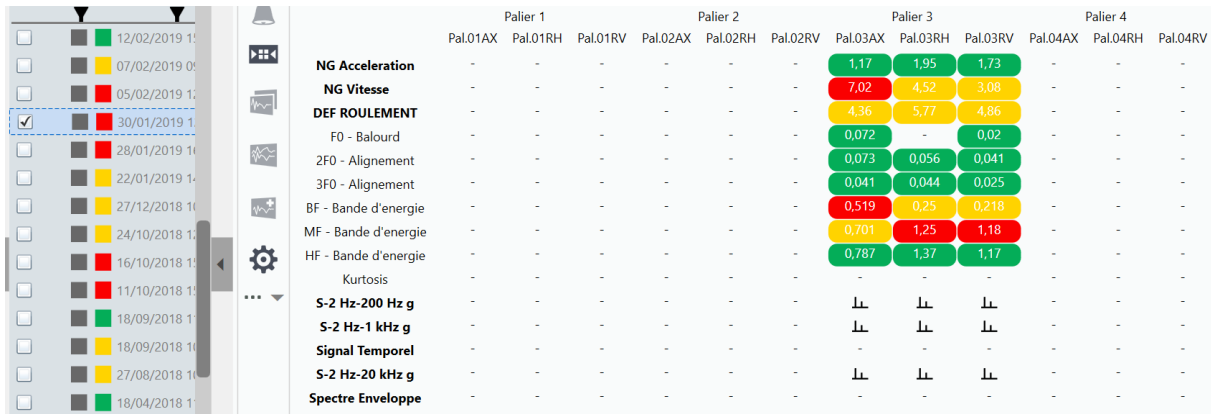


Figure 1.18: Un exemple montrant les couleurs du point des mesures

1.4 La relation entre les instruments des vibrations

Le cycle de formation avec ces outils de vibrations commence par la mise en place des capteurs sur les machines pour capter les vibrations. Ensuite, l'analyseur portable est utilisé pour collecter et afficher ces données directement sur le terrain. Enfin, les données sont transférées vers la plateforme logicielle où elles sont analysées en détail pour identifier les problèmes potentiels et planifier les interventions de maintenance.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la maintenance prédictive et ses objectifs dans l'industrie. Ensuite, nous avons présenté deux entreprises différentes, en mettant en lumière leurs approches et solutions en matière de maintenance prédictive. Nous avons examiné divers outils de détection des vibrations ainsi que les systèmes de surveillance proposés par nos entreprises d'accueil. De plus, nous avons analysé les logiciels fournis par les leaders du secteur. À partir de ces outils et logiciels, nous sommes capables de détecter les divers défauts, comme nous le verrons dans le prochain chapitre.

Chapitre 2

Diagnostic des défauts par l'analyse vibratoire

2.1 Introduction

L'analyse vibratoire est une méthode essentielle et largement utilisée pour le diagnostic des défauts sur les machines tournantes dans divers secteurs industriels. Cette technique repose sur la surveillance et l'interprétation des vibrations émises par les équipements en fonctionnement. En détectant les variations anormales dans les signatures vibratoires, les ingénieurs peuvent identifier les défauts émergents tels que les désalignements, les déséquilibres, les défauts de roulement ou les fissures, avant qu'ils ne provoquent des défaillances majeures. Deux entreprises, General Electric (GE) et Société de Maintenance de l'Est (SME), ont mis en œuvre cette approche dans des contextes variés, illustrant ainsi son importance et son application polyvalente dans le domaine de la maintenance prédictive et de la gestion des actifs industriels. Dans ce chapitre, nous avons examiné deux études de cas distinctes sur la détection des défauts de balourd par analyse vibratoire, réalisées dans deux entreprises différentes. Nous avons détaillé le processus de diagnostic de ces défauts et les résultats positifs obtenus après la mise en œuvre des mesures correctives. De plus, nous avons étudié les recommandations formulées par les deux entreprises pour éliminer ces défauts. Enfin, une comparaison entre ces deux études de cas a été effectuée pour mettre en lumière les similitudes et les différences dans les approches adoptées et les résultats obtenus.

2.2 Le premier cas d'étude

2.2.1 L'équipement stratégique : Turbine à gaz

2.2.1.1 La présentation de la turbine à gaz

Le modèle des turbines à gaz installées est le PGS371FB de General Electric. Elles sont dotées d'un système de combustion étagée avec pré-mélange du combustible avec l'air ainsi que d'un système de suivi des dynamiques de combustion. Ces turbines sont reliées à un alternateur à excitation statique refroidi à l'hydrogène (capacité nominale 330 MVA, fréquence 50Hz, tension de sortie 15,75-17,5 kV). L'admission d'air des turbines est dotée de plusieurs étages de filtration ainsi que d'un système de refroidissement d'air.

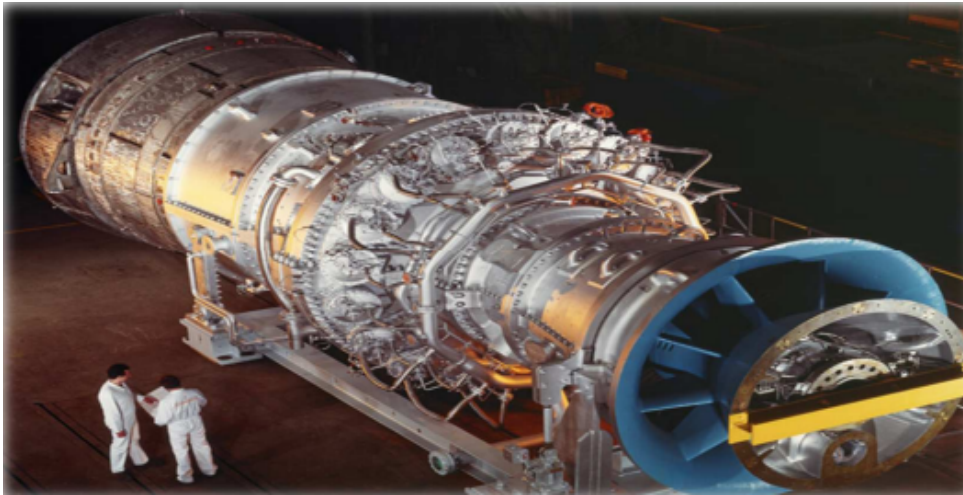


Figure 2.1: Turbine à gaz GE de type "9FB" .

L'unité comprend une configuration à arbre unique, comprenant une turbine à gaz GE Frame 9FB, qui est reliée à une turbine à vapeur A16, dans le but d'entraîner un générateur General Electric 450H. Ce générateur présente une structure bipolaire, fonctionne comme un moteur lors du démarrage de la machine et fonctionne comme un générateur lors de la synchronisation avec le réseau. La centrale génère 1 227 MW dans un scénario de charge continue, répartis sur trois modules, chaque module ayant la capacité de générer 420 MW. L'appareil fonctionne à une vitesse de 3 000 tr/min et est soutenu par huit roulements et comporte trois accouplements. Il est équipé d'un système de diagnostic (System1) et d'un système Bentley Nevada 3500 pour la surveillance et la protection contre les vibrations, qui s'interface avec des appareils sur le terrain tels que des capteurs de vibrations radiaux et de carter, des capteurs de déplacement axial, des capteurs d'excentricité à l'appareil. Les capteurs de vibrations radiaux sont positionnés à un angle de 45° vers la gauche et de 45° vers la droite par rapport au point mort haut (TDC). La surveillance complète de l'ensemble de l'appareil est supervisée par un système de contrôle distribué (DCS) situé dans la salle de commande centrale via l'unité d'acquisition de données en ligne Rack 3500.

2.2.1.2 Les points de mesures

Les capteurs de vibration installés aux paliers de la turbine à gaz, de la turbine à vapeur et du générateur jouent un rôle crucial dans la surveillance continue et la maintenance prédictive de la centrale électrique selon l'image adaptée par l'entreprise qui se représente dans la (Figure 2.2).

Turbine à Gaz :

Les capteurs placés aux paliers de la turbine à gaz surveillent les vibrations dans les directions axiale, radiale et tangentielle. Ces mesures permettent de détecter précocement toute anomalie mécanique, comme l'usure des paliers ou des déséquilibres des rotors. La détection précoce aide à planifier les interventions de maintenance avant que des problèmes majeurs ne surviennent, minimisant ainsi les temps d'arrêt non planifiés et les coûts associés.

Turbine à Vapeur :

De manière similaire, les capteurs installés aux paliers de la turbine à vapeur surveillent également les vibrations dans les directions axiale, radiale et tangentielle. Cela permet de garantir que la turbine à vapeur fonctionne de manière optimale et sécurisée. Les données de vibration sont essentielles pour évaluer la santé mécanique de la turbine à vapeur et prendre des décisions informées concernant la maintenance.

Générateur :

Les paliers du générateur sont également équipés de capteurs de vibration. Ces capteurs mesurent les vibrations pour assurer que le générateur fonctionne de manière stable et efficace. Des niveaux de vibration excessifs peuvent indiquer des problèmes potentiels avec les roulements ou d'autres composants critiques du générateur. La surveillance continue permet de prévenir les défaillances majeures et de maintenir la fiabilité du générateur dans la production d'électricité.

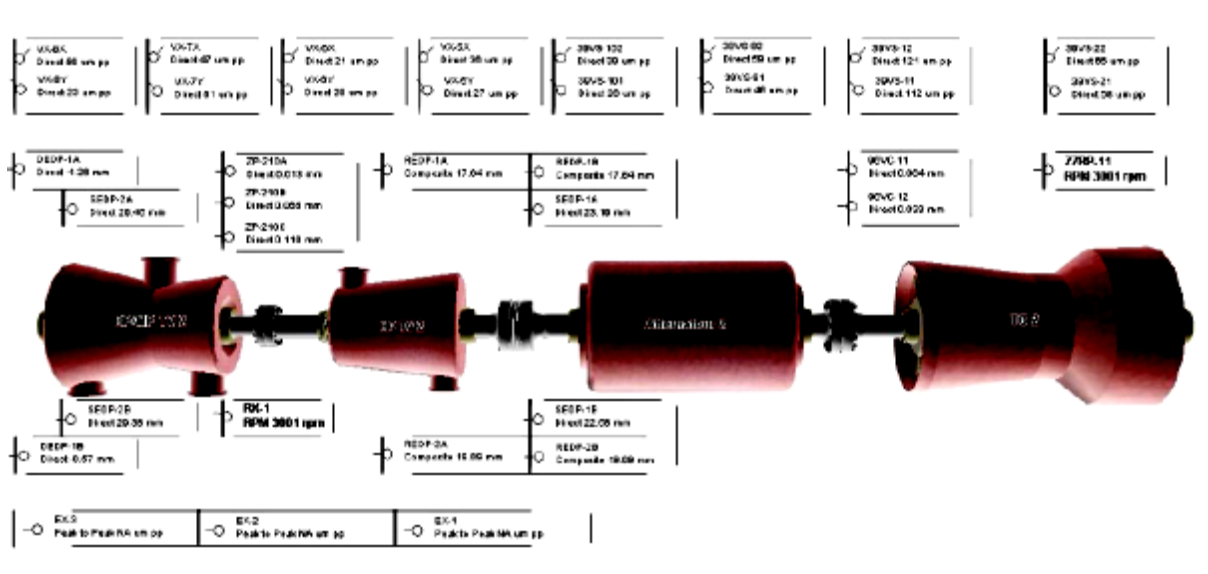


Figure 2.2: L'emplacement des capteurs dans le cycle combiné capturé par le système 1 .

2.2.1.3 Fiche technique de la turbine à gaz

- Fabricant : Général Electric.
- Modèle : PGS371FB
- Vitesse : 3000rpm.
- Puissance : 268.6 MW.
- Poids : 300Tm.
- Combustible : Gaz naturel ou /et gasoil.
- Température de gaz à l'entrée : 15 °C..
- Pression de gaz à l'entrée : 15bars.
- Nombre de bruleurs : 18
- Température d'échappement : 623 °C.
- Consommation de gaz à pleine charge : 18.3 kg /s.

2.2.2 Premier défaut : le défaut de balourd détecté chez GE

1. Défaut de balourd (déséquilibre) :

Après une inspection approfondie de la turbine sur le palier N :1 parmi les 3 paliers de la turbine à gaz, cette étude a été réalisée en utilisant trois capteurs : le capteur X (capte les mesures suivant l'axe X) et le capteur Y (capte les mesures suivant l'axe Y) ainsi capteur keyphasor pour évaluer la phase des mesures.

2.2.2.1 Analyse spectrale

A. graphique de tendance

Les mesures captées par le capteur X sont illustrés dans la figure suivante (Figure 2.3).

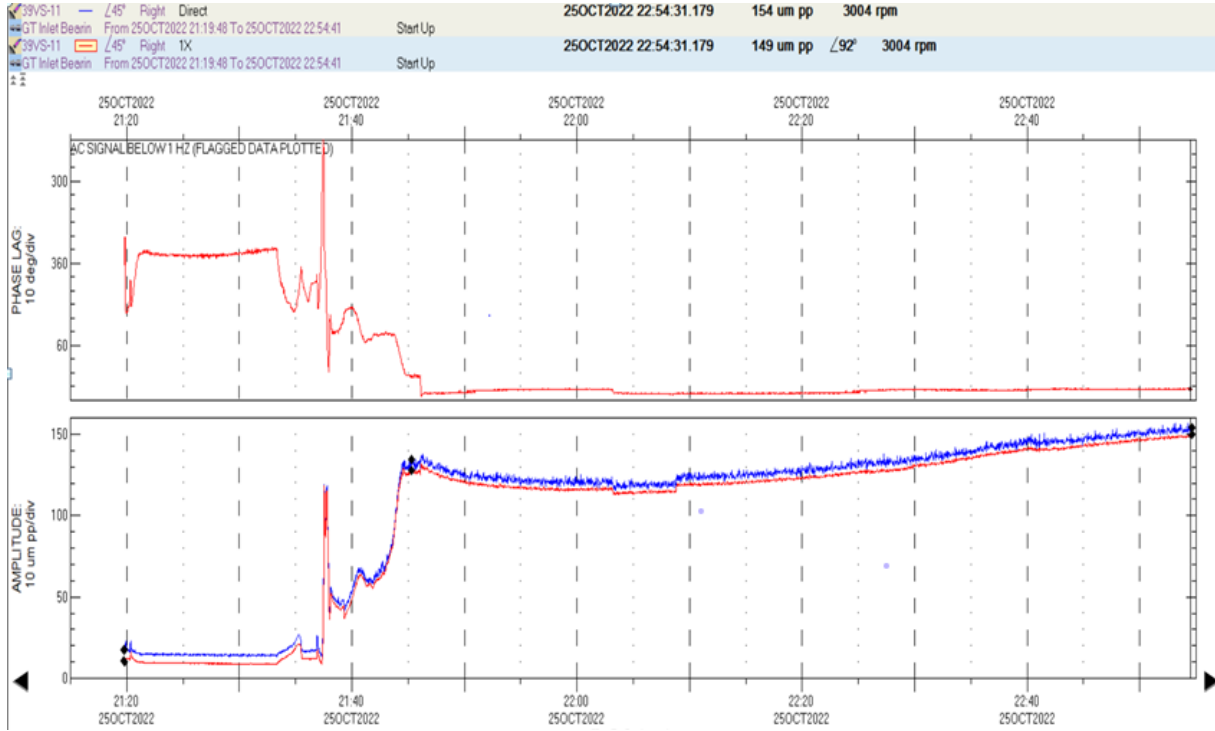


Figure 2.3: Graphiques de tendances du capteur X

Dans la première figure (Figure 2.3), les mesures ont été prises par le capteur X situé dans le palier numéro 1 de la turbine à gaz. Après le démarrage de la turbine, on constate des niveaux élevés de vibrations : la vibration globale (directe) est de $154 \mu\text{m pp}$ et la vibration à 1X (fondamentale) est de $149 \mu\text{m pp}$. La vitesse de rotation est de 3004 rpm, avec une phase de 92° . Il est notable que la vibration globale (directe) est légèrement plus élevée que la vibration à 1X, et cette différence persiste jusqu'à ce que la turbine atteigne une stabilité ce qu'il indique la présence du défaut de balourd.

- Concernant le capteur Y les résultats sont illustré dans la (figure 2.4).

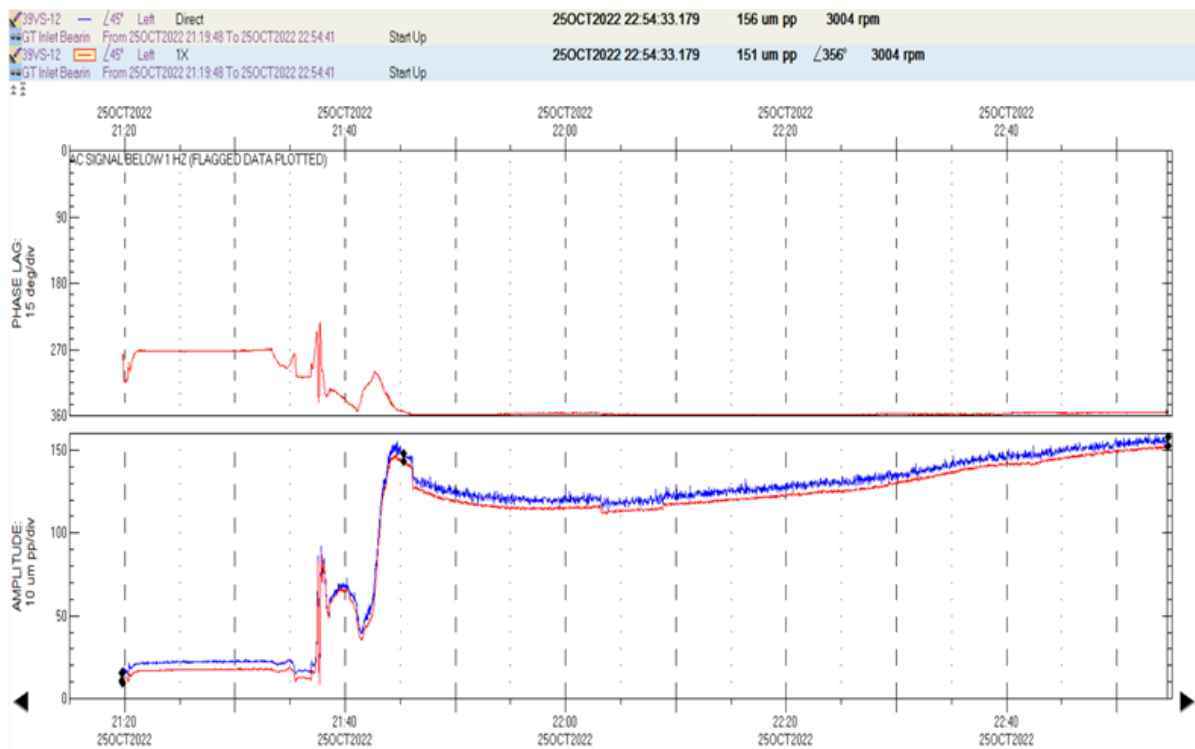


Figure 2.4: Graphique de tendance du capteur Y .

Dans la (Figure 2.4), les mesures ont été effectuées par le capteur Y après le démarrage de la turbine. On observe des niveaux élevés de vibrations : la vibration globale directe est de $156 \mu\text{m pp}$ et la vibration à $1X$ est de $151 \mu\text{m pp}$. La phase est de 356° et la vitesse de rotation est de 3004 rpm ça confirme les résultats du capteur X .

Concernant l'échelle de ce graphique, chaque division pour la phase est de 10° , avec 360° (ou 2π) comme référence. Cette échelle commence de haut en bas, de la même manière que pour le capteur Y, où chaque division est de 15° . Pour l'amplitude, une division est de $10 \mu\text{m pp}$ pour les deux capteurs.

B. Spectre d'orbite

Les résultats sont présentés dans (la Figure 2.5).

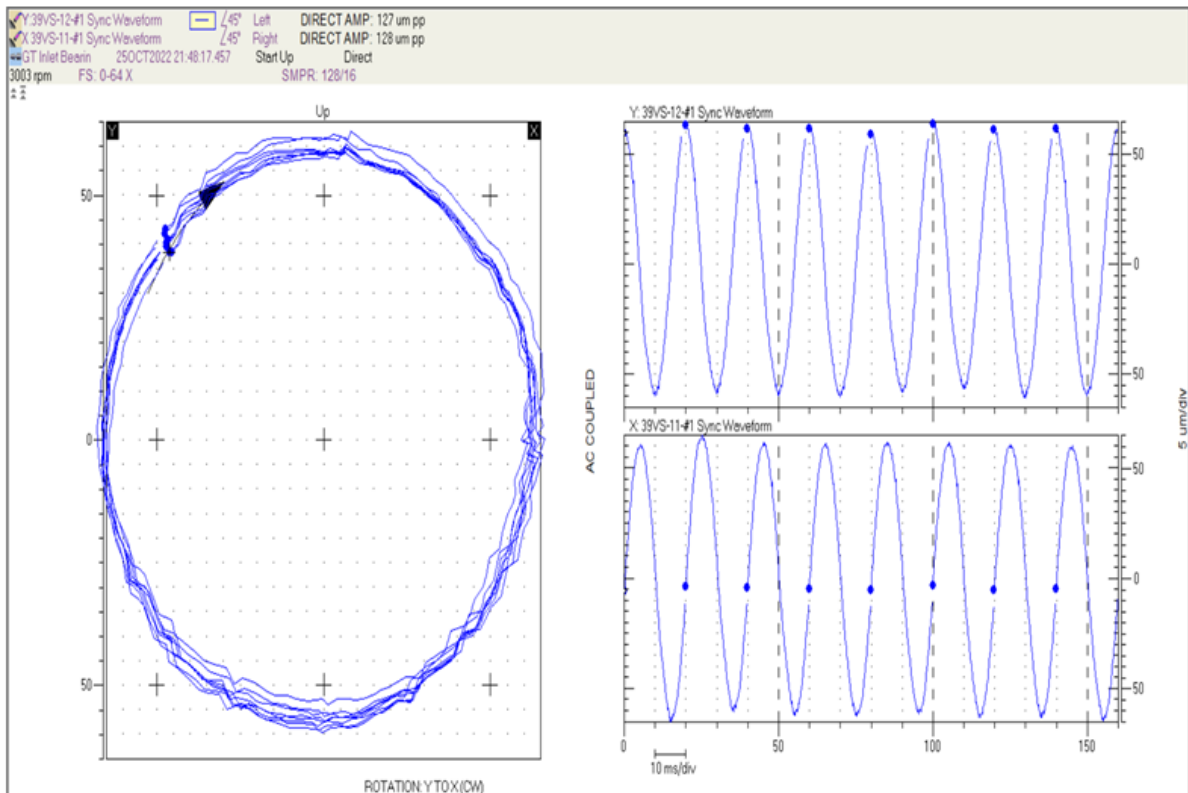


Figure 2.5: Spectre d'orbite du capteur X et Y.

La (figure 2.5) illustre un spectre présentant une forme elliptique, ce qui confirme la présence d'un déséquilibre mécanique sur le rotor, On observe également des niveaux élevés de vibrations pour les deux capteurs installés à 45° : $127 \mu\text{m pp}$ pour le capteur droit (X) et $128 \mu\text{m pp}$ pour le capteur gauche (Y).

Concernant l'échelle de ce graphique, chaque division pour la phase est de 5° , avec 0° comme référence pour les deux capteurs. Pour le temps, chaque division correspond à 10 ms pour les deux capteurs également.

C. Spectre complet de cascade

Les résultats, mesurés par les deux capteurs X et Y, sont clairement illustrés dans la figure suivante (figure 2.6).

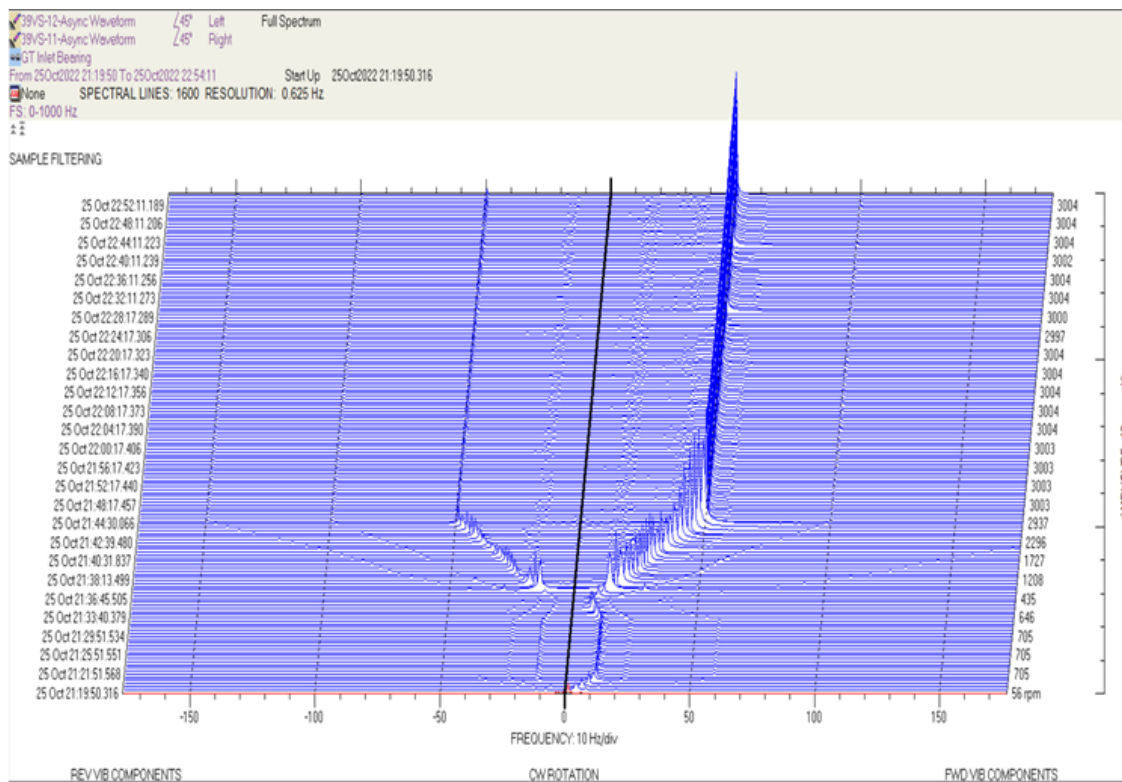


Figure 2.6: Le spectre de la cascade .

Cette figure (Figure 2.6) présente un spectre où l'on observe une forme en cascade, illustrant la fréquence de 1X en fonction de l'amplitude et de la vitesse de rotation. On note une augmentation du niveau de vibration jusqu'à ce que la vitesse de rotation atteigne 3004 tr/min. La fréquence dominante est la composante 1X, purement fondamentale (50 Hz), ce qui confirme la présence d'un déséquilibre sur le rotor.

Concernant l'échelle de ce graphique, chaque division pour l'amplitude est de 40 µmpp , et chaque division pour la fréquence de rotation est de 10 Hz. La vitesse de rotation varie jusqu'à 3000 rpm.

D. Spectre polaire

Les résultats, mesurés par les deux capteurs X et Y, sont clairement illustrés dans la figure suivante (figure 2.7), qui présente un graphique polaire.

Le capteur X :

les résultats ,mesurés par le capteur X sont présentés dans la (Figure2.7)

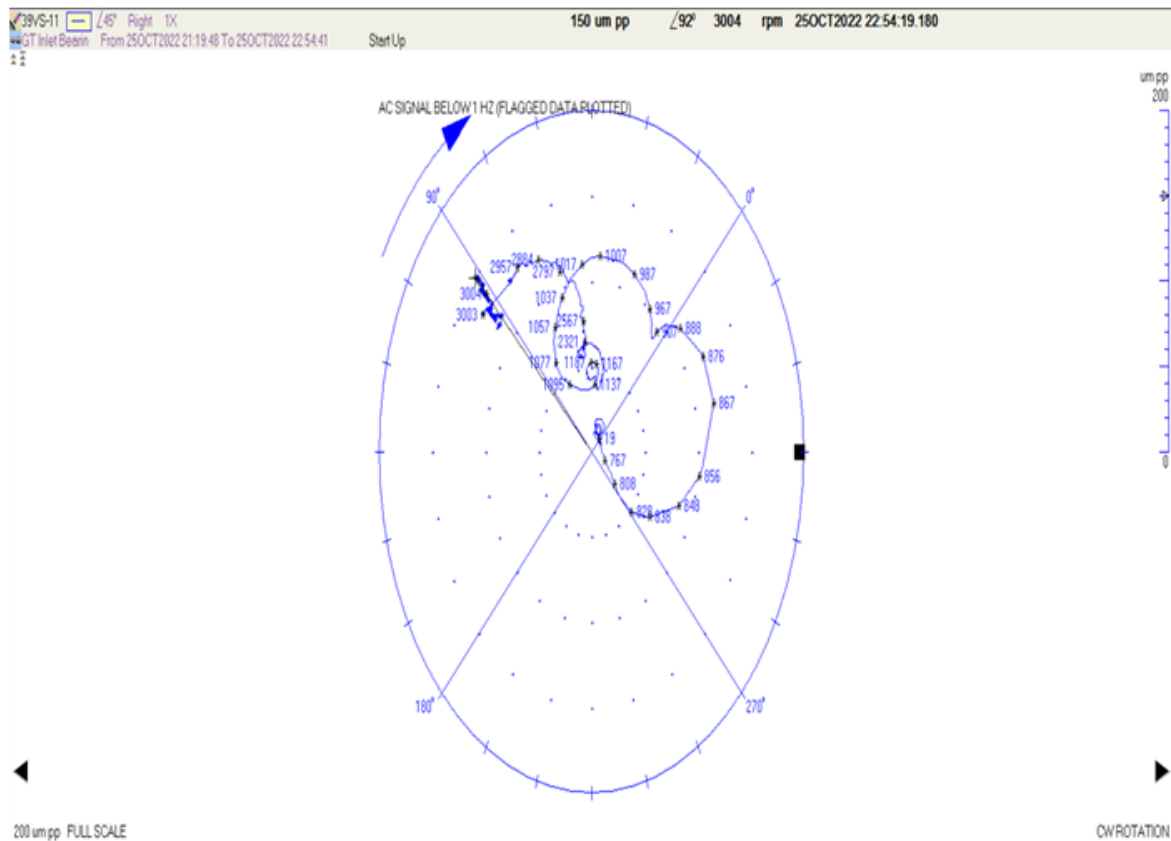


Figure 2.7: Spectre polaire du défaut par le capteur X .

La figure (figure 2.6) indique une augmentation de la composante 1X lors du démarrage de la turbine, atteignant une valeur de $150 \mu\text{m pp}$ à un angle de 92° sur le capteur X du premier palier de la turbine à gaz (TG). Pour le capteur Y du même palier, la valeur est de $149 \mu\text{m pp}$ à un angle de 357° .

Le capteur Y : les résultats mesurés par le capteur Y sont présentés dans (la Figure 2.8).

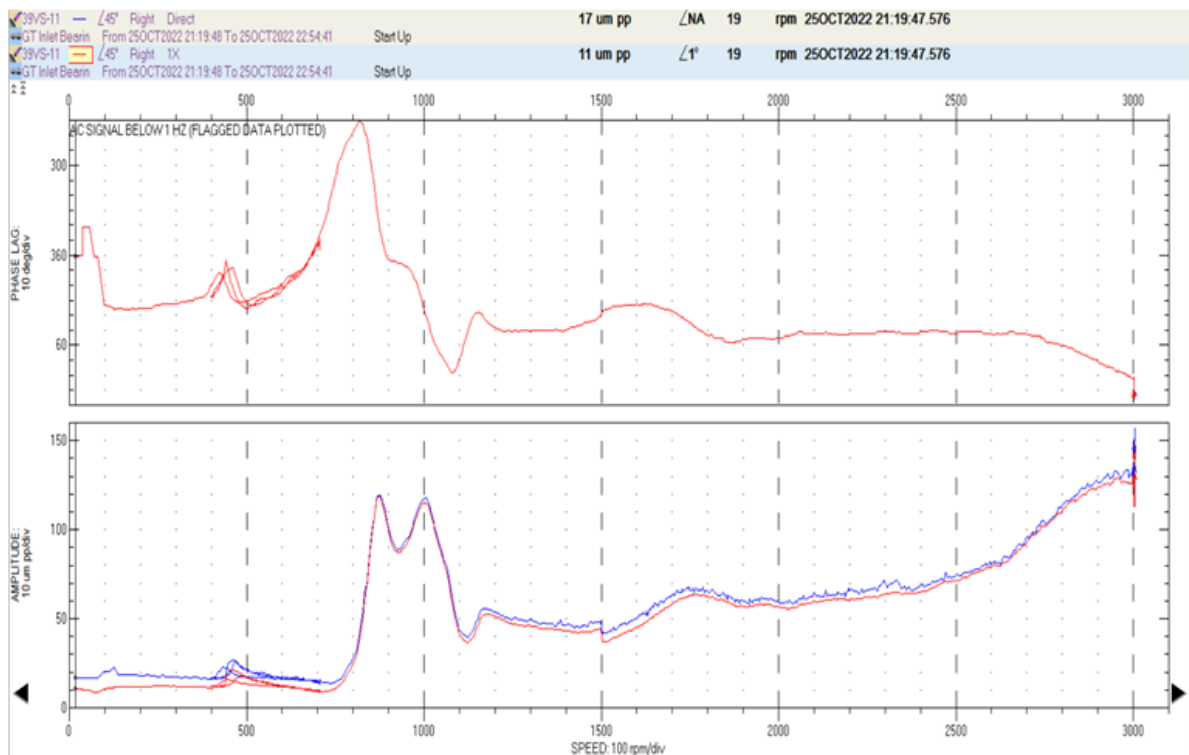


Figure 2.9: Spectre de Bode par le capteur X

Dans cette figure, les mesures effectuées par le capteur X montrent une augmentation des niveaux de vibrations à la vitesse critique. Les valeurs enregistrées sont de 19 $\mu\text{m pp}$ pour la vibration directe et de 11 $\mu\text{m pp}$ pour la composante 1X. Un split (différence de rigidité) est observé à la vitesse de 900 tr/min, après une légère augmentation, et la stabilité est atteinte à 3000 tr/min.

• Le capteur Y :

les résultats présentés dans la figure (2.10) :

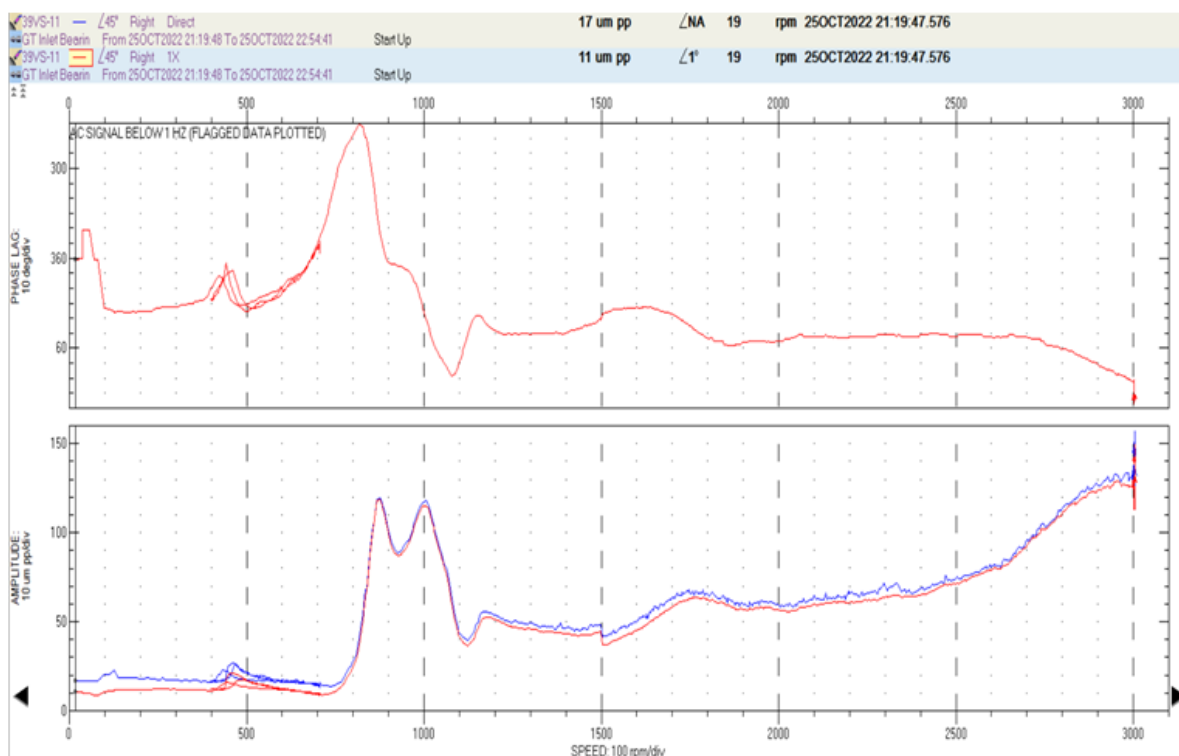


Figure 2.10: Spectre de Bode par le capteur Y .

Dans cette illustration, le capteur Y a enregistré une hausse des niveaux de vibrations à la vitesse critique de 19 tours par minute (rpm) pour les deux composantes mesurées. Les mesures ont révélé une valeur de 15 $\mu\text{m pp}$ pour la vibration directe et de 10 $\mu\text{m pp}$ pour la composante 1X. De plus, une augmentation significative des vibrations a été observée à la vitesse de 850 rpm, atteignant une amplitude de 80 $\mu\text{m pp}$.

Concernant l'échelle de ce graphique, chaque division pour l'amplitude est de 10 $\mu\text{m pp}$, chaque division pour la phase est de 10° , et chaque division pour la vitesse de rotation est de 100 rpm pour les deux capteurs.

Je ne peux pas apporter de modifications aux graphiques suivants, car ils ont été obtenus à partir du logiciel Système 1 de Bently Nevada.

2.2.3 Recommandation

Il est nécessaire de procéder à un équilibrage afin de corriger le déséquilibre.

2.2.3.1 L'équilibrage

Le Spectre original (de défaut) : comme illustré dans la (Figure 2.11).

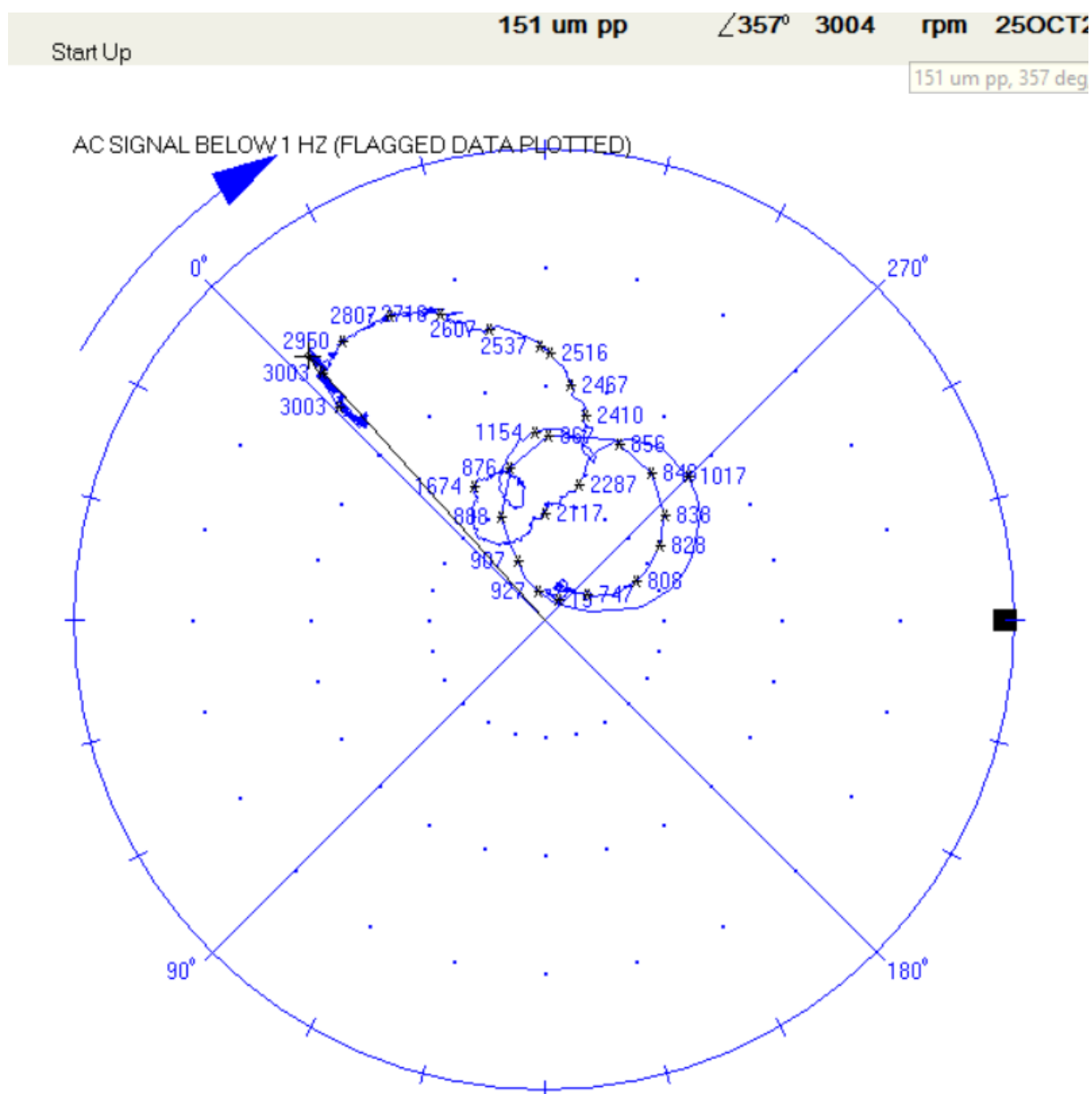


Figure 2.11: spectre de défaut avant l'équilibrage .

La masse d'essai TW :

après cette masse d'essai on obtient les résultats illustrés dans la (figure 2.12).

TW= 500G

Avec : AT= 300°.

$CW = V_0 / V_C * TW$

Avec :

- VO : vecteur origine
- VC : vecteur de calibration

- CW : correction de la masse

4:43:32 Start Up 83.06 um pp /21° 3002 rpm 29OCT202

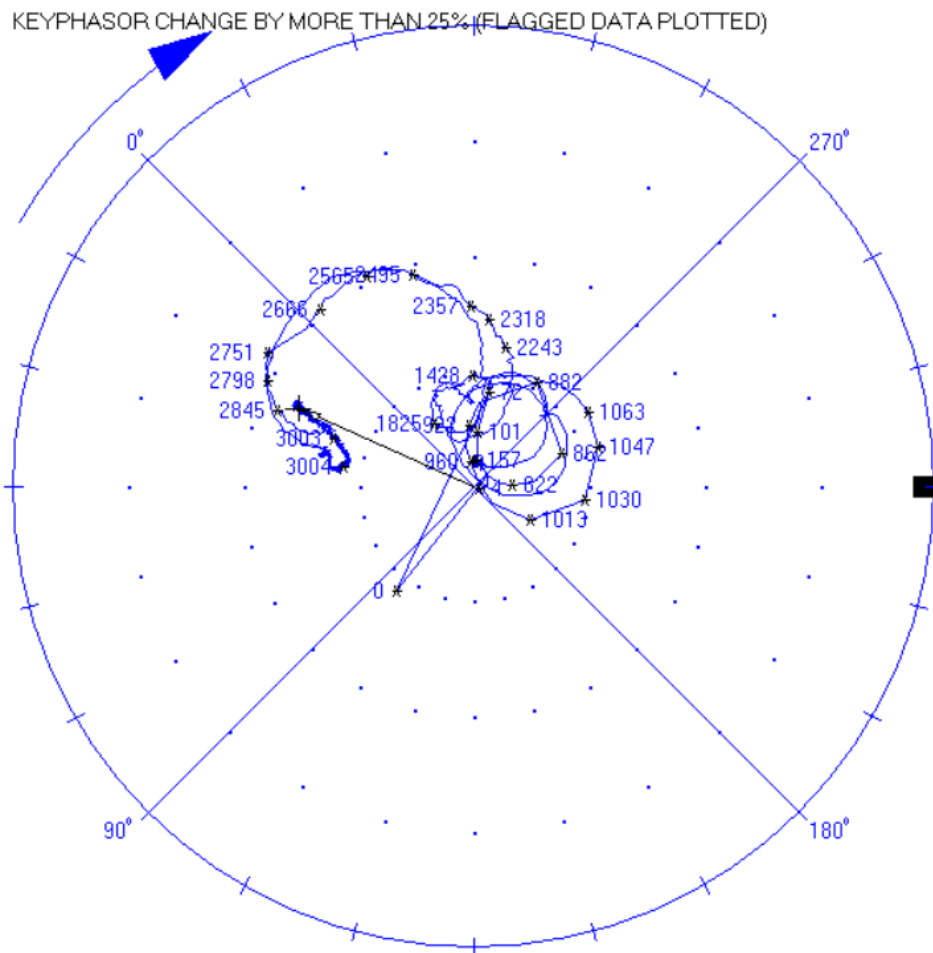


Figure 2.12: spectre de défaut après l'équilibrage .

la procédure d'équilibrage :

Dans le processus d'équilibrage, les ingénieurs ont suivi plusieurs étapes précises pour réduire les vibrations d'un système mécanique. Tout d'abord, ils ont ajouté une masse d'essai de 500g à 300° lors de la première étape. Cette action a entraîné une réduction significative de l'amplitude des vibrations de 1X, passant de 151 à 83.6 $\mu\text{m pp}$, démontrant ainsi une amélioration notable de l'équilibre du système. Ensuite, dans la deuxième étape, des calculs ont été effectués pour déterminer la masse de calibration exacte nécessaire. Après avoir identifié la masse appropriée, qui s'est avérée être de 630g, elle a été ajoutée à 330°. Cette correction supplémentaire a conduit à une diminution encore plus marquée des vibrations, les

ramenant à $51.49\ \mu\text{m pp}$. Ces résultats démontrent clairement l'efficacité du processus d'équilibrage, aboutissant à une correction parfaite du défaut de balourd. En suivant rigoureusement ces étapes, les ingénieurs ont réussi à optimiser le fonctionnement du système et à garantir sa stabilité à long terme. selon l'image adaptée par l'entreprise qui se représente dans la (figure 2.13)



Figure 2.13: L'emplacement de la masse d'équilibrage sur une turbine à gaz .

2.2.4 Deuxième défaut : Égratignure dans la zone de suivi de la sonde

Des égratignures ont été observées dans la zone de suivi de la sonde, située sur le palier 3 du turbogénérateur comme illustré dans la (figure 2.14) adaptée par l'entreprise .

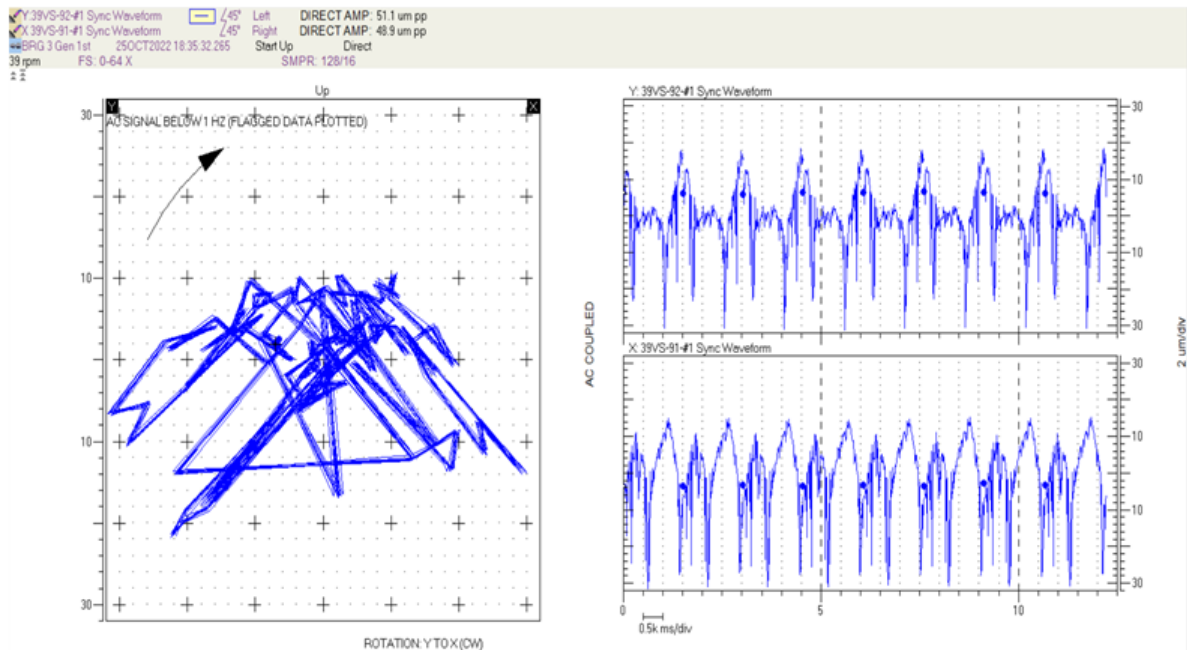


Figure 2.14: Les spectres représentatifs d'un défaut de scratch

La représentation graphique (Figure 2.15) illustre la variation de la vitesse de rotation en fonction de l'amplitude et de la phase. Lors de la rotation à bas régime (50 tr/min), une égratignure présentant un décalage modéré à élevé a été détectée sur le palier 03 du générateur, Cette anomalie peut entraîner une distorsion des amplitudes de vibration mesurées, en altérant les lectures réelles de vibration selon la relation de phase entre le signal de rotation lente et le signal de vibration réel. Concernant l'échelle de ce graphique, chaque division pour l'amplitude est de $2\ \mu\text{m}$ pp et chaque division pour le temps est de 0,5 ms pour les deux capteurs .

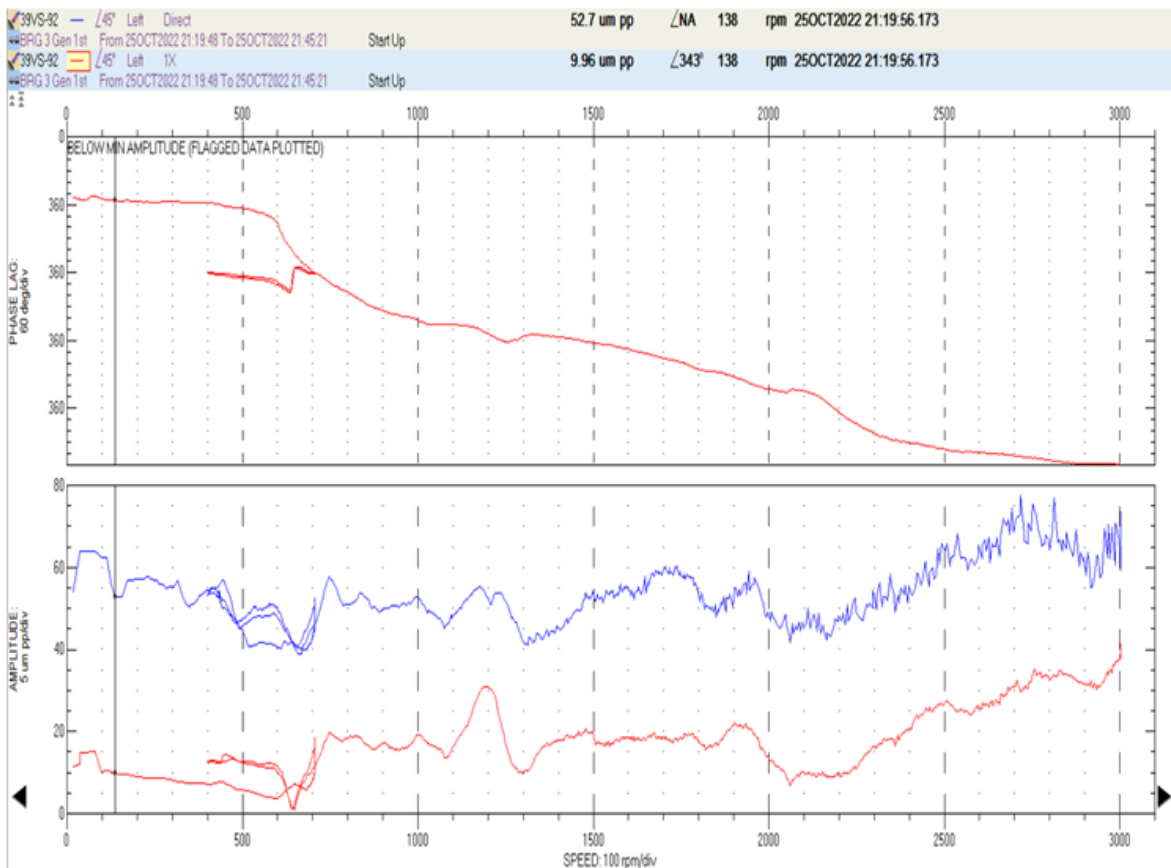


Figure 2.15: Les tendances représentatives de défaut de scratch.

Selon la norme API 670, les zones de sonde doivent être correctement démagnétisées ou traitées de manière à ce que le total combiné du décalage électrique et mécanique ne dépasse pas 25 % de l'amplitude de vibration crête à crête maximale autorisée ou 6 microns (0,25 mils), selon le plus grand des deux. L'amplitude de vibration crête à crête autorisée est définie par l'équation $25,4 (12000/\text{vitesse})$. Ainsi, le décalage maximal autorisé est de 12.75 μm , lié à une vitesse de 3000 rpm.

Les deux figures illustrent la présence d'égratignures dans la zone de suivi de la sonde. Une observation importante de la courbe de tendance révèle une amplitude très faible de 1x, mesurant seulement 9.96 μm pp par rapport à la vibration directe (globale) de 52.7 μm pp. Ce constat suggère que ces égratignures ont une incidence significative sur la vibration réelle, susceptible d'augmenter ou de diminuer son niveau.

Concernant l'échelle de ce graphique, chaque division pour la phase est de 60° , avec une phase constante à 360° . Chaque division pour l'amplitude est de 5 μm pp. Pour la vitesse de rotation, chaque division correspond à 100 rpm.

Il est recommandé d'effectuer un polissage (burnishing) (burn de l'arbre sur la zone de suivi de la sonde afin de réduire la forte égratignure présente sur l'arbre.



Figure 2.16: Polissage sur la surface de générateur

La procédure de polissage :

Pour polir un générateur et éliminer les égratignures, on utilise généralement des outils et des matériaux adaptés au type de surface à traiter. Voici quelques-uns des outils et des matériaux couramment utilisés :

- **Disques de polissage** : Ils peuvent être fabriqués à partir de différents matériaux abrasifs tels que le papier de verre, le carbure de silicium ou l'oxyde d'aluminium, et ils sont fixés à une meuleuse ou une polisseuse pour effectuer le polissage.
- **Pâtes abrasives** : Ces pâtes contiennent des particules abrasives fines et sont utilisées en combinaison avec des tampons de polissage pour éliminer les égratignures et obtenir une finition lisse.

- **Composés de polissage** : Ils sont généralement à base de poudre abrasive et sont utilisés pour polir les surfaces métalliques. Ils sont appliqués sur un tampon de polissage ou un chiffon et frottés sur la surface à polir.
- **Tampons de polissage** : Ils sont souvent en mousse ou en feutre et sont utilisés pour appliquer les pâtes ou les composés de polissage sur la surface du générateur et pour faciliter le processus de polissage.
- **Polisseuses électriques** : Elles sont utilisées pour appliquer une pression et une vitesse contrôlées sur les disques de polissage ou les tampons de polissage, ce qui permet d'obtenir un polissage uniforme et efficace.

2.3 Le deuxième cas d'étude

2.3.1 L'équipement stratégique : Le VENTILATEUR X-318

2.3.1.1 Description du Ventilateur X 318

Le ventilateur X 318 de la marque HAWDEN-SIROCCO, modèle Tirage E.V. S 2843.SI. B50, est conçu pour des applications industrielles nécessitant un débit d'air important, allant de 75.4 à 93.33 m/s. Il peut fonctionner à des températures élevées jusqu'à 350C. Sa vitesse de rotation varie entre 746 et 976 tr/min. Le ventilateur utilise des roulements de haute qualité (22326 CC Jeu C3 pour le côté volute et 22220 CC Jeu C3 pour les autres) pour assurer une longue durée de vie et une fiabilité maximale. L'accouplement OMEGA garantit une transmission efficace de la puissance, qui est de 1250 kW. La fréquence de fonctionnement du ventilateur est de 16.5 Hz, ce qui assure un fonctionnement optimal dans des conditions variées.

2.3.1.2 Coordonnées de l'équipement

- CIMENTERIE SCHS (Société des Ciments de Hadjar-Soud)
- ZONE CUISSON-2
- VENTILATEUR X-318

2.3.1.3 Fiche technique

1. MOTEUR

● Marque	:	SIEMENS
● Type	:	N°1211533450
● Vitesse	:	995 tr/min
● Roulement avant	:	6228 C3
● Roulement arrière	:	6232 C3
● Fréquence fondamentale moteur	:	16.5 Hz

Figure 2.17: La fiche technique de Moteur

2 .VENTILATEUR

● Marque	:	HAWDEN-SIROCCO
● Type	:	Tirage E. V. S 2843.SI. B50
● Débit	:	93.33 – 75.4 m ³ /s
● Température	:	350°
● Vitesse de rotation	:	976 – 746 tr/min
● Roulements cote volute	:	22326 CC Jeu C3
● Roulements	:	22220 CC Jeu C3
● Accouplement	:	OMEGA
● Puissance	:	1250 kW
● Fréquence Ventilateur	:	16.5 Hz

Figure 2.18: La fiche technique de ventilateur

2.3.1.4 Les points de mesures

Les mesures de vibrations sont effectuées au niveau des paliers de la machine. Les capteurs utilisés mesurent les vibrations selon une direction précise, généralement alignée avec leur axe de symétrie. Pour un même point de mesure physique, les 3 différentes directions de mesure sont distinguées. Comme le montre la figure 2.19. Alors que les points de mesure 1 et 2 se réfèrent au moteur, tandis que les points 3 et 4 se réfèrent au ventilateur.

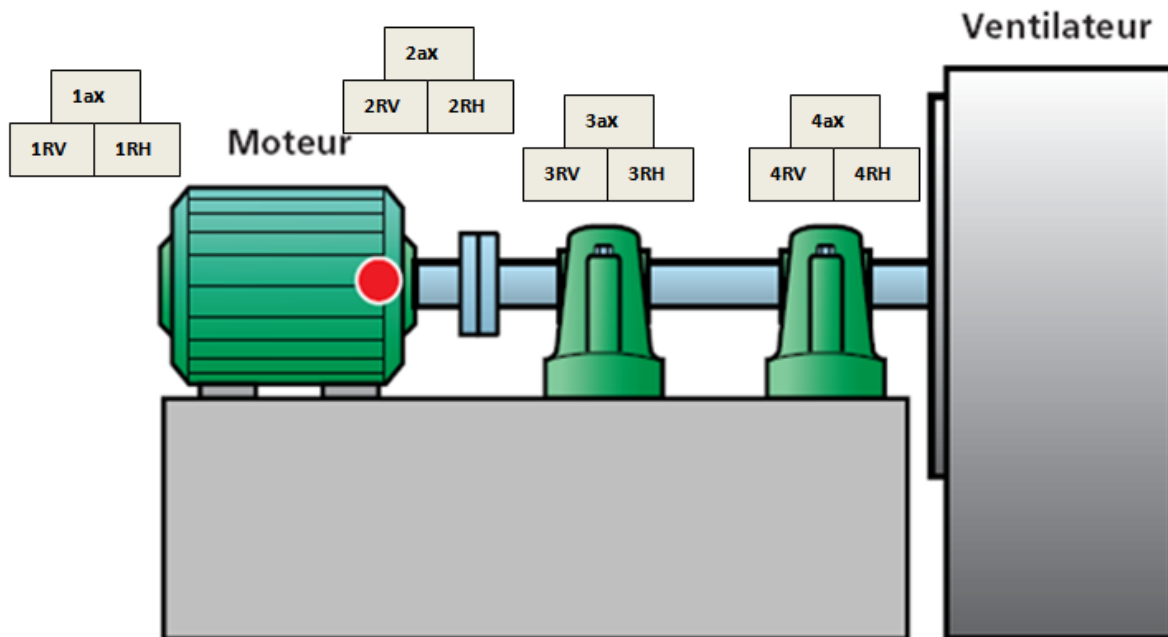


Figure 2.19: Les points des mesures pour le cas de VENTILATEUR X-318

2.3.2 Instrumentation de la mesure

(voir chapitre 1)

- Le capteur triaxial : « EAGLE »
- Vibromètres et analyseurs portatifs : L'instrument « FALCON »
- Plate-forme logicielle de maintenance prédictive : logiciels « NEST i4.0 »

2.3.3 Les mesures des vibrations

Nous avons effectué des mesures en trois périodes différentes avant, pendant et après la détection du défaut de balourd.

Nous avons analysé ces mesures en deux étapes :

Analyse niveau global : pour savoir s'il y a un défaut

Diagnostic : pour savoir le type de défaut

2.3.3.1 Les mesures du 17/07/2023 (Avant la détection des défauts)

A. Moteur : (Palier 1 et 2)

- Analyse en Niveau Global

L'analyse à un niveau global est une étape préliminaire pour détecter les défauts du moteur, notamment au niveau des paliers 1 et 2. Cette approche permet d'évaluer l'état général du moteur sans se pencher sur chaque composant en détail. Elle permet de détecter rapidement des anomalies qui pourraient indiquer des problèmes plus graves nécessitant une inspection plus approfondie.

Les mesures du niveau global de vitesse sont exprimées en [mm/s] et sont effectuées sur les 3 axes : horizontal, axial et vertical. Les résultats de cette analyse sont illustrés dans la (tableau 2.1)

	Pa.01AX	Pa.01RH	Pa.01RV	Pa.02AX	Pa.02RH	Pa.02RV
NG Acceleration	1,24	0,382	0,465	1,04	0,482	0,28
NG Vitesse	0,943	1,33	0,879	1	1,88	0,987

Tableau 2.1: Les mesures des niveaux globaux du moteur au 17 juillet 2023

D'après les normes Iso 2372 les niveaux vibratoires globaux relevés sont acceptables (qui est représenté dans la figure A.2 de l'annexe A).

B. Ventilateur : (Palier 3 et 4)

• Analyse en Niveau Global

L'analyse en niveau global pour le ventilateur, spécifiquement au niveau des paliers 3 et 4, suit une approche similaire à celle utilisée pour le moteur. Cette analyse vise à détecter des anomalies générales qui pourraient indiquer des problèmes potentiels nécessitant une attention plus approfondie. Voici la (tableau 2.2)

	Pa.01AX	Pa.01RH	Pa.01RV	Pa.02AX	Pa.02RH	Pa.02RV
NG Acceleration	0,116	0,14	0,091	0,085	0,176	0,093
NG Vitesse	2,79	2,75	1,24	1,17	1,05	0,605

Tableau 2.2: Les mesures des niveaux globaux du ventilateur au 17 juillet 2023

D'après les normes Iso 2372 les niveaux vibratoires globaux relevés en vitesse sont tolérables.

2.3.3.2 Les mesures du 29 janvier 2024 (La détection des défauts) :

A. Moteur : (Palier 1 et 2)

• Analyse en Niveau Global

En suivant une approche similaire à la précédente, on obtient la (tableau 2.3)

	Pa.01AX	Pa.01RH	Pa.01RV	Pa.02AX	Pa.02RH	Pa.02RV
NG Acceleration	1,55	0,593	0,651	1,21	0,506	0,399
NG Vitesse	1.51	3.02	1.67	1,98	3,67	0,605

Tableau 2.3: Les mesures des niveaux globaux du moteur au 29 janvier 2024

D'après les normes Iso 2372 les niveaux vibratoires globaux relevés sont tolérables.

B. Ventilateur : (Palier 3 et 4)

• Analyse en Niveau Global

En suivant une approche similaire à la précédente, on obtient la (tableau 2.4)

	Pa.01AX	Pa.01RH	Pa.01RV	Pa.02AX	Pa.02RH	Pa.02RV
NG Acceleration	0,253	0,167	0,651	0,129	0,059	0,125
NG Vitesse	5,45	5,37	2,4	1,57	1,77	0,691

Tableau 2.4: Les mesures des niveaux globaux du ventilateur au 29 janvier 2024

D'après les normes Iso 2372 les niveaux vibratoires relevés en vitesse sont justes tolérables, surtout dans les deux axes AX et RH. Il faut faire une diagnostique pour l'identification des défauts.

Remarque :

Le ventilateur tourne autour de l'arbre axial pour cela la valeur de niveau globale vitesse dans l'axe AX cela n'indique pas le défaut de Balourd mais c'est lié au colmatage du matériau. Dans la suite, nous prouverons l'absence de défauts de Balourd par l'analyse spectrale (Figure 2.25).

• Analyse spectrale

Pour le palier 3 RH :

Afin de voir plus clairement le défaut de balourd, nous avons effectué une analyse spectrale (voir Annexe C) pour le palier 3 sur l'axe horizontal dans les deux périodes avant et pendant que le défaut se produit en même temps, comme le montre la (figure 2.20).

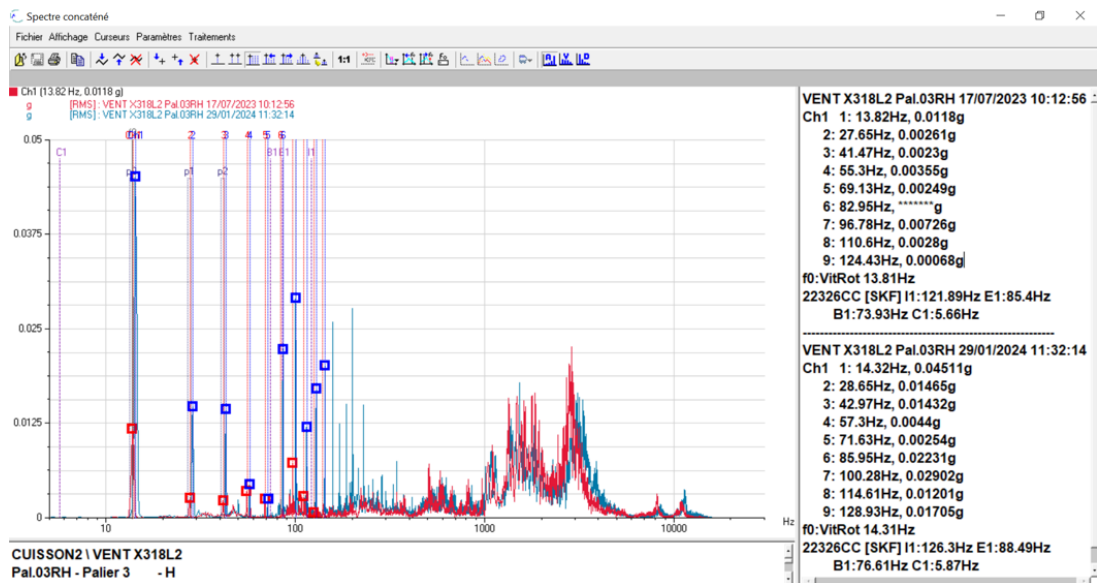


Figure 2.20: Analyse spectrale sur l'axe horizontal avant et pendant l'occurrence du défaut de balourd

Les spectres représentés sur la figure illustre l'évaluation des niveaux de vitesse globaux par rapport à la mesure précédente, réalisée à un seuil acceptable de 1,47 mm/s (enregistré le 17/07/2023 est représenté par la couleur rouge) à un seuil juste tolérable de 5,37 mm/s (enregistré le 29/01/2024 est représenté par la couleur bleu).

L'analyse d'évaluation de l'amplitude de la fréquence de rotation allant de 0,008 g à 13,75 Hz (mesurée le 17/07/2023) à 0,045 g à 14,25 Hz (mesurée le 29/01/2024) indique la présence d'une anomalie de déséquilibre de la turbine (défaut de Balourd).

Étant donné que l'amplitude des pics restants se situe dans les limites permises, notre évaluation n'a identifié qu'une seule anomalie, à savoir le défaut de Balourd.

Pour le palier 3 AX :

Nous effectuons cette analyse afin de montrer l'absence de défauts dans l'axe axial (AX). Comme la montre dans la (figure 2.21).

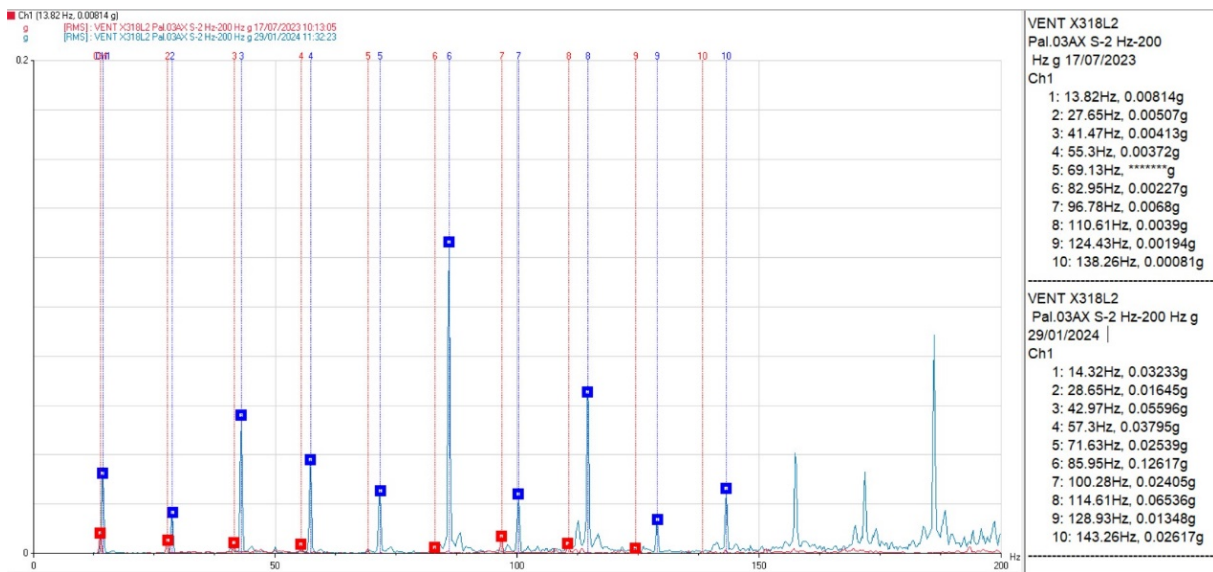


Figure 2.21: Analyse spectrale sur l'axe axial avant et pendant l'occurrence du défaut de balourd

Les spectres représentés sur la figure illustre l'évaluation des niveaux de vitesse globaux par rapport à la mesure précédente, réalisée à un seuil acceptable de 1,51 mm/s (enregistré le 17/07/2023 est représenté par le colore rouge) à un seuil juste tolérable de 5,45 mm/s (enregistré le 29/01/2024 est représenté par le colore bleu).

L'analyse d'évaluation de l'amplitude de la fréquence de rotation allant de 0,0081 g à 13,82 Hz (mesurée le 17/07/2023) à 0,032 g à 14,32 Hz (mesurée le 29/01/2024) indique l'absence de défauts de Balourd.

D'autre part, la raison du niveau globale vitesse élevée est élucidée par le processus de colmatage du matériau.

• **Recommandation :**

Il s'agit de prévoir le nettoyage régulier de ventilateur pour éviter les déséquilibres dus à la saleté, et de vérifier son équilibre après chaque nettoyage pour effectuer les ajustements nécessaires.

Équipement : Le nettoyage avec une raclette et une brosse métallique ou avec sablage.

Procédure : Utiliser la raquette pour éliminer les accumulations importantes de crasse ou de débris sur les pales de la turbine. Ensuite, utilisez la brosse métallique pour frotter les zones restantes, en insistant sur les endroits difficiles à atteindre.

Précautions : Assurez-vous de ne pas appliquer trop de force pour éviter d'endommager les pales. Il est important de choisir la bonne brosse et le bon produit de nettoyage en fonction du matériau du ventilateur.

2.3.3.3 Les mesures du 02 avril 2024

- **Analyse en Niveau Global**

Après les actions correctives, nous effectuons une analyse de niveau général. Les résultats sont présentés dans la (tableau 2.5)

	Palier 1			Palier 2			Palier 3			Palier 4		
	Pal.01AX	Pal.01RH	Pal.01RV	Pal.02AX	Pal.02RH	Pal.02RV	Pal.03AX	Pal.03RH	Pal.03RV	Pal.04AX	Pal.04RH	Pal.04RV
NG Acceleration	1,26	0,329	0,368	1,03	0,86	0,4	0,05	0,081	0,058	0,035	0,072	0,056
NG Vitesse	0,514	0,543	0,615	0,673	0,998	0,927	0,866	0,692	0,413	0,329	0,414	0,254

Tableau 2.5: Les mesures des niveaux globaux au 02 avril 2024

Après avoir les actions appliqué correctives, toutes les valeurs sont revenues à leurs valeurs acceptables.

- **Analyse spectrale (Palier 3 RH)**

Afin de confirmer la disparition du défaut de balourd, nous effectuons une analyse spectrale sur l'axe horizontale du palier 3. Les résultats sont présentés dans la (figure 2.22).

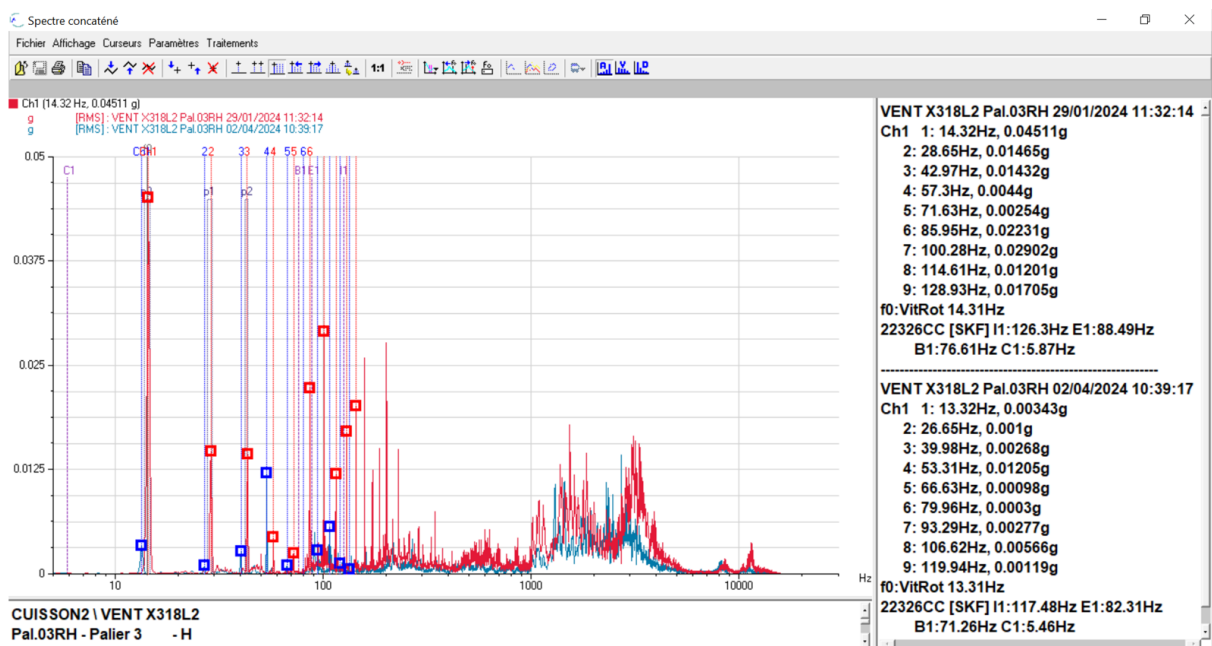


Figure 2.22: Analyse spectrale sur l'axe horizontal après et pendant l'occurrence du défaut de balourd

Les spectres représentés sur la figure illustre l'évaluation des niveaux de vitesse globaux par rapport à la mesure précédente, réalisée à un seuil juste tolérable de 5,37 mm/s (enregistré le 29/01/2024 est représenté par la couleur rouge) à un seuil

acceptable de 0.69 mm/s (enregistré le 02/04/2024 est représenté par la couleur bleu).

Après le nettoyage de turbine, nous avons remarqué la diminution du niveau global vitesse à un seul acceptable. Ceci s'explique par la diminution de l'amplitude de la fréquence de rotation à un seul acceptable.

2.4 L'étude comparative

Notre étude comparative entre (GE) et SME met en évidence des différences significatives dans leurs approches technologiques et méthodologiques. GE utilise le logiciel System 1 tandis que SME utilise le logiciel NEST 4.0. En ce qui concerne les systèmes de surveillance, GE effectue une surveillance continue en temps réel, tandis que SME opte pour une surveillance périodique discontinue. Les deux entreprises bénéficient de la diversité des spectres, facilitant ainsi la détection des défauts .

En termes de nombre de défauts détectés, GE a identifié deux défauts mécaniques : le balourd et les égratignures, tandis que SME n'a détecté qu'un seul défaut, le balourd. Enfin, en ce qui concerne les recommandations pour corriger les défauts, GE a réalisé l'équilibrage pour le défaut de balourd et le polissage pour les égratignures. En revanche, SME a opté pour un nettoyage régulier des ventilateurs comme mesure corrective.

Le tableau suivant (tableau 2.6) confirme notre étude comparative :

L'entreprise	Software (logiciel)	système de surveillance	facilité de diagnostic des défauts détecté	Nombre de défauts détecté	solutions apportées pour chaque défaut.
GE	Système 1	continue	Facile grâce à la diversité des plots utilisés : (tendance, orbite, bode) Polaire, cascade)	2 défauts <ul style="list-style-type: none"> • Balourd • Scratch 	L'équilibrage un polissage (burnishing)
SME	NEST i4.0	discontinue	La diversité des spectres aussi comme : (Temporel, spectrale Enveloppe.)	1 défaut <ul style="list-style-type: none"> • balourd 	le nettoyage régulier de ventilateur.

Tableau 2.6: Table comparative entre les deux entreprises GE et SME.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé deux cas d'étude distinctes concernant la détection des défauts de balourd par le biais de l'analyse vibratoire, menés au sein de deux entreprises différentes. Nous avons également examiné en détail le processus de diagnostic de ces défauts, ainsi que les résultats satisfaisants obtenus à la suite des mesures correctives mises en place. Enfin, nous avons étudié les recommandations proposées par les deux entreprises pour éliminer ces défauts. En outre, une étude comparative entre ces deux cas d'étude a été réalisée pour mettre en évidence les similitudes et les différences dans les approches adoptées et les résultats obtenus.

Chapitre 3

L'apprentissage automatique

3.1 Introduction

L'apprentissage automatique représente une approche prometteuse pour la détection des défauts de balourd dans les machines rotatives. En particulier, l'algorithme Random Forest offre une solution efficace à cette tâche critique. Les résultats de Random Forest démontrent une capacité remarquable à fournir des prédictions précises et robustes. Cette caractéristique en fait un choix pertinent pour la détection des défauts de balourd, un aspect crucial pour assurer le bon fonctionnement des machines rotatives et éviter des dommages coûteux.

3.2 Les modèles d'apprentissage automatique les plus couramment utilisés

3.2.1 Machines à Vecteurs de Support (SVM)

Les Machines à Vecteurs de Support (SVM) reposent sur une théorie mathématique solide et ont été initialement utilisées pour la classification binaire et la régression. Aujourd'hui, elles sont largement utilisées dans divers domaines tels que l'aide au diagnostic médical, le marketing et la biologie [7]. La technique SVM est particulièrement adaptée aux bases de données à grandes dimensions (big data) en raison de son nombre réduit de paramètres à régler et de ses bons résultats pratiques. Les SVM permettent de résoudre des problèmes linéairement et non linéairement séparables.

3.2.2 Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes informatiques conçus pour imiter le fonctionnement du cerveau humain. Ils sont utilisés pour résoudre des problèmes complexes dans des domaines tels que la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel et la prédiction.

3.2.3 Forêt aléatoire (Random Forest)

1.Principe de Base

La Random Forest crée des arbres de décision sur des échantillons de données sélectionnés au hasard, puis obtient les prédictions de chaque arbre et sélectionne la meilleure solution par un vote majoritaire (pour la classification) ou une moyenne

(pour la régression). Cette approche utilise une méthode d'ensemble, basée sur l'idée de "diviser pour régner", où plusieurs arbres de décision sont générés sur un ensemble de données divisé de manière aléatoire (Figure 3.1)

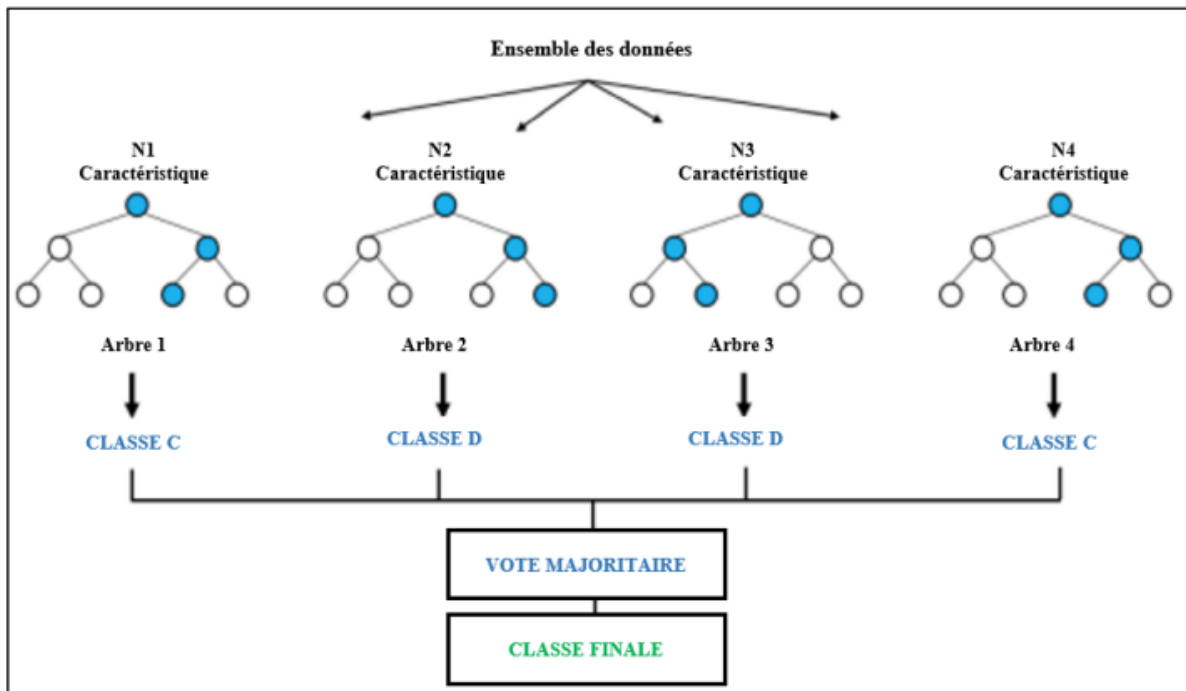


Figure 3.1: Principe des forêts aléatoires adapté de Kirasich, Smith, Sadler (2018) [4]

2.Principe de fonctionnement en Quatre Étapes : [4]

2.1. Sélection des Échantillons Aléatoires

La première étape consiste à sélectionner des échantillons aléatoires à partir d'un ensemble des données donné. Cette méthode, appelée bootstrap, permet de créer plusieurs sous-ensembles des données pour entraîner différents arbres de décision.

2.2.Construction des Arbres de Décision

Pour chaque échantillon aléatoire, un arbre de décision est construit. Chaque arbre dépend d'un échantillon aléatoire indépendant, assurant ainsi une certaine diversité dans les arbres.

2.3.Prédiction par les Arbres

Une fois que chaque arbre est construit, il est utilisé pour faire une prédiction sur les données. Dans un problème de classification, chaque arbre vote pour une classe, et dans un problème de régression, chaque arbre produit une valeur prédictive.

2.4. Agrégation des Prédictions

Enfin, les résultats de chaque arbre sont assemblés. Pour la classification, la classe ayant obtenu le plus de votes de la part des arbres est choisie comme résultat final. Pour la régression, la moyenne des prédictions de tous les arbres est calculée pour obtenir le résultat final.

3. Les Avantages

- **Robustesse** : La Random Forest est moins sujette au sur apprentissage (overfitting) grâce à la moyenne des prédictions de plusieurs arbres, ce qui réduit les variations dues à des échantillons d'entraînement spécifiques
- **Adaptabilité aux Données de Grande Dimension** : Elle est capable de gérer de nombreux attributs et caractéristiques sans nécessiter beaucoup de pré-traitement.
- **Estimation des Caractéristiques Importantes** : Le modèle permet d'évaluer l'importance relative de chaque caractéristique dans les prédictions, facilitant ainsi l'interprétation des résultats.

4. Les Applications

Les Random Forests sont largement utilisées dans divers domaines tels que la classification d'images, la détection des défauts et le diagnostic médical. Leur capacité à traiter des données complexes et à fournir des prédictions robustes en fait un choix populaire pour de nombreux problèmes d'apprentissage supervisé.

3.3 Etat de l'art

Nous avons dressé un état de l'art de la prédiction des déséquilibres en utilisant des algorithmes de machine learning. Les recherches indiquent que divers modèles d'apprentissage automatique sont appliqués pour la détection et la classification des défauts mécaniques dans les machines tournantes, et que ces modèles offrent des performances variées.

Par exemple, Kirasich, Smith et Sadler (2018) ont réalisé une étude de diagnostic intelligent des défauts mécaniques dans les machines tournantes en appliquant des arbres de décision, des forêts aléatoires (RF) et des réseaux neuronaux artificiels (RNA). Leurs résultats montrent que les modèles RF et RNA sont les plus

avantageux à utiliser [4].

Jemmali (2021) a étudié la maintenance prédictive pour une turbine de puissance en utilisant des algorithmes d'apprentissage machine comme SVM, RF et KNN. Ses résultats indiquent que, sous les paramètres optimaux de chaque classificateur, le modèle RF est le plus performant [8].

Larabi et Ahcene (2021) ont appliqué la méthode SVM pour la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes, et leurs résultats confirment que SVM offre le meilleur résultat pour la détection du déséquilibre dans ce cas [7].

Mey, Neudeck, Schneider et Enge-Rosenblatt (2020) ont utilisé un réseau convolutif (CNN) et RF pour la détection de déséquilibre d'un arbre rotatif basé sur les données de vibration. Ils ont constaté que l'utilisation d'un réseau FC avec deux couches cachées était la meilleure méthode de classification [9].

Singh et Kumar (2015) ont confirmé la fiabilité des RNA et des SVM pour le diagnostic précis et rapide des défauts de rotor, montrant que les deux approches sont efficaces pour la classification des défauts [10].

Refaat et al. (2014) ont démontré que les réseaux neuronaux artificiels (ANN) donnent un degré élevé de précision dans la détection et le diagnostic des défauts de perte de phase et de déséquilibre des tensions d'alimentation dans les moteurs à aimants permanents [11].

Sabir, Ouassaid et Ngote (2020) ont montré que l'approche hybride basée sur ANN est capable d'évaluer de petits déséquilibres dans le rotor de la machine à rotor bobiné [12].

Srivastava et Parida (2021) ont utilisé SVM et la régression par processus gaussien pour la détection de défauts et la prédiction de l'emplacement dans les microgrids CA, prouvant que cette approche est pertinente pour des applications pratiques en temps réel [13].

Carvalho et al. (2023) ont proposé un système basé sur SVM, RF et la logique floue pour la détection et la classification des défauts dans les systèmes électriques, montrant que cette approche surpasse la plupart des modèles de classification évalués [14].

Oulmane (2014) a utilisé des réseaux de neurones et la logique floue pour la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes, montrant que le clustering C-Moyennes basé sur les descripteurs de Fourier permet une classification réussie des fichiers de test [15].

Ni et Zhang (2021) ont appliqué une approche bayésienne pour la détection en ligne des défauts de roue de chemin de fer, démontrant que cette méthode est capable de détecter les défauts de roue de manière précise et fiable [16].

Pastor-López et al. (2012) ont utilisé SVM, CNN et RF pour la détection et la catégorisation des défauts dans une fonderie de haute précision, montrant que ces modèles offrent une meilleure précision [17].

Liu, Yang, Zio et Chen (2018) ont étudié l'application de KNN, SVM et Naïve Bayésien pour le diagnostic de défauts des machines tournantes, montrant que ces trois modèles sont efficaces [18].

Xie et Zhang (2017) ont utilisé CNN pour la détection de défauts dans les machines rotatives, montrant que ce modèle offre les meilleurs résultats [19].

Inyang, Petrunin et Jennions (2023) ont démontré que SVM est plus performant que Naïve Bayes et RF pour le diagnostic de défauts des machines rotatives lorsque le même nombre de caractéristiques est utilisé [20].

Ali, Bouras Sid et Karim (2023) ont utilisé la régression logistique et l'arbre de décision pour le diagnostic des pannes des pompes centrifuges, montrant que l'arbre de décision offre les meilleurs résultats [21].

Xiangxiu et al. (2024) ont utilisé XGBoost, AdaBoost et RF pour l'identification des défauts d'équipement mécanique, montrant que XGBoost offre une capacité de classification plus significative [22].

Pinheiro, Brandao et Da Costa (2019) ont utilisé SVM pour l'analyse des vibrations dans les turbomachines, montrant que SVM présente une précision supérieure [23].

Srivastava et Parida (2021) ont démontré la pertinence de la régression et de SVM pour les applications pratiques en temps réel dans les microgrids AC [24].

Allal, Noura, Vernier et al. (2024) ont utilisé un cadre d'apprentissage automatique à deux niveaux avec RNN et Naïve Bayésien pour la détection des défauts des éoliennes, montrant que cette approche surpasse les solutions existantes [25].

Paudyal (2019) a utilisé KNN, FFT et CWT pour la détection des pannes des machines tournantes, montrant que KNN offre une précision de plus de 96% [26].

Ainsi, il est observé que les modèles SVM, RF et RNA sont fréquemment utilisés et offrent une précision supérieure pour la détection des défauts de balourd dans les machines tournantes.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes basés sur l'état de l'art de la prédiction des défauts de balourd par l'apprentissage automatique. Nous avons ensuite expliqué

les modèles les plus couramment utilisés ces dernières années pour la prédiction des défauts de balourd à l'aide de l'apprentissage automatique. Enfin, nous avons fourni une explication détaillée du modèle lorsque nous avons appliqué la méthode Random Forest. Le prochain chapitre continuera sur cette lancée.

Chapitre 4

La prédiction du défaut de balourd par l'apprentissage automatique

4.1 Introduction

Afin de bénéficier des avantages de l'intelligence artificielle pour apprendre automatiquement et s'adapter à des variables industrielles complexes, telles que les défauts de balourd, nous avons créé un modèle d'apprentissage automatique capable de prédire ces défauts à partir d'une base de données fiable dérivée des mesures des capteurs. En effectuant un travail méthodique et organisé, nous avons réalisé une étude comparative d'un groupe de modèles d'apprentissage automatique, ce qui nous a permis de sélectionner le modèle le plus performant, augmentant ainsi la crédibilité et la précision de nos prédictions.

4.2 Objectif de travail

- Prédire le balourd en utilisant un algorithme d'apprentissage automatique sélectionné.
- Développer une application facile à utiliser avec une valeur esthétique.

4.3 Création d'un modèle de ML pour la prédiction du balourd

Dans cette partie, nous aborderons les étapes essentielles pour développer un modèle de machine learning performant, en commençant par la sélection et le filtrage des bases de données, la création d'une base de données de validation, l'analyse statistique des données, jusqu'à la sélection du meilleur algorithme pour l'application automatique.

4.3.1 La sélection des bases des données

Nous disposons de deux bases de données : la première appartient à SME et la seconde appartient à GE. Afin de choisir la base de données la plus appropriée, nous précisons les entrées et sorties souhaitées puis comparons les deux bases de données en termes de taille, qui est la suivante :

- Les entrées : "Rotation speed" et " Direct "

Rotation Speed (Vitesse de Rotation) : La fréquence à laquelle une machine ou un composant tourne, généralement mesurée en tours par minute (RPM).

Direct : Représente la mesure de l'intensité globale des vibrations de la machine.

- Les sorties : "Amplitude of X1 " (X1 : Le 1 harmonique)

Amplitude of X1 (Amplitude du 1 Harmonique) : L'intensité de la vibration à la fréquence de rotation principale de la machine.

1. Première base de données (SME) :

- Qui représente les informations collectées au cours des huit dernières années.
- Sa taille : [60,3]
(telle que : 60 représente le nombre de lignes qui expriment le nombre de mesures, tandis que 3 est le nombre de colonnes qui expriment le nombre de variables.)
- Sa taille est petite parce qu'elle est basée sur une surveillance discontinue (une fois chaque 4 mois + des interventions d'urgence)

2. Deuxième base de données (GE) :

- Ce qui représente les informations collectées au cours de cette année .
- Sa taille : [862 ,3]
- Sa taille est important parce qu'elle est basée sur une surveillance en temps réel. Donc, nous avons sélectionné la base de données (GE) (elle est grande et permet de mieux enseigner le modèle)

4.3.2 Filtrage des données

La vitesse de rotation est toujours stable à 3000 tr/min, nous avons donc supprimé toutes les vitesses qui ne concordaient pas avec cette condition (en tenant compte d'une petite marge d'incertitude), afin d'obtenir une base de données de qualité . Le résultat final est une matrice de taille : [719 ,3]

4.3.3 Créer une base de données pour la validation

Nous divisons la base de données en deux parties, dont la plupart sont destinées à l'apprentissage du modèle et le reste au test final du modèle.

Le résultat est donc devenu le suivant : 609 inputs pour l'apprentissage et 110 inputs pour la validation.

4.3.4 Statistiques de la base de données

Le tableau ci-dessous (Tableau 4.1) présente des statistiques descriptives pour trois variables d'un dataset : "speed" (vitesse), "direct" (vibration globale), et "amplitude". Chaque ligne du tableau donne une mesure statistique spécifique qui aide à comprendre la distribution et la variation des données.

Intérêt du tableau

Ce tableau est utile pour obtenir un aperçu rapide des caractéristiques de base des données. Par exemple, la moyenne indique la valeur centrale typique, tandis que l'écart-type montre la variabilité des données autour de cette valeur. Les valeurs minimales et maximales permettent d'identifier l'étendue des données. Ces informations sont essentielles pour comprendre la distribution et la dispersion des variables avant d'appliquer des analyses plus complexes.

Statistique	Speed	Direct	Amplitude
Count	609	609	609
Mean	3002.88	127.5	122.37
Std	1.3	8.3	8.36
Min	2998	114	112
Max	3007	152	145

Tableau 4.1: Tableau de statistiques du balourd

- Statistique : Indique le type de mesure statistique.
- Speed : Représente la variable "vitesse de rotation".
- Direct : Représente la variable "la vibration globale".
- Amplitude : Représente la variable "Amplitude de 1er harmonique".

Les lignes du tableau décrivent les mesures suivantes :

- **Count** : Le nombre total d'observations, ici 609 pour chaque variable.
- **Mean** représente ainsi que La moyenne des valeurs, indiquant la tendance centrale des données .
- **Std** représente L'écart-type, qui mesure la dispersion des données autour de la moyenne.
- **Min** : La valeur minimale observée dans les données ainsi que La valeur maximale observée dans les données sont représentés par MAX.

4.3.5 Sélection du meilleur modèle d'apprentissage automatique

Pour cela, nous avons exécuté un ensemble de 13 modèles et les avons comparés, et les résultats sont présentés dans le tableau 4.2 suivant :

Model	Mean Squared Error (MSE)	R-squared (R²)
Linear Regression	2.048164	0.971147
Ridge Regression	2.386399	0.966382
Elastic Net Regression	2.063744	0.970927
Lasso Regression	2.087749	0.970589
Decision Tree	1.446557	0.979622
Random Forest	1.422451	0.979961
Gradient Boosting	1.428083	0.979882
AdaBoost	1.640043	0.976896
Support Vector Machine	1.616636	0.977226
K-Nearest Neighbors	1.430492	0.979848
Recurrent Neural Network	2.1726	0.965085
XGBoost	1.437322	0.979752
CatBoost	1.436249	0.979959

Tableau 4.2: Comparaison entre les modèles d'apprentissage automatique

Afin de faciliter l'analyse des résultats, nous créons l'histogramme illustré à la figure 4.1 .

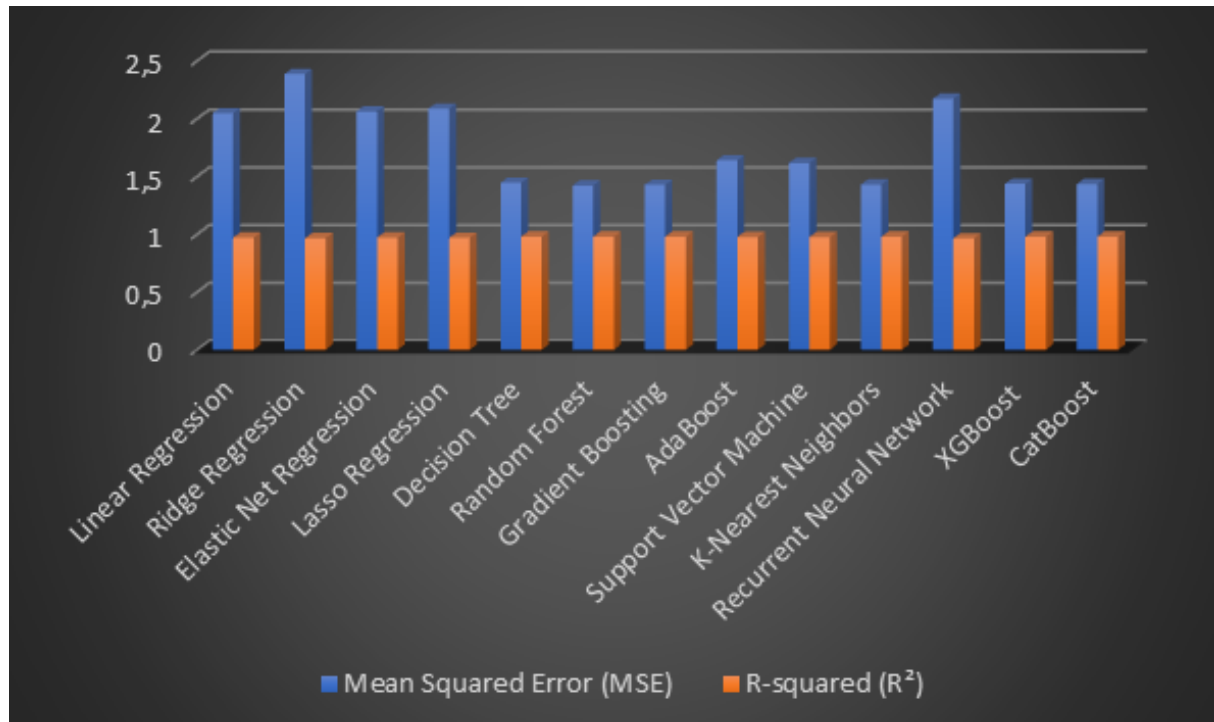


Figure 4.1: Comparaison des Performances des Modèles de Machine Learning à l'aide des Histogrammes

Interprétation :

La figure 4.1 présente une comparaison des performances de différents modèles d'apprentissage automatique à l'aide de deux métriques : l'erreur quadratique moyenne (MSE, en bleu) et le coefficient de détermination (R-carré, en orange). Voici une interprétation détaillée des résultats :

1. Modèles Linéaires :

Voici les performances des différents modèles de régression en termes de MSE et de R-carré :

Modèle	MSE	R-carré
Linear Regression	2.048164	0.971147
Ridge Regression	2.386399	0.966382
Elastic Net Regression	2.063744	0.970927
Lasso Regression	2.087749	0.970589

Tableau 4.3: Modèles Linéaires.

Explication :

Ces modèles utilisent une combinaison linéaire des variables d'entrée pour faire des prédictions. La régression linéaire simple a le MSE le plus bas et un R légèrement supérieur parmi ces modèles. Ridge, Lasso et Elastic Net régularisent les coefficients pour éviter le surapprentissage (overfitting), mais introduisent une légère augmentation de l'erreur quadratique moyenne.

2. Modèles Basés sur les Arbres de Décision

Voici les performances des différents modèles d'arbres et méthodes associées en termes de MSE et de R-carré :

Modèle	MSE	R-carré
Decision Tree	1.446557	0.979622
Random Forest	1.422451	0.979961
Gradient Boosting	1.428083	0.979882
AdaBoost	1.640043	0.976896
XGBoost	1.437322	0.979752
CatBoost	1.436249	0.979959

Tableau 4.4: Modèles Basés sur les Arbres de Décision.

Explication :

Les modèles basés sur les arbres (Decision Tree) et leurs variantes boostées et ensemblistes (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost, CatBoost, AdaBoost) montrent une performance supérieure avec des MSE plus bas et des R plus élevés. Random Forest et CatBoost montrent les meilleures performances dans ce groupe, indiquant une capacité à mieux généraliser sur les données de test.

3. Modèles de Machines à Vecteurs de Support et K-Nearest Neighbors

- Support Vector Machine : MSE = 1.616636, R-carré = 0.977226
- K-Nearest Neighbors : MSE = 1.430492, R-carré = 0.979848

Explication :

K-Nearest Neighbors (KNN) et les Support Vector Machines (SVM) montrent également des bonnes performances, avec KNN ayant une performance légèrement

supérieure en termes de MSE. Ces modèles non paramétriques sont efficaces pour capturer des relations complexes dans les données.

4. Modèles de Réseaux de Neurones

- **Recurrent Neural Network (RNN)** : MSE = 2.1726, R-carré = 0.965085

Explication :

Le modèle RNN a une MSE plus élevée et un R plus faible comparé aux autres modèles non linéaires et ensemblistes. Les RNN sont souvent plus adaptés pour les données séquentielles et peuvent nécessiter un ajustement plus fin pour surpasser les autres modèles dans des tâches de régression non séquentielles.

Résultat :

A partir de ce résultat nous avons choisi le modèle de Random Forest (forêt aléatoire), qui nous a donné le meilleur résultat ou :

MSE = 1.422451 et R-carré = 0.979961.

Pour plus d'informations sur MSE et R-carré, accédez à l'annexe D

4.4 La performance du model Random Forest

Nous avons montré la performance de notre modelé par les figures 4.1 et 4.2, comme suivant :

4.4.1 Comparaison entre les valeurs réelles et les valeurs prédites

La figure 4.2 est un graphique de dispersion des valeurs réelles (abscisses) par rapport aux valeurs prédites (ordonnées). La ligne pointillée noire représente la ligne d'égalité parfaite où les valeurs prédites sont en corrélation avec les valeurs réelles.

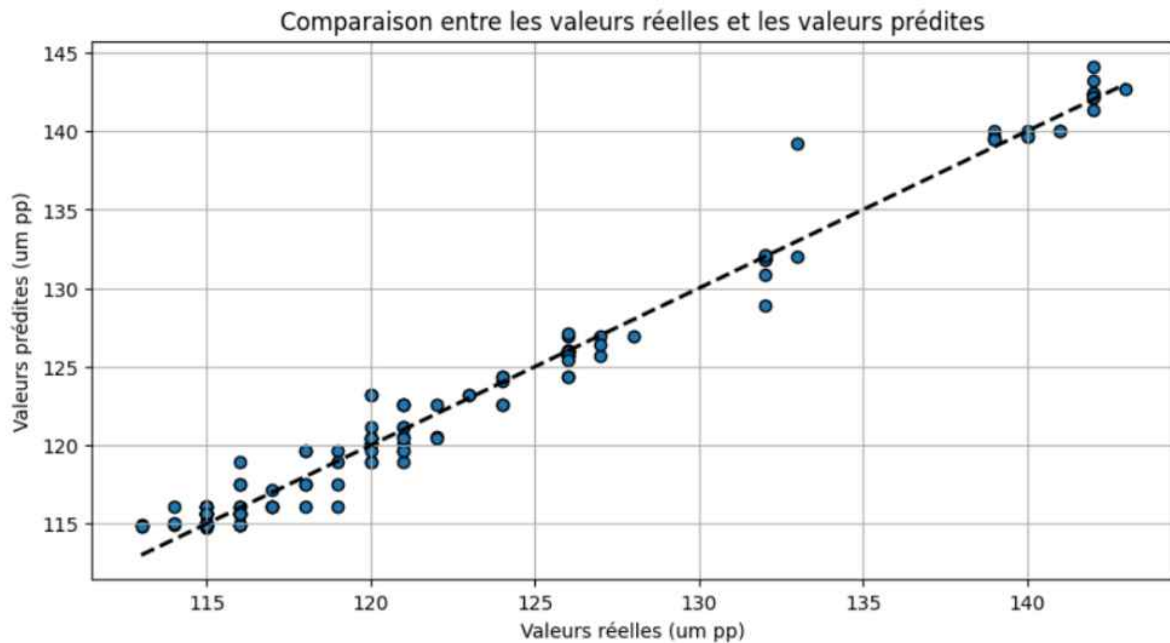


Figure 4.2: Comparaison entre les valeurs réelles et les valeurs prédites

Observations :

- Les points sont globalement bien alignés le long de la ligne d'égalité, indiquant une bonne performance du modèle.
- Il y a quelques points au-dessus et en dessous de la ligne, ce qui suggère des erreurs de prédiction, mais elles sont relativement faibles.
- La tendance montre une forte corrélation entre les valeurs réelles et prédites, ce qui est un bon indicateur de précision.

4.4.2 Distribution des erreurs de prédiction

La figure 4.3 est un histogramme de la distribution des erreurs de prédiction (différence entre les valeurs réelles et prédites), avec une courbe de densité superposée pour indiquer la distribution normale.

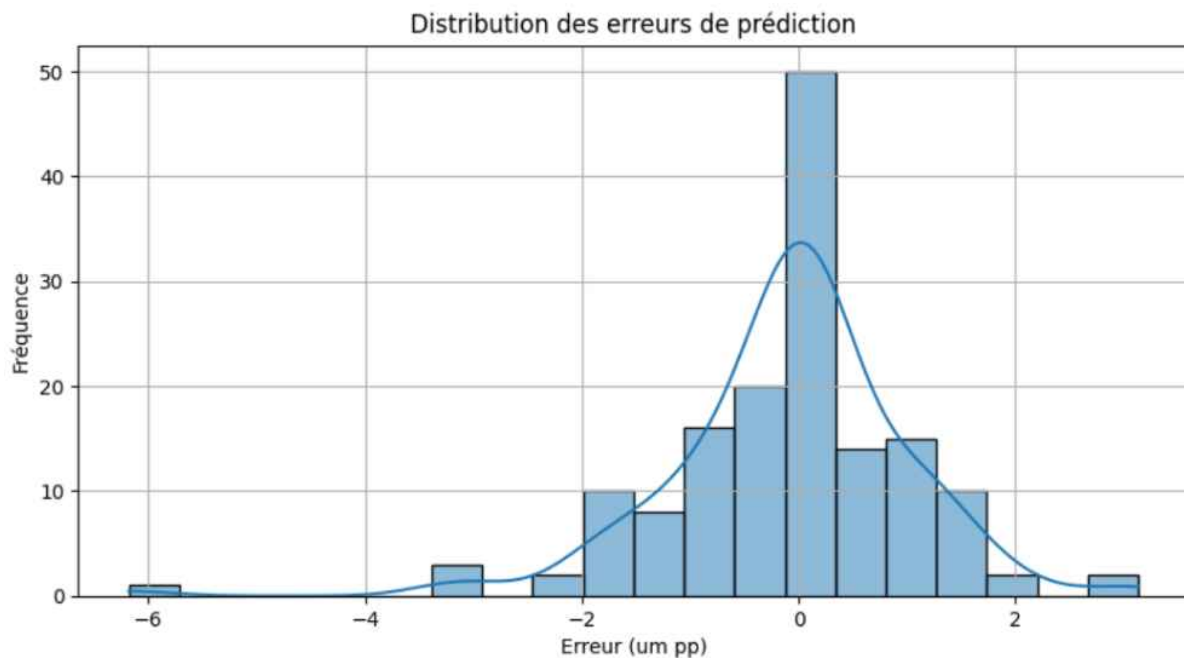


Figure 4.3: Distribution des erreurs de prédiction

Observations :

- La distribution des erreurs est centrée autour de zéro, ce qui indique que le modèle ne présente pas de biais systématique.
- La majorité des erreurs se situent dans une plage étroite de -2 , à $2 \mu\text{m pp}$, suggérant des erreurs de faible amplitude.
- Il y a quelques erreurs extrêmes, mais elles sont rares, ce qui montre que les grandes erreurs de prédiction sont des exceptions.

4.5 La création de la courbe des prédictions avec des valeurs d'alarme et de pré-alarme

Pour faciliter l'interprétation des résultats, nous les présentons sous forme de graphiques clairs et faciles à comprendre (Figure 4.4).

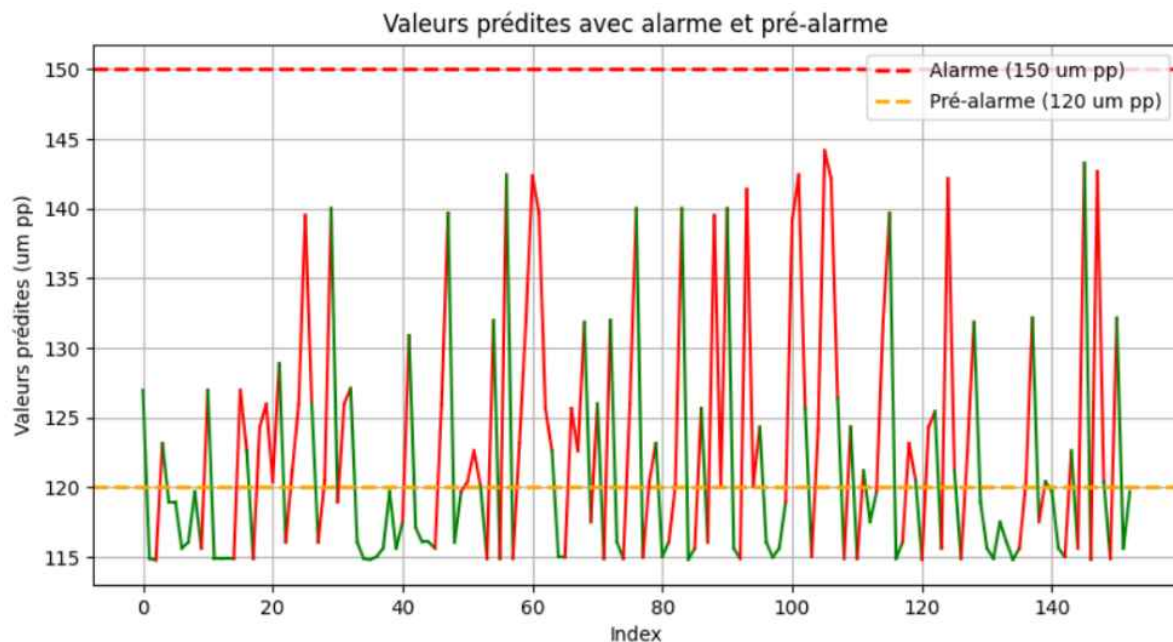


Figure 4.4: Courbe des prédictions avec valeurs d'alarme et de pré-alarme

Remarque : La variable 'Index' représente les mesures de vibration que nous avons prises pour la validation.

Observations :

Il y a plusieurs occurrences où les prédictions dépassent le seuil de $120 \mu\text{m pp}$, indiquant des situations potentiellement critiques. Les prédictions restent généralement proches du seuil de pré-alarme, avec certains pics nettement supérieurs au seuil de pré-alarme.

4.6 Création d'interface graphique

4.6.1 Description générale de l'application de bureau "easy"

Nous avons conçu l'application de bureau "easy" en suivant une approche structurée en deux étapes principales :

4.6.1.1 Première étape : Création du serveur

La première phase de notre développement a impliqué la création d'un serveur qui sert de lien entre le modèle de machine learning (Random Forest) et l'interface utilisateur. Ce serveur assurant ainsi une communication fluide et efficace. Il reçoit

les données de l'utilisateur, les traite via le modèle de machine learning, et renvoie les résultats à l'interface utilisateur pour une présentation et une interaction ultérieure.

4.6.1.2 Deuxième étape : Création de l'interface utilisateur

La deuxième phase a consisté à développer l'interface utilisateur de notre application en utilisant Flutter, un Framework d'interface utilisateur open-source développé par Google. Flutter utilise le langage de programmation Dart, ce qui nous permet de créer des applications nativement compilées pour mobile, web et bureau à partir d'une seule base de code. L'interface utilisateur de "easy" est conçue pour être intuitive et facile à utiliser, offrant une navigation claire et des fonctionnalités accessibles.

4.6.2 Fonctionnalités de l'application

Notre application "easy" est structurée en 4 sections principales, chacune accessible via la page d'accueil (Figure 4.5) :

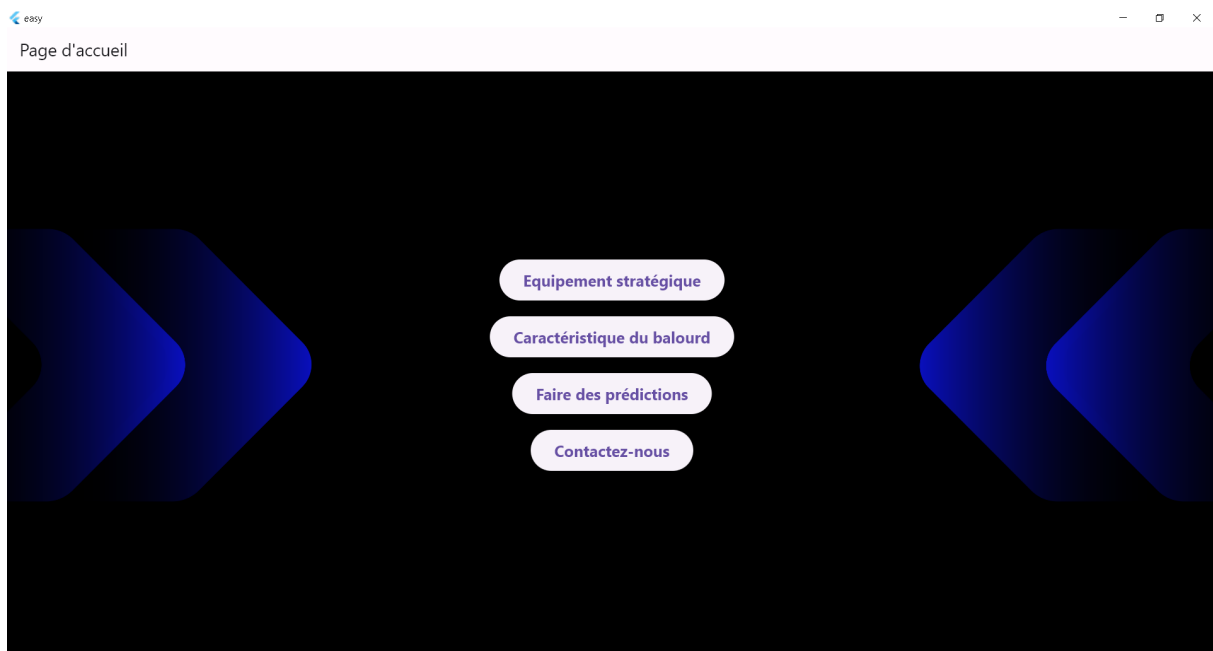


Figure 4.5: La page d'accueil

1.Équipement stratégique : Description (Figure 4.6) et Fiche technique (Figure 4.7) de l'équipement stratégique.

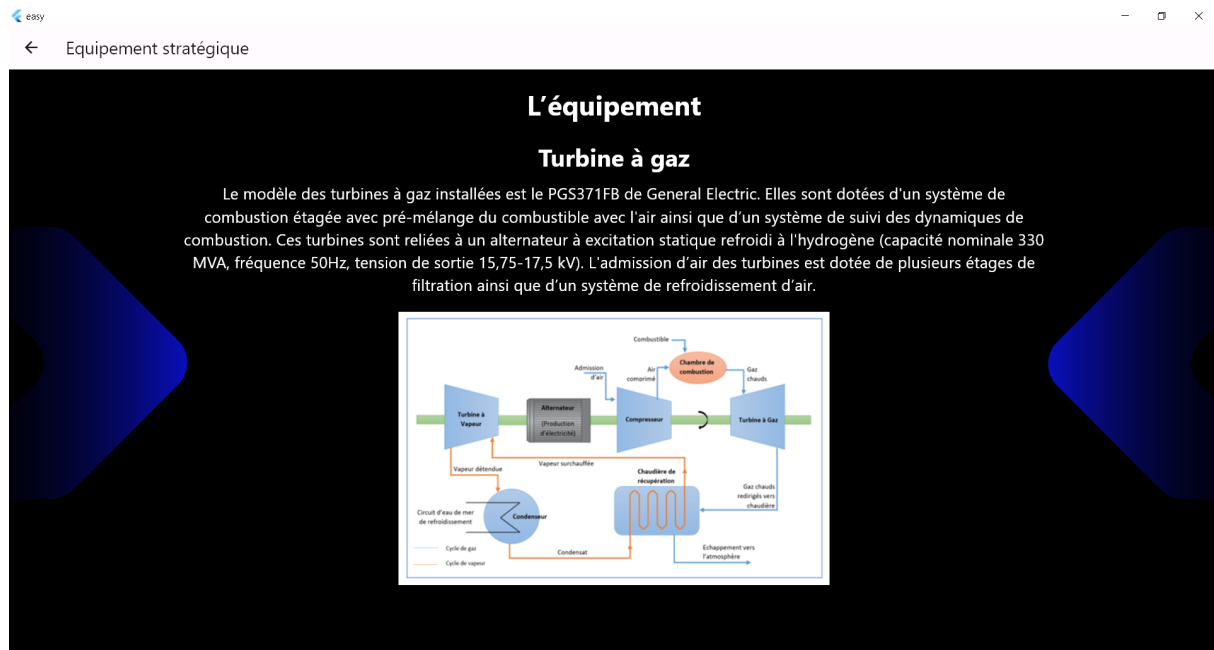


Figure 4.6: L'Équipement stratégique (Turbine à gaz)

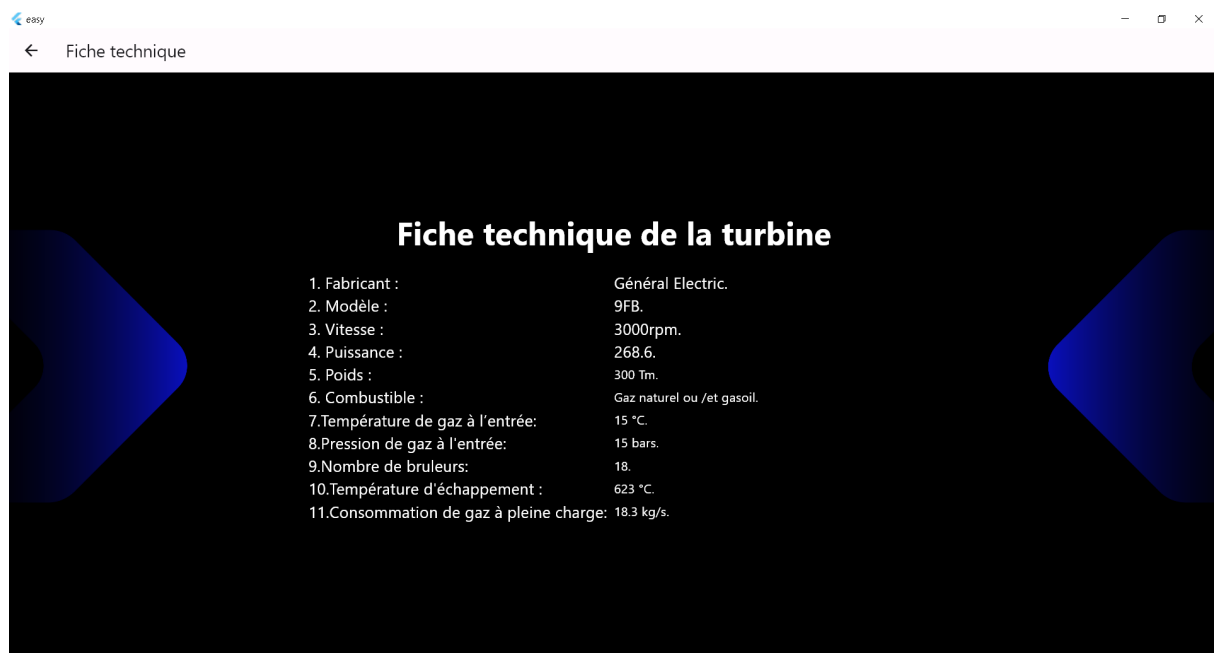


Figure 4.7: Fiche technique

2. Caractéristique du balourd :

Informations sur les déséquilibres (Figure 4.8), les normes API670 (Figure 4.9) et les actions correctives (Figure 4.10).



Figure 4.8: Défaut de balourd

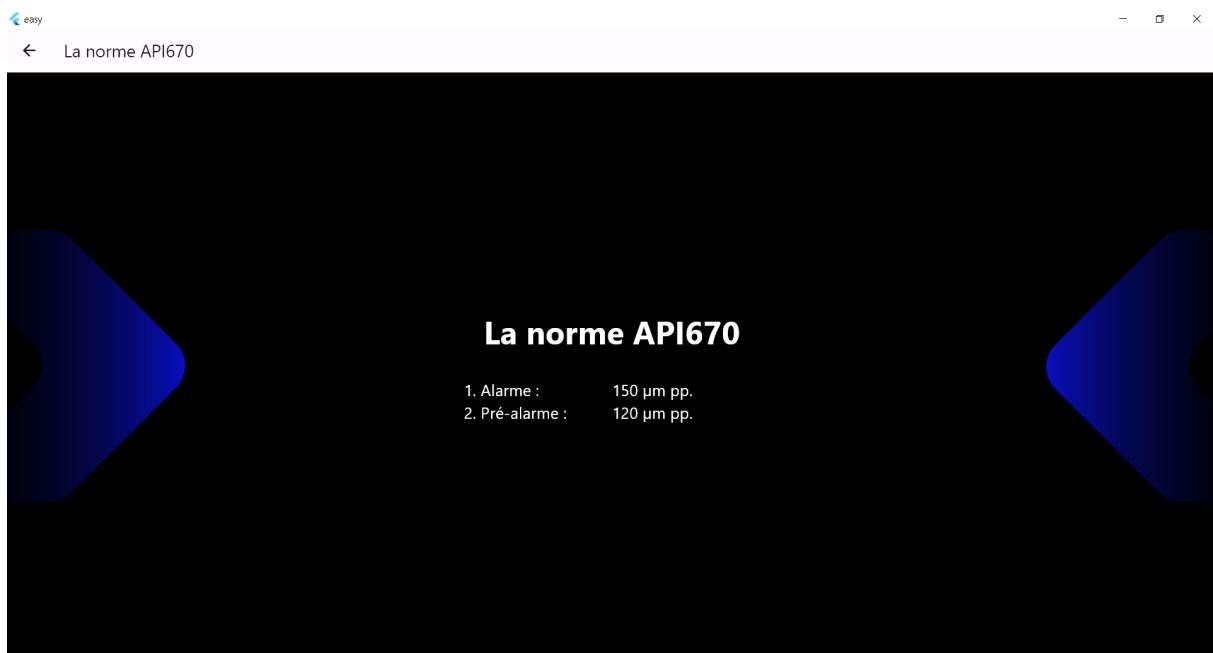


Figure 4.9: La norme API670



Figure 4.10: Les actions correctives

3.Faire des prédictions :

Utilisation des modèles de machine learning pour faire des prédictions d'amplitude de X1 basées sur les données fournies. Nous soumettons d'abord les données au format xlsx (Figure 4.11) puis cliquons sur » Faire des prédictions « (Figure 4.12), et on obtient les valeurs de prédiction (Figure 4.13)., ainsi que des graphiques qui facilitent le diagnostic des résultats de prédiction (Figure 4.14).

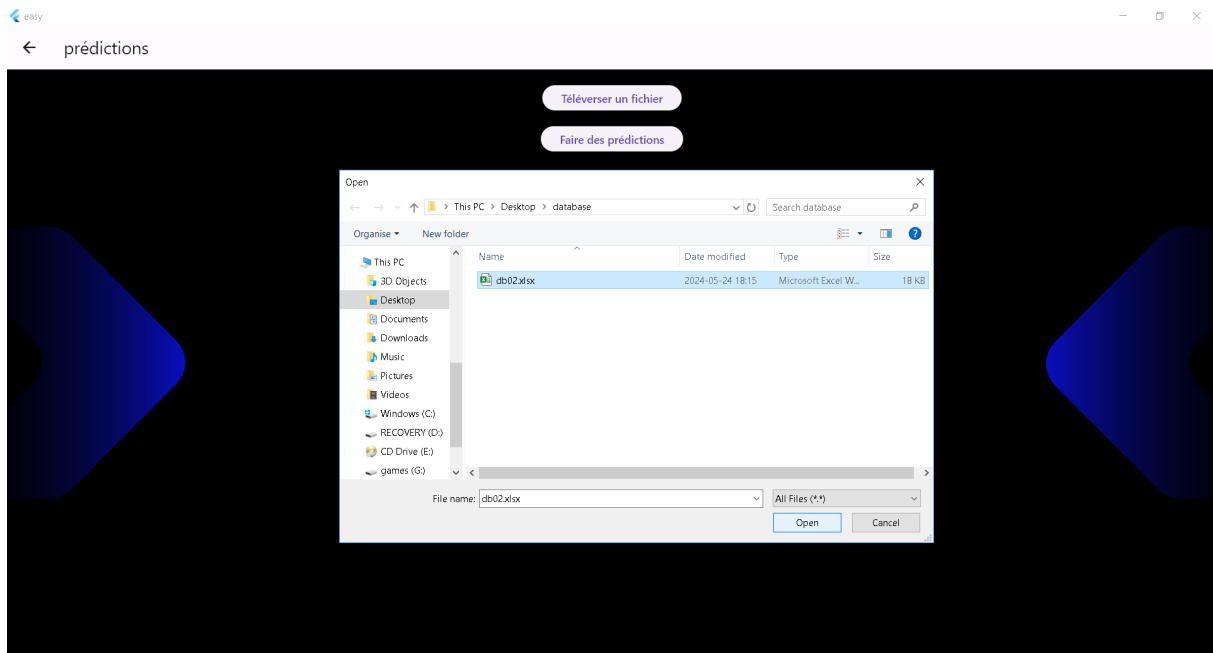


Figure 4.11: La fonction de prédiction

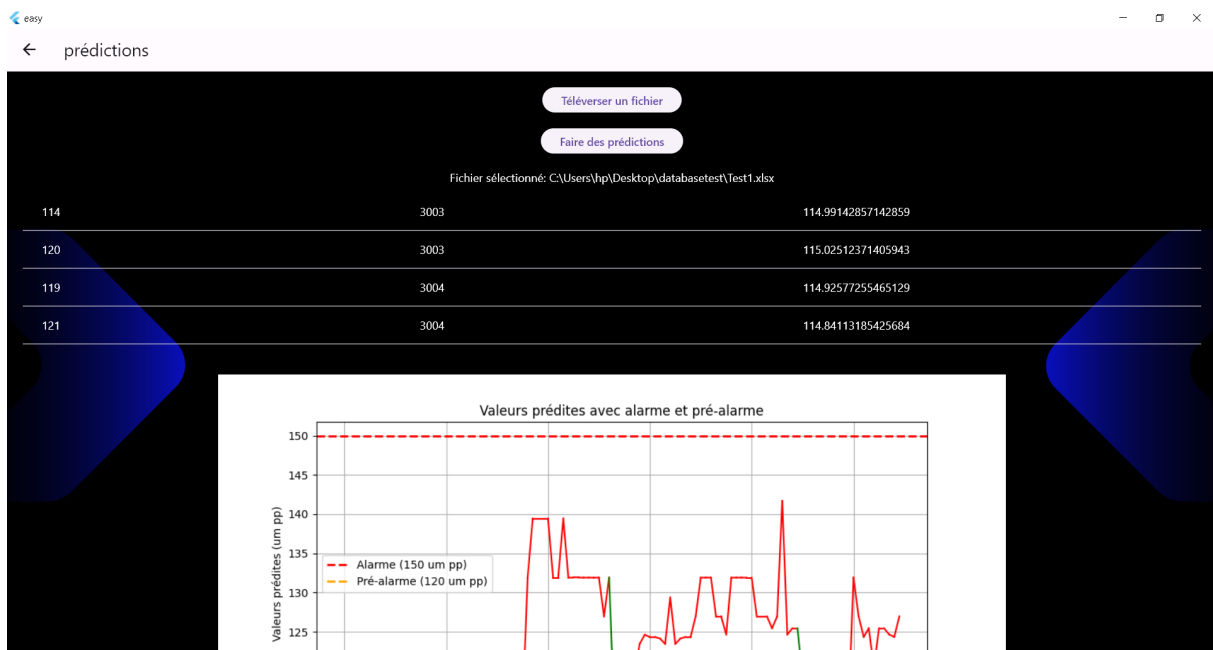


Figure 4.12: Les valeurs de prédiction



Figure 4.13: Diagnostic des résultats de prédiction

4.Contactez-nous : Option pour nous contacter (Figure 4.14)



Figure 4.14: Options de Contact

4.7 Discussion

Le modèle de prévision utilisant un Random Forest Regressor montre de bonnes performances globales. Les prédictions sont précises et cohérentes avec les valeurs réelles, comme le démontrent les graphiques de dispersion et la distribution des erreurs. Les seuils d'alarme et de pré-alarme permettent d'identifier efficacement les valeurs critiques. Les points clés à retenir sont :

- Précision des prédictions proche des valeurs réelles.
- Bonne distribution des erreurs avec un centre autour de zéro.
- Identification claire des valeurs dépassant les seuils critiques, ce qui est crucial pour la surveillance et l'alerte en temps réel.

Ces résultats suggèrent que le modèle est bien adapté pour une application pratique dans la prévision des valeurs critiques, avec des implications potentielles pour l'amélioration des processus de maintenance prédictive. De plus, les résultats de l'étude de cas que nous avons menée sont cohérents avec les résultats de l'état de l'art, cela renforce la crédibilité de notre approche. Ainsi, la synergie entre le modèle de prévision performant et la technologie de pointe de l'application "easy" permet de répondre efficacement aux besoins de surveillance et de maintenance des équipements stratégiques, en offrant des alertes précises et en améliorant les processus de prise de décision. Cette intégration renforce la pertinence et l'efficacité de notre approche dans le cadre de la maintenance prédictive et de la gestion des équipements.

4.8 Conclusion

En conclusion, notre modèle d'apprentissage automatique, utilisant l'algorithme de la Forêt Aléatoire, a prouvé son efficacité dans la prédiction des défauts de balourd. À travers l'application desktop "easy", nous avons démontré la précision et la fiabilité de notre approche. Cette avancée constitue une étape significative dans le domaine de la maintenance prédictive, offrant aux entreprises un outil performant pour la surveillance de leurs équipements industriels.

Conclusion Générale

Les résultats de notre étude sur la maintenance prédictive, centrée sur la détection des défauts de balourd par l'analyse vibratoire et l'apprentissage automatique, sont très prometteurs. Nous avons constaté que les processus de diagnostic mis en place par GE et SME sont extrêmement efficaces, permettant une identification rapide et précise des défauts de balourd. Les mesures correctives entreprises suite à ces diagnostics ont montré une amélioration significative des performances des équipements. L'étude comparative entre les deux entreprises a révélé que, bien que les approches puissent différer, les résultats obtenus sont comparables en termes de fiabilité et d'efficacité. Cette constatation souligne que les stratégies de maintenance prédictive, indépendamment des variations méthodologiques, offrent des bénéfices substantiels pour la gestion des équipements industriels.

en outre, notre modèle d'apprentissage automatique, basé sur la méthode Random Forest, a démontré une grande efficacité avec une précision élevée dans la prédiction des défauts de balourd. L'application desktop "easy" que nous avons développé a également prouvé sa fiabilité, facilitant ainsi le processus de surveillance des équipements industriels.

En somme, les résultats atteints dans cette étude montrent que l'intégration de l'apprentissage automatique dans la maintenance prédictive est non seulement viable, mais apporte également des avantages tangibles aux entreprises. Cette avancée technologique améliore la précision du diagnostic et facilite la visualisation des résultats grâce à une interface très rapide, contribuant ainsi à la réduction des coûts et à l'augmentation de la durée de vie des équipements. Cela permet également un déclenchement rapide des mesures correctives. Nous encourageons vivement les entreprises à adopter ces méthodes innovantes pour optimiser leurs opérations de maintenance et renforcer leur compétitivité.

Perspectives

En perspective, nous proposons d'ouvrir la voie à de multiples applications pratiques dans le domaine de la surveillance des équipements industriels. En intégrant l'intelligence artificielle avec une base de données fiable en temps réel, il est possible de développer un outil précieux pour aider les entreprises à anticiper les pannes liées au balourd en temps réel. Ces avancées promettent d'optimiser et d'améliorer les processus de maintenance industrielle. De plus, nous envisageons d'intégrer l'analyse automatique des résultats grâce à des algorithmes d'intelligence artificielle et de les afficher dans l'application « easy ».

Bibliographie

- [1] Bently Nevada. *Formation Système 3500*. Bently Nevada, 2020.
- [2] Cornelius Scheffer and Paresh Girdhar. *Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance*. Elsevier, 2004.
- [3] Bently Nevada. *Formation Système 1*. Bently Nevada, 2020. Training Manual.
- [4] Kaitlin Kirasich, Trace Smith, and Bivin Sadler. Random forest vs logistic regression : binary classification for heterogeneous datasets. *SMU Data Science Review*, 1(3) :9, 2018.
- [5] Keltoum Belalia. Diagnostic des défauts par analyse vibratoire appliqué au compresseur centrifuge bcl 606a. Master’s thesis, ENST, 2016.
- [6] Brüel & Kjær Vibro. *Stage MC. Formation*. Brüel & Kjær Vibro, 2003. Training Manual.
- [7] Hamimi Larabi and Sidali Ahcene. *Application de la méthode SVM à la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri Tizi Ouzou, 2021.
- [8] Mariem Jemmali. *Maintenance prédictive pour une turbine de puissance en utilisant des algorithmes d’apprentissage machine*. PhD thesis, École de technologie supérieure, 2021.
- [9] Oliver Mey, Willi Neudeck, André Schneider, and Olaf Enge-Rosenblatt. Machine learning-based unbalance detection of a rotating shaft using vibration data. In *2020 25th IEEE international conference on emerging technologies and factory automation (ETFA)*, volume 1, pages 1610–1617. IEEE, 2020.
- [10] Sukhjeet Singh and Navin Kumar. Rotor faults diagnosis using artificial neural networks and support vector machines. *International Journal of Acoustics and Vibration*, 20(3) :153–159, 2015.
- [11] Shady S Refaat, Haitham Abu-Rub, MS Saad, EM Aboul-Zahab, and Atif Iqbal. Detection and discrimination between unbalanced supply and phase

- loss in pmsm using ann-based protection scheme. In *2013 7th IEEE GCC Conference and Exhibition (GCC)*, pages 430–435. IEEE, 2013.
- [12] Hamza Sabir, Mohammed Ouassaid, and Nabil Ngote. Early severity assessment of unbalanced rotor fault in wrim using ann based hybrid tsa and fft approach. In *2020 IEEE 7th International Conference on Engineering Technologies and Applied Sciences (ICETAS)*, pages 1–6. IEEE, 2020.
- [13] Adhishree Srivastava and SK Parida. A robust fault detection and location prediction module using support vector machine and gaussian process regression for ac microgrid. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 58(1) :930–939, 2021.
- [14] Davi Carvalho, José FV Melo, Eraylson G Silva, José Wesley, Dioéliton Passos, and Paulo SG De Mattos Neto. Fault detection and classification in electrical systems : A machine learning and fuzzy logic-based system. In *2023 Workshop on Communication Networks and Power Systems (WCNPS)*, pages 1–7. IEEE, 2023.
- [15] Abdelhak Oulmane. *Surveillance et diagnostic des défauts des machines tournantes dans le domaine temps-fréquences utilisant les réseaux de neurones et la logique floue*. PhD thesis, École Polytechnique de Montréal, 2014.
- [16] Yi-Qing Ni and Qiu-Hu Zhang. A bayesian machine learning approach for on-line detection of railway wheel defects using track-side monitoring. *Structural Health Monitoring*, 20(4) :1536–1550, 2021.
- [17] Iker Pastor-López, Igor Santos, Aitor Santamaría-Ibirika, Mikel Salazar, Jorge De-la Peña-Sordo, and Pablo G Bringas. Machine-learning-based surface defect detection and categorisation in high-precision foundry. In *2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pages 1359–1364. IEEE, 2012.
- [18] Ruonan Liu, Boyuan Yang, Enrico Zio, and Xuefeng Chen. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery : A review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 108 :33–47, 2018.
- [19] Yuan Xie and Tao Zhang. Fault diagnosis for rotating machinery based on convolutional neural network and empirical mode decomposition. *Shock and Vibration*, 2017(1) :3084197, 2017.
- [20] Udeme Ibanga Inyang, Ivan Petrunin, and Ian Jennions. Diagnosis of multiple faults in rotating machinery using ensemble learning. *Sensors*, 23(2) :1005, 2023.

- [21] Bouras Sid Ali and Chibani Karim. *Diagnostic Des Pannes Des Pompes Centrifuge Par Estimation Paramétrique*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri, 2023.
- [22] Yao Xiangxiu, Zeng Pingtao, Ni Weiyi, and Shen Zhiyan. Mechanical equipment fault identification based on machine learning algorithm under unbalanced data. In *2024 IEEE 3rd International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA)*, pages 662–666. IEEE, 2024.
- [23] Allan Alves Pinheiro, Iago Modesto Brandao, and Cesar Da Costa. Vibration analysis in turbomachines using machine learning techniques. *European Journal of Engineering and Technology Research*, 4(2) :12–16, 2019.
- [24] Adhishree Srivastava and SK Parida. A robust fault detection and location prediction module using support vector machine and gaussian process regression for ac microgrid. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 58(1) :930–939, 2021.
- [25] Zaid Allal, Hassan N Noura, Flavien Vernier, Ola Salman, and Khaled Chahine. Wind turbine fault detection and identification using a two-tier machine learning framework. *Intelligent Systems with Applications*, 22 :200372, 2024.
- [26] Santosh Paudyal. *Classification of Rotating Machinery Fault Using Vibration Signal*. The University of North Dakota, 2019.
- [27] Nf en 13306 : Maintenance - maintenance terminology. Standard published by AFNOR, January 2018. In French.
- [28] Mohamed Djouada. *Etude des performances de la classification par couplage réseaux de neurones artificiels (RNA)–algorithmes génétiques (AG) : application au diagnostic vibratoire*. PhD thesis, 2018.
- [29] Massinissa Attar and Aissa Berragda. Automatisation du diagnostic des défauts de roulement par le développement d’un système de surveillance intelligent basé sur l’analyse spectrale. Master’s thesis, ENST, 2017.
- [30] A. Amara. *Analyse Des Modes De Dégradation Et Élaboration D’un Plan D’inspection D’une Structure Mécanique*. Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar - Annaba, 2021.
- [31] Bilal Ikhlef, Abdelmoumin Chentouf, and Hocine Encadreur Fenineche. *Etude de diagnostic intelligent des défauts mécaniques dans les machines tournantes*. PhD thesis, Université de Jijel, 2021.

Annexe A

Les notions de bases de l'analyse
vibratoire et la surveillance

A.1 Notion de base sur la maintenance prédictive et l'analyse vibratoire

A.2 La maintenance industrielle

A.2.1 Définition de la maintenance

Selon la norme (NF EN 13306) : « Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un système, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise. »

A.2.1.1 Les types de la maintenance

A.2.1.2 La maintenance corrective

Selon la norme (NF EN 13306) : « Maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à rétablir un système dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. »

A.2.1.3 La maintenance préventive

Selon la norme (NF EN 13306) « La maintenance préventive est une maintenance destinée à évaluer et/ou atténuer la dégradation et réduire la probabilité de défaillance d'un système. »

A.2.1.4 La maintenance systématique

La maintenance systématique, également connue sous le nom de maintenance planifiée, Selon la norme (NF EN 13306)

« Maintenance préventive exécutée à intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du système. Les intervalles de temps ou le nombre d'unités d'usage peuvent être établis d'après la connaissance des mécanismes de défaillance du système. »

A.2.1.5 La maintenance conditionnelle

Contrairement à la maintenance préventive traditionnelle qui se base sur des intervalles de temps prédéterminés, la maintenance conditionnelle prend en compte

l'état réel du système pour déterminer les actions de maintenance à entreprendre. Selon la norme NF EN 13306 : " La maintenance conditionnelle est une maintenance préventive qui inclut l'évaluation des conditions physiques, l'analyse et les éventuelles actions de maintenance qui en découlent."

A.3 La maintenance prédictive

A.3.1 La définition de la maintenance prédictive

Ce type de maintenance implique la mise en œuvre de mesures de maintenance conditionnelles en se basant sur les prévisions extrapolées à partir de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation. L'objectif de cette méthodologie est de prévenir les défaillances potentielles du système en utilisant des données et des techniques d'analyse avancées. Selon la norme NFEN13306 [27] « Maintenance conditionnelle exécutée suite à une prévision obtenue grâce à une analyse répétée ou à des caractéristiques connues et à une évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du système. »

La maintenance prédictive repose sur la collecte régulière de données provenant de capteurs, d'instruments de mesure ou d'autres dispositifs de surveillance installés sur le système. Ces données sont ensuite analysées à l'aide de techniques telles que l'analyse vibratoire, l'apprentissage automatique (Machine Learning) ou d'autres méthodes d'analyse prédictive. Les indicateurs de surveillance de dégradation peuvent inclure la surveillance des vibrations, de la température, du courant électrique et de la pression et autres manifestations dues à des changements de l'état du système (ou machines).

A.3.2 Les objectifs de la maintenance prédictive

Les objectifs de la maintenance prédictive se concentrent sur plusieurs points clés, notamment :

- L'optimisation de la disponibilité opérationnelle est obtenue grâce à l'anticipation proactive des défaillances potentielles de la maintenance prédictive, ce qui permet une planification stratégique des interventions de maintenance afin de minimiser les temps d'arrêt imprévus et de garantir une disponibilité optimale des équipements [27].

- L'optimisation des coûts de maintenance est facilitée par la maintenance prédic-

tive grâce à l'identification rapide des actions de maintenance nécessaires, ce qui permet de réduire les coûts en évitant les réparations d'urgence et en améliorant l'efficacité de l'utilisation des ressources [27].

- L'allongement de la durée de vie des équipements est rendu possible par la maintenance prédictive, qui implique la détection et la résolution précoces des problèmes, préservant ainsi l'intégrité de l'équipement, prolongeant son utilité et maximisant le retour sur investissement [27].
- L'amélioration de l'efficacité opérationnelle est un résultat important de la maintenance prédictive, obtenue grâce à la réduction des temps d'arrêt imprévus, à l'optimisation des procédures de maintenance et à une meilleure utilisation des ressources, améliorant ainsi l'efficacité globale des opérations industrielles [27].

A.3.3 Les activités de l'analyse vibratoire

A.3.3.1 Le diagnostic

Consiste à identifier la cause probable d'une défaillance en utilisant un raisonnement logique basé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test. Selon la norme NF EN 13306, deux tâches primordiales sont associées au diagnostic : observer les symptômes de la défaillance et déterminer la cause sous-jacente en se basant sur un raisonnement logique étayé par des observations [28]. Le diagnostic dans l'industrie est généralement caractérisé par un processus en trois phases : Détection du mode de fonctionnement : Identifier le mode actuel de fonctionnement du procédé ou du système. Qualification du mode de fonctionnement : Évaluer et caractériser le mode de fonctionnement identifié. Décision basée sur la reconnaissance du mode de fonctionnement : Prendre une décision en utilisant les informations recueillies sur le mode de fonctionnement pour identifier la cause probable des défaillances et proposer des solutions appropriées.

A.3.3.2 La détection

Afin d'identifier les différents dysfonctionnements d'un système, il est impératif de pouvoir classer les scénarios observables comme typiques ou atypiques. Ce processus de catégorisation n'est toutefois pas simple, en raison de la rareté des informations généralement associées à des scénarios atypiques [2].

A.4 Analyse vibratoire

L'analyse vibratoire constitue 75% des techniques de surveillance des machines tournantes [29]. Cette approche permet de détecter et de diagnostiquer divers défauts mécaniques grâce à la mesure et à l'analyse des vibrations produites par les machines. En effet, toutes les machines, lorsqu'elles fonctionnent correctement, produisent des vibrations caractéristiques. Cependant, dès que des phénomènes tels que l'usure, la fatigue, le vieillissement, le désalignement ou le déséquilibre apparaissent, ces vibrations changent de profil, offrant ainsi un indicateur clair de la nécessité d'intervention. Cette technique permet de quantifier ces changements et la plupart des défauts mécaniques peuvent être détectés grâce à elle [2]. L'analyse vibratoire permet à un expert de surveiller les vibrations d'une machine en utilisant un analyseur en temps réel ou portable intégré à l'équipement (Ilhan Asilturk et al., 2017). Ce processus vise à détecter les anomalies. En conditions optimales, la machine présente un schéma de vibration particulier. Cependant, si des composants de la machine tels que les paliers d'arbre montrent des signes d'usure, différents motifs de vibration se manifestent dans la machine. La vibration de tout appareil en mouvement est caractérisée par des variations de fréquence, d'amplitude et d'intensité (Goutam Senapaty et al. 2018). Bien que la signature vibratoire puisse être associée à des phénomènes physiques et que les données de vibration aident à surveiller la santé de la machine (G Diwakar et al. 2012) [2].

A.4.1 Les objectifs de l'analyse vibratoire

- Mieux gérer le stock de pièces détachées.
- Augmenter son taux de disponibilité.
- **Détection des défauts** : Identifier la présence éventuelle de défauts ou d'anomalies dans le système en analysant les caractéristiques des vibrations.
- **Analyse détaillée des défauts** : Approfondir la compréhension des défauts détectés en examinant de manière approfondie leurs caractéristiques et leurs implications

A.4.2 les paramètres de vibration

- **L'amplitude** : L'amplitude d'un mouvement vibratoire est définie comme la mesure des déplacements par rapport à la position d'équilibre.

• **La fréquence** : c'est le nombre de périodes par unité de temps. La fréquence est l'inverse de la période.

Elle égale à : Les unités usuelles de mesure de la fréquence sont :

• L'Hertz [Hz], égal à 1 cycle par seconde.

• Le cycle par minute [cpm] .

• La fréquence est l'inverse de la période T : $F=1/T$

• **La phase** : La phase représente la mesure du temps écoulé entre un point de référence choisi et le moment précis que l'on observe.

On appelle déphasage cet écart de temps ou cet écart angulaire entre deux événements d'un même signal ou deux signaux d'un même événement mesurés en des points différents [2].

A.5 Système de surveillance

A.5.1 Les types des systèmes de surveillance

A.5.1.1 Surveillance vibratoire en ligne (Continue)

Dans cette approche, les capteurs vibratoires sont en permanence actifs et collectent des données vibratoires de manière continue et en temps réel. Les données sont transmises en continu à un système de surveillance central où elles sont analysées en temps réel pour détecter les changements et les anomalies dans les niveaux de vibration. Cette méthode permet une détection rapide des problèmes potentiels et une réponse immédiate aux conditions de fonctionnement anormales.

Elle est particulièrement adaptée aux équipements critiques où toute défaillance peut avoir des conséquences graves.

A.5.1.2 Surveillance vibratoire hors ligne (Discontinue)

Dans cette approche, les données vibratoires sont collectées de manière périodique, mais les analyses sont effectuées séparément du processus de surveillance en temps réel. Les données sont stockées localement sur des dispositifs de stockage ou des enregistreurs de données pour une analyse ultérieure.

A.6 Les types de capteurs

La mesure de trois grandeurs en technique vibratoire, à savoir le déplacement, la vitesse et l'accélération, peut être comprise à travers différents systèmes très

différents les uns des autres. Bien que leur nature soit variable, leur objectif reste le même, qui est de convertir les vibrations mécaniques en signaux électriques. Dans [Figure II.1], il est évident que les capteurs utilisant ces principes peuvent être actifs ou passifs. Les capteurs actifs sont autonomes et ne nécessitent pas d'alimentation externe, tandis que les capteurs passifs ne peuvent pas fonctionner sans source d'alimentation auxiliaire [27].

A. Les capteurs sismiques (absolus) :

La vibration absolue fait référence au mouvement vibratoire d'un composant de la machine qui ne tourne pas, par rapport à un référentiel lié à la terre. La mesure des vibrations absolues est réalisée à l'aide de capteurs sismiques appelés accéléromètres ou vélocimètre, qui sont idéalement positionnés sur les roulements de la machine. Bien que les roulements ne génèrent pas eux-mêmes de vibrations, ils servent de points de connexion entre le rotor (source de vibrations) et le reste de la machine. La mesure primaire des vibrations absolues est effectuée perpendiculairement à l'axe de rotation de l'arbre (vibrations radiales) et parallèlement à l'axe de rotation (vibrations axiales). Afin de détecter le niveau de vibration maximal, il est recommandé de placer deux capteurs sur chaque étage selon deux axes perpendiculaires. Pour les machines de petite et moyenne taille, des capteurs de vibrations sont généralement placés sur les couvercles des roulements pour mesurer les vibrations de la coque extérieure de la machine [2] .

1. Le capteur de vitesse :

Est un transducteur très courant pour surveiller les vibrations des machines tournantes. Ce type de transducteur de vibration s'installe facilement sur la plupart des analyseurs et est relativement peu coûteux par rapport à d'autres capteurs. Pour ces raisons, le capteur de vitesse est idéal pour les applications de surveillance générale des machines. Les capteurs de vitesse sont utilisés depuis très longtemps comme transducteurs de vibrations sur les machines tournantes. Le capteur de vitesse produit un signal électrique directement proportionnel à la vitesse de la vibration absolue mesurée. On l'utilise pour la surveillance générale des vibrations sur les machines industrielles [2]

• Le principe de fonctionnement :

Le capteur de vitesse se compose essentiellement d'une bobine supportée par des ressorts et d'un aimant permanent fixé au boîtier du capteur (Figure 1.9). L'aimant fournit un puissant champ magnétique autour de la bobine suspendue. Lorsque le capteur est fixé sur une machine qui vibre, l'aimant permanent suit le mouvement de la vibration pendant que la bobine demeure stationnaire. Dans ces conditions, le

mouvement du champ magnétique qui traverse la bobine génère une tension dont l'amplitude est proportionnelle à la vitesse de la vibration. Le signal est ensuite transmis du capteur au mesureur de vibrations.

● **Le montage :**

Pour de meilleurs résultats, l'emplacement de montage doit être plat, propre et légèrement plus grand que le capteur de vitesse. Si cela est possible, il doit être serré avec un boîtier de montage séparé. La surface devra être percée et taraudée pour accueillir la vis de montage du capteur. Chaque fois qu'un capteur de vitesse est exposé à des environnements dangereux tels que des températures élevées, de la radioactivité, de l'eau ou des champs magnétiques, des mesures de protection spéciales doivent être prises. Une méthode rapide pour déterminer si un bouclier magnétique serait nécessaire est d'accrocher le micro près de la zone où les vibrations doivent être prises (avec une main ferme pour ne pas induire de vraies vibrations). Si des vibrations importantes sont observées, un écran magnétique peut être nécessaire.

● **La sensibilité et la plage de fréquence :**

Les capteurs de vitesse sont des dispositifs de mesure de vibrations offrant une sensibilité élevée, ce qui les rend efficaces dans les environnements où le bruit électrique est problématique. Leur sensibilité est généralement exprimée en mV/in/s ou mV/mm/s, et reste constante dans une plage de fréquences spécifiée, typiquement entre 10 Hz et 1 kHz. Cependant, en dessous de 10 Hz, leur sensibilité diminue en raison du mouvement relatif entre la bobine de captage et l'aimant, ce qui peut entraîner des mesures inexactes. Malgré cette limitation aux basses fréquences, les capteurs de vitesse peuvent être utilisés pour des mesures de vibrations répétées à la même position, principalement à des fins de tendance ou d'équilibrage.

● **L'étalonnage :**

Les capteurs de vitesse d'étalonnage doivent être calibrés sur une base annuelle. Le capteur doit être mis hors service pour la vérification de l'étalonnage. Une vérification est nécessaire car la vitesse. Les micros sont les seuls capteurs de vibrations industriels dont les pièces mobiles internes sont sujettes à des défaillances par fatigue. Cette vérification doit inclure un test de sensibilité en fonction de la fréquence. Ce test déterminera si les ressorts internes et le système d'amortissement se sont dégradés en raison de la chaleur et des vibrations. L'essai doit être effectué à l'aide d'un agitateur capable d'effectuer des essais d'amplitude et de fréquence variables [2] .

2. Le capteur d'accélération :

Les accéléromètres sont les transducteurs les plus utilisés pour les applications de machines tournantes (Figure 1.10). Ce sont des transducteurs robustes, compacts et légers avec une large plage de réponse en fréquence. Les accéléromètres sont largement utilisés dans de nombreuses applications de surveillance de l'état. Les composants tels que les roulements d'éléments roulants ou les jeux d'engrenages génèrent des fréquences de vibrations élevées lorsqu'ils sont défectueux. Les machines équipées de ces composants doivent être surveillées à l'aide d'accéléromètres. L'installation d'un accéléromètre doit être soigneusement étudiée pour une mesure précise et fiable. Les accéléromètres sont conçus pour être montés sur des boîtiers de machines. Cela peut fournir une détection continue ou périodique du mouvement absolu du boîtier (vibration par rapport à l'espace libre) en termes d'accélération [2].

- **Le principe de fonctionnement :**

Les accéléromètres sont des appareils de mesure inertielle qui convertissent le mouvement mécanique en signal de tension via le principe piézoélectrique. Ils mesurent le mouvement par rapport à une masse, en suivant la troisième loi de Newton. Ils sont composés d'un cristal piézoélectrique et d'une masse, enfermés dans un boîtier métallique. Dans ce type d'accéléromètre, la masse est maintenue par un composant piézoélectrique générant une charge électrique proportionnelle à la force de retour et au déplacement de la masse. Ils doivent généralement mesurer les accélérations dans les deux sens et nécessitent parfois une précontrainte mécanique pour étendre leur plage de mesure. Cela dépend du mode opératoire du matériau piézoélectrique utilisé [2].

- **Le montage :**

Il est de la plus haute importance de comprendre les différentes méthodes de montage des capteurs de vibrations, telles que le montage sur goujons, le collage, les supports magnétiques et les fixations amovibles. Chacune de ces méthodes a un impact sur la réponse en fréquence de l'accéléromètre. Le support à goujon offre la plage de réponse la plus large et offre la fixation la plus fiable. D'autre part, les autres méthodes de montage limitent la plage de fréquences supérieure. Le montage sur goujons convient parfaitement aux applications permanentes, tandis que le collage, bien que plus simple, réduit la plage de réponse. Les supports magnétiques, bien qu'ils soient couramment utilisés pour des mesures temporaires, ne sont pas recommandés pour une surveillance permanente en raison de leur risque de déplacement accidentel et d'interférence avec les signaux haute fréquence [2].

- **La sensibilité et la plage de fréquence :**

Les accéléromètres utilisés pour la surveillance des vibrations sont généralement conçus avec une sensibilité de 100 mV/g. D'autres types d'accéléromètres avec une large gamme de sensibilités pour des applications spéciales telles que l'analyse structurelle, la mesure géophysique, l'analyse à très haute fréquence ou les machines à très basse vitesse sont également disponibles. Les accéléromètres sont conçus pour mesurer les vibrations sur une plage de fréquences donnée. Une fois que la plage de fréquences d'intérêt pour une machine est connue, un accéléromètre peut être sélectionné. En règle générale, un accéléromètre pour mesurer les vibrations d'une machine aura une plage de fréquences de 1 ou 2 Hz à 8 ou 10 kHz. Des accéléromètres avec des plages de fréquences plus élevées sont également disponibles [2].

- **l'étalonnage :**

Les accéléromètres piézoélectriques ne nécessitent généralement pas de recalibrage ou d'ajustement en raison de l'absence de pièces mobiles sujettes à la fatigue. Cependant, les températures élevées et les chocs peuvent endommager les composants internes. Pour évaluer la fiabilité d'un accéléromètre, un test de tension de polarisation peut être utilisé. Cette tension, mesurée à l'aide d'un voltmètre CC, est la composante CC du signal de sortie du transducteur. Il est essentiel de vérifier également l'alimentation électrique pour exclure toute influence sur la tension de polarisation du capteur.

- **Problèmes et les défauts détectés :**

- Roulements
- Engrenages
- Machine à pâles
- Machine électrique
- Généraux : balourd, désalignement, usure.

B. Les capteurs relatifs radiaux :

Le proximètre, est une sonde à capteur de déplacement sans contact qui présente une proportionnalité directe au déplacement relatif des vibrations d'un arbre ou d'un rotor. Ce dispositif est installé de façon permanente dans le roulement. Bien que les mesures obtenues pendant le mouvement ne soient pas quantifiables dans toutes les gammes de fréquences, elles ne sont applicables qu'aux basses fréquences (< 100 Hz) [2]. Le capteur de déplacement est utilisé pour toutes les applications ou la surveillance des jeux entre les arbres et les paliers s'avèrent essentielle [2].

• **Le montage :**

L'orientation des transducteurs dans les installations de surveillance des machines est importante pour un diagnostic efficace. Habituellement montés à 45 des deux côtés du plan vertical sur des paliers divisés horizontalement, ils doivent être cohérents sur toute la longueur du train de machines. Pour les sondes à courants de Foucault, il est essentiel de les monter perpendiculairement à l'axe de l'arbre pour maintenir la sensibilité de sortie du système. De plus, des dégagements adéquats doivent être prévus pour éviter les interférences avec le champ RF émis par la sonde. Dans le cas du montage interne, les sondes sont installées à l'intérieur de la machine à l'aide d'un support spécial, et les câbles doivent être prévus pour dépasser du boîtier du roulement [2] .

• **La plage de fréquence :**

La bande passante de ce type de capteur est de 0 à 10 kHz. Cependant, la fréquence maximale des phénomènes vibratoires observables en déplacement ne dépasse pas 1 kHz. Pour illustrer cela, à titre d'exemple, une force de 100 g à 10 kHz correspond à un déplacement de 0,25 m [2] .

• **Étalonnage :**

L'étalonnage de tous les systèmes à courants de Foucault (comprenant la sonde, le câble et l'oscillateur/démodulateur) doit être effectué avant leur mise en service. Cette procédure utilise un calibre statique, une alimentation de -24 V CC et un voltmètre numérique. La sonde est placée dans le testeur avec la cible en contact avec sa pointe. Ensuite, le micromètre sur lequel la cible est montée est ajusté par incréments de 0,1 mm (ou 5 mils). La tension est mesurée et enregistrée à chaque incrément, puis tracée sur un graphique. Ce graphique doit présenter une linéarité dans l'intervalle spécifié [2] .

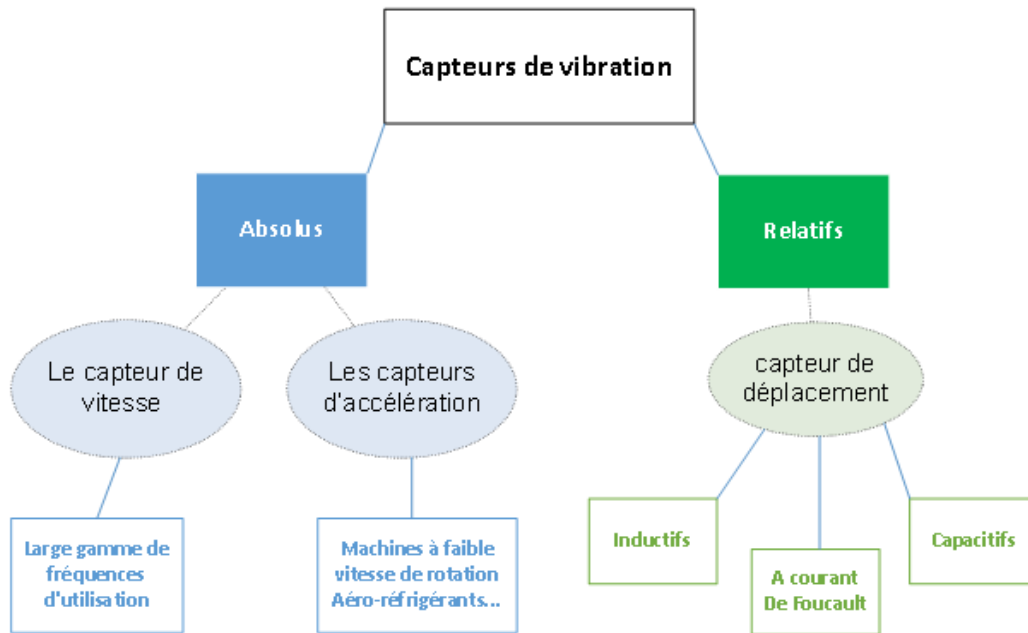


Figure A.1: Les types de capteurs (Absolus-Relatifs)

A.7 Choix de la grandeur à mesurer

Le choix entre la mesure du déplacement, de la vitesse ou de l'accélération pour surveiller une machine tournante dépend avant tout du type de défaut à détecter et de la plage de fréquences où ce défaut peut apparaître. Cette grandeur mesurée est appelée paramètre ou indicateur de surveillance. La plage de fréquences de chaque défaut est représentée dans le tableau A.1.

Indicateur	Domaine de surveillance
Déplacement	Phénomènes lents basses fréquences [2–100 Hz] : balourd, désalignement, instabilités de paliers etc.
Vitesse	Moyennes fréquences [1 000 Hz] : balourd, lignage, instabilités de paliers, cavitation, passage d'aubes, engrènement etc.
Accélération	Phénomènes très rapides Hautes fréquences [20 000 Hz] : engrenages, roulements, passages d'ailettes, cavitation...)

Tableau A.1: La plage de fréquences de chaque défaut [5]

A.8 La norme ISO 2372

La norme ISO 2372 est représentée dans le tableau A.2.

NIVEAUX VIBRATOIRES ADMISSIBLES SUR LES MACHINES TOURNANTES						
Norme ISO 2372						
Niveaux vibratoires admissibles (mm/s rms)		Groupe 1	Groupe 2	Groupe 3	Groupe 4	
Amplitude efficace de la Vitesse Vibratoire en mm/s RMS dans la bande [10 ; 1000] Hz	18.0	Mauvais	Mauvais	Mauvais	Mauvais	
	11.2			Mauvais	Mauvais	18.0
	7.1			Mauvais	Mauvais	11.2
	4.5	4.5	Limite	Limite	Limite	
	2.8	Limite	Limite	Limite	Moyen	
	1.8	1.8	Moyen	Moyen	Moyen	
	1.12	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	
	0.71	0.71	Bon	Bon	Bon	
		Bon	Bon	Bon	Bon	

Tableau A.2: Norme ISO 2372

Groupe 1 : Eléments de moteurs ou de machines qui, dans ses conditions normales de fonctionnement, sont intimement solidaires de l'ensemble d'une machine. (Les moteurs électriques produits en série, de puissance allant jusqu'à 15 kW, sont des exemples typiques de machines de ce groupe).

Groupe 2 : Machines de taille moyenne, (en particulier moteurs électriques de puissance comprise entre 15 et 75 kW) sans fondations spéciales. Moteurs montés de façon rigide ou machines (puissances jusqu'à 300 kW) sur fondations spéciales.

Groupe 3 : Moteurs de grandes dimensions et autres grosses machines ayant leurs masses tournantes montées sur des fondations rigides et lourdes, relativement rigides dans le sens de la vibration.

Groupe 4 : Moteurs de grandes dimensions et autres grosses machines ayant leurs masses tournantes montées sur des fondations relativement souples dans le sens de la vibration (exemple : groupe turbo-générateurs, particulièrement ceux qui sont installés sur des fondations légères).

Annexe B

La fiabilité des données mesurés

B.1 Certificat d'étalonnage des deux entreprises

B.1.1 L'entreprise GE

~Certificate of Calibration~

Manufacturer: The Modal Shop
Model Number: 9100D
Serial Number: 2277
Description: Portable Vibration Calibrator
Test Procedure: PRD-P297

Calibration Date: 5-May-22
Calibration Due: _____
Temperature: 71.2 °F
21.8 °C
Humidity: 49.2 %

Calibration Tech: Brad Haarmeyer
Customer: _____

As found: N/A, new unit
 As left: In Tolerance, with adjustment


Internal Reference
Sensitivity @ 100 Hz: 9.69 mV/g
0.99 mV/m/s²


Reference Equipment: (Measured at Monitor Reference Out BNC)

Manufacturer	Description	Model Number	Serial Number	Due Date
PCB	Reference Sensor	353B02	226915	7-Sep-22
PCB	Reference Conditioner	442A102	593	7-Sep-22
NI	Data Acquisition	USB-4431	203BAD3	3-Feb-23
PCB	Adjustment Sensor	353B02	226914	7-Sep-22
PCB	Adjustment Conditioner	482B11	6265	7-Sep-22

Frequency (Hz)	Standard Sensor		Unit Under Test		% difference
	Measured Acceleration (g pk)	Measured Acceleration (m/s ²)	Displayed Acceleration (g pk)	Displayed / Measured	
5	0.20	1.94	0.20	1.96	1.33%
7	0.40	3.88	0.40	3.92	1.02%
10	0.80	7.81	0.80	7.85	0.42%
30	1.00	9.80	1.00	9.81	0.05%
50	1.00	9.81	1.00	9.81	-0.07%
80	1.00	9.80	1.00	9.81	0.03%
100	1.00	9.80	1.00	9.81	0.03%
160	1.00	9.82	1.00	9.81	-0.13%
300	1.00	9.79	1.00	9.81	0.21%
500	1.00	9.80	1.00	9.81	0.06%
1000	1.00	9.82	1.00	9.81	-0.10%
2000	1.00	9.81	1.00	9.81	-0.07%
3000	1.00	9.81	1.00	9.81	-0.01%
4000	1.00	9.80	1.00	9.81	0.02%
5000	1.00	9.79	1.00	9.81	0.20%
6000	1.00	9.79	1.00	9.81	0.19%
8000	1.00	9.80	1.00	9.81	0.07%
9000	1.00	9.78	1.00	9.81	0.26%
10000	1.01	9.86	1.00	9.81	-0.56%

Notes:
 1. This document certifies that data is compared to published specifications: (5Hz-10Hz +/-5%) and (10Hz-10kHz +/-3%)
 2. Traceability is to the Helium-Neon laser as an intrinsic standard. Proficiency in the method has been validated by Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) (under project 17014 and 17004) and to The National Institute of Standards and Technology (NIST) (under project 683/287323).
 3. The results documented in this certificate relate only to the items tested or calibrated.
 4. This certificate may not be reproduced, except in full, without the written consent of The Modal Shop.
 5. Measurement uncertainty (95% confidence level with coverage factor 2) for frequency ranges tested during calibration are as follows: 7-10 Hz; ±4.0%, 10-30 Hz; ±3.0%, 30-100 Hz; ±1.5%, 100 Hz; ±1.5%, 100-2000 Hz; ±1.5%, 2000-10,000 Hz; ±4.0%.
 6. Calibration performed at The Modal Shop, 10310 Aerohub Blvd., Cincinnati OH 45215
 7. Frequencies below 7 Hz are not A2LA accredited.


 Calibration Laboratory
 Certificate Number 2649.01
 PRD-F294 revNR 3/1/2022


 Calibration ID: PVC1-220505-1001

The Modal Shop Inc.
 10310 Aerohub Blvd
 Cincinnati, Ohio 45215
 +1-513-351-9919
 www.modalshop.com
 page 1 of 1

Figure B.1: Certificat d'étalonnage de l'entreprise GE

B.1.2 L'entreprise SME



Vérification & Etalonnage d'appareils de mesures

CERTIFICAT D'ETALONNAGE
CALIBRATION CERTIFICATE
N°: E/404/08/2023/OS

DELIVRE A: SME GROUPE GICA- ALGERIE.
ISSUED FOR

INSTRUMENT ETALONNE:
CALIBRATED INSTRUMENT

Désignation: Appareil de vibration
Designation

Constructeur: ONE PROD
Manufacturer

Type: APT 2069D
Type

N° de série : 13073
Serial number

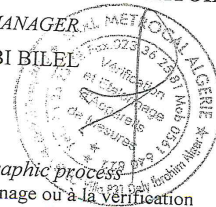
N° Identification: 10L033
Identification number

Date d'émission: 20/08/2023
Date of issue

Ce Certificat comprend 3 pages.
This certificate includes 3 pages.

LE RESPONSABLE LABORATOIRE
THE LABORATORY MANAGER
GHARBI BILEL

La reproduction de ce certificat n'est autorisée que
sous forme de FAC-SIMILE photographique intégral.
This certificate may not be reproduced other than in full by photographic process
Ce certificat d'étalonnage ne concerne que l'instrument soumis à l'étalonnage ou à la vérification
SB



METROCAL ALGERIE Siège social : Coopérative Immobilière EL KHIR "Ex CEDEC" Villa P33 Dely Ibrahim ALGER - ALGERIE
Tél. : (00 213) 23 36 25 78 - (00 213) 23 36 25 79 (00 213) 23 36 25 83- Fax : (00 213) 23 36 25 81 - (00 213) 23 36 25 86
Mobile : 00 213 561 640 830 - 00 213 561 640 822
RC N° : 0974990 B 06 - NIF : 000616097499056 - AI : 16231058061
CCB N° 021 00010 113000020975 SOCIETE GENERAL ALGERIE - 12, Rue Ahmed Ouaked 16320 Dely Ibrahim Alger
E-mail : contact@metrocal-algerie.com - Site Web : www.metrocal.com.tn

Figure B.2: Certificat d'étalonnage de l'entreprise SME

Annexe C

La caractérisation des défauts

C.1 Les origines de vibration

La présence de diagnostics efficaces repose en grande partie sur une compréhension globale des défauts des machines. Par conséquent, une stratégie fondamentale de surveillance des activités consiste à identifier les occurrences courantes de dysfonctionnements dans les machines et à analyser les mécanismes à l'origine de leur manifestation, communément appelés caractéristiques vibratoires. Les connaissances acquises en abordant les problèmes vibratoires dans les machines tournantes ont facilité la catégorisation des défauts rencontrés en fonction de leurs sources distinctes [30].

C.1.1 Origine mécanique

C.1.1.1 Défaut de Balourd

C'est la source de vibrations la plus répandue et la plus fréquemment rencontrée. Cet événement se manifeste à la vitesse de rotation et peut être attribué à une distribution de masse inadéquate au sein de la structure, entraînant une déviation du centre de gravité par rapport à l'axe géométrique du rotor. Dans la pratique, il est impossible d'obtenir un alignement parfait de tous les composants du rotor, ce qui entraîne un déséquilibre dû à divers facteurs tels que des défauts d'usinage et d'assemblage (par exemple, un mauvais alignement des pales de turbine, une géométrie irrégulière des pôles du rotor de l'alternateur) ainsi que des problèmes mécaniques tels que la perte des ailettes, l'érosion et l'encrassement [30]. Ce déséquilibre appelé " balourd " [Figure C.1] va générer, au repos, une rotation du rotor due à la force de gravitation et à vitesse nominale, une vibration radiale due à la force centrifuge :

L'équation est la suivante :

$$F_c = m_b W^2 f_b$$

Avec **m_b** masse théorique du balourd [kg]

f_b Rayon théorique du balourd [m]

w pulsation ou vitesse angulaire [rad/s]

La vibration radiale exprimée en mm/s ou um est sinusoïdale de fréquence égale à

la fréquence de rotation $f_0 = N/60$

C.1.2 Types de déséquilibre (balourd)

Il existe trois catégories de déséquilibres qui dépendent de la disposition de la masse sur le rotor et de son impact sur l'alignement de l'axe d'inertie principal par rapport à l'axe de rotation : le déséquilibre statique, le déséquilibre du couple et le déséquilibre dynamique. Diverses méthodes d'équilibrage sont formulées pour ces formes distinctes de déséquilibre. Le déséquilibre statique est le plus simple à corriger (l'équilibrage dans un seul plan suffit, comme indiqué dans la section. Dans les applications pratiques, le déséquilibre dynamique prédomine, mais des approches visant à remédier au déséquilibre statique sont fréquemment utilisées en raison de leur simplicité. Sans éliminer complètement le problème, elles peuvent en atténuer l'intensité [30].

C.1.2.1 Le déséquilibre statique

: Un rotor est considéré comme statiquement déséquilibré lorsque l'axe d'inertie principal (représenté en rouge) est aligné parallèlement à l'axe de rotation (illustré en bleu), comme le montre (la Figure C.1). Le concept de déséquilibre statique implique le placement de deux masses égales (appelées déséquilibres) désignées par m , de manière symétrique par rapport au plan perpendiculaire à l'axe de rotation et coupant le centre de gravité. Cette condition de déséquilibre est qualifiée de statique en raison de sa présence même lorsque le rotor est immobile. Dans ce cas, le rotor a tendance à se stabiliser dans une position où le centre de gravité est placé en dessous de l'axe de rotation (de la même manière que s'orienterait une roue de vélo avec la valve située en bas). Pour corriger le déséquilibre statique, il suffit d'ajouter ou de retirer de la masse dans un seul plan d'orientation, déplaçant ainsi le centre de gravité vers l'axe de rotation [31].

Il est important de souligner que le déséquilibre statique illustré dans (la Figure II-1) ci-dessus est principalement de nature théorique. L'élimination de ce déséquilibre par le placement d'une masse d'équilibrage unique nécessite de positionner la masse sur un plan perpendiculaire à l'axe de rotation et croisant le centre de gravité. Dans les applications pratiques, le déséquilibre statique est défini par des scénarios dans lesquels le diamètre de l'arbre (d) dépasse largement sa longueur (l), indiqué par le rapport d/l , souvent appelé « arbres courts », ou lorsqu'un arbre long accueille un disque solitaire. Par la suite, le déséquilibre est principalement attribué à ce disque, ce qui a entraîné l'inclusion d'une masse de contrepoids sur ce disque.

À l'inverse, dans d'autres scénarios, le déséquilibre de l'arbre est principalement dynamique [30]

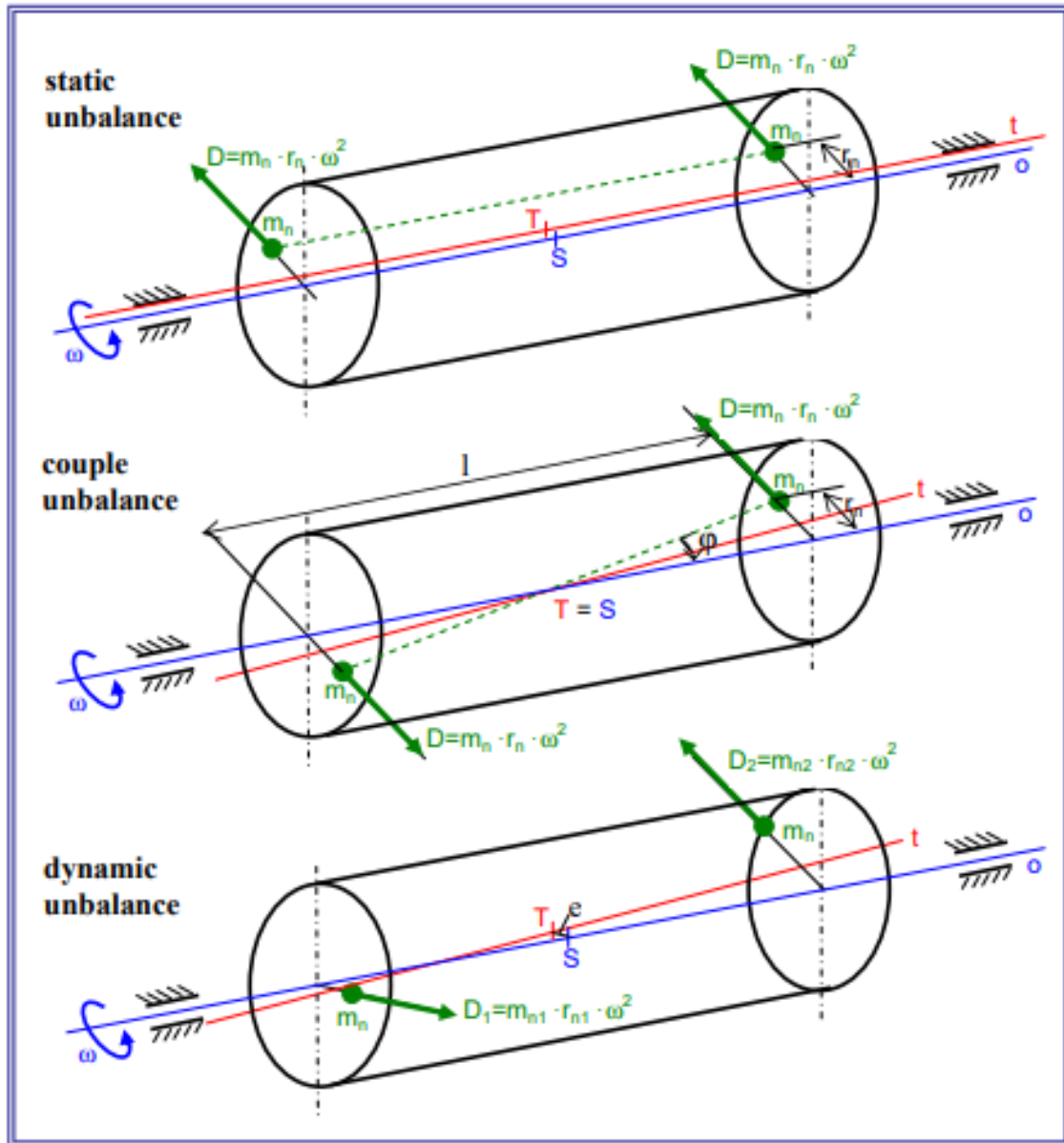


Figure C.1: Déséquilibre statique et couple et dynamique

C.1.2.2 Le déséquilibre du couple

Le déséquilibre du couple fait référence au scénario dans lequel le centre de gravité du rotor coïncide avec l'axe de rotation et l'axe d'inertie principal croise l'axe de rotation. Ce déséquilibre particulier peut être visualisé sous la forme de deux masses identiques, désignées par m_n , positionnées sur le rayon r_n de manière symétrique

(voir la figure C.1 au centre). Si un rotor présentant un couple déséquilibré est stationnaire, le déséquilibre ne manifeste aucun impact, ce qui permet au rotor de rester immobile quelle que soit son orientation. La manifestation d'un déséquilibre de couple ne se produit que lorsque le rotor est en mouvement, car les forces centrifuges provenant des masses déséquilibrées génèrent un couple qui s'écarte de l'axe d'inertie principal.

C.1.2.3 Le déséquilibre dynamique

Le déséquilibre dynamique, qui est la forme de déséquilibre prédominante, représente la fusion de déséquilibres statiques et de couple. Cela se produit lorsque l'axe d'inertie principal et l'axe de rotation sont positionnés sous forme de lignes obliques. Le concept de ce déséquilibre implique d'envisager deux masses distinctes, m_1 et m_2 , positionnées à des endroits aléatoires sur le rotor (voir la figure C.1 ci-dessous). Par conséquent, deux forces centrifuges, D_1 et D_2 apparaissent en raison de ces masses pendant la rotation. Leur effet peut être compensé par deux poids qui sont ajoutés ou supprimés dans deux plans d'ajustement. La taille et la position des masses d'équilibrage sur le rotor sont déterminées par la procédure d'équilibrage [30].

C.2 Défaut des égratignures dans la zone de suivi de la sonde

C.2.1 Définition d'un scratch

Les "scratches" (égratignures) se produisent lorsque des particules étrangères ou des contaminants entrent en contact avec les surfaces internes du générateur pendant son fonctionnement. Ces particules peuvent être des débris métalliques, de la saleté ou d'autres impuretés présentes dans l'environnement de fonctionnement. Lorsque ces particules entrent en contact avec les surfaces du générateur, elles peuvent créer des égratignures ou des marques qui endommagent les composants, réduisent l'efficacité du générateur et peuvent éventuellement entraîner des défaillances [30]

C.2.2 Les caractéristiques de défaut

Les caractéristiques du défaut des égratignures dans la zone de suivi de la sonde peuvent varier en fonction de plusieurs facteurs, notamment la profondeur, la longueur, la largeur et la répartition spatiale des égratignures. Voici quelques-unes des caractéristiques principales de ce défaut [30] :

Profondeur : Les égratignures peuvent varier en profondeur, allant de simples marques superficielles à des entailles plus profondes qui peuvent compromettre l'intégrité de la surface du matériau.

Longueur : La longueur des égratignures peut varier considérablement, allant de quelques millimètres à plusieurs centimètres, voire plus, en fonction de la nature du processus ou de l'incident qui les a causées.

Largeur : De même, la largeur des égratignures peut varier, allant de très fines lignes à des marques plus larges qui peuvent couvrir une zone significative de la surface de la sonde.

Répartition spatiale : Les égratignures peuvent être réparties de manière aléatoire sur la surface de la sonde ou être concentrées dans des zones spécifiques, en fonction des conditions de manipulation ou des interactions avec le matériau inspecté.

Nombre : Il peut y avoir une seule égratignure ou plusieurs égratignures dans la zone de suivi de la sonde, chacune pouvant avoir des caractéristiques différentes en termes de profondeur, de longueur et de largeur.

Orientation : Les égratignures peuvent être orientées dans différentes directions par rapport à la trajectoire de la sonde, ce qui peut influencer la manière dont elles interfèrent avec les signaux d'inspection.

En outre, les caractéristiques des égratignures peuvent également être influencées par le type de matériau inspecté, les conditions environnementales et les techniques d'inspection utilisées. Il est donc important de prendre en compte ces facteurs lors de l'évaluation et de la gestion de ce défaut pour garantir des résultats précis et fiables lors des tests non destructifs.

C.3 Les types d'analyse

C.3.1 Analyse de Niveau Global

L'analyse de niveau global se concentre sur les mesures globales de l'intensité des vibrations, telles que la vitesse de vibration, l'accélération ou le déplacement

global. Elle fournit une vue d'ensemble de l'état vibratoire de la machine.

C.3.2 Analyse spectrale

L'analyse spectrale est une technique avancée utilisée pour évaluer la santé et le fonctionnement des paliers des ventilateurs. Cette analyse repose sur la décomposition des signaux vibratoires en différentes composantes fréquentielles, ce qui permet de détecter des signatures caractéristiques associées à différents types de défauts.

Annexe D

La performance des modèles

D.1 Mean Squared Error (MSE)

Mean Squared Error (MSE), ou erreur quadratique moyenne, est une mesure utilisée pour évaluer la qualité d'un estimateur ou d'un modèle de prédiction. Elle calcule la moyenne des carrés des erreurs, c'est-à-dire la différence entre les valeurs observées (réelles) et les valeurs prédites par le modèle. La formule de la MSE est donnée par :

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Où :

- n est le nombre total d'observations ;
- Y_i représente la valeur observée pour l'observation i ;
- \hat{y}_i représente la valeur prédite pour l'observation i ;

D.2 Le R2 (R-carré)

Le R2 (R-carré) est une mesure statistique qui évalue la proportion de la variance des variables dépendantes expliquée par les variables indépendantes dans un modèle de régression. Il donne une indication de la qualité de l'ajustement du modèle. La formule pour calculer le R2 est :

$$R^2 = 1 - \frac{\text{SS}_{\text{res}}}{\text{SS}_{\text{tot}}}$$

ou :

(SS_{res} = est la somme des carrés des résidus (aussi appelée somme des carrés des erreurs), calculée comme :

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

SS_{res} est la somme totale des carrés, calculée comme :

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

- y_i représente les valeurs observées,
- \hat{y}_i représente les valeurs prédites par le modèle,
- \bar{y} est la moyenne des valeurs observées.

Le R^2 varie entre 0 et 1 :

- Un R^2 de 1 indique que le modèle explique parfaitement toutes les variances des données observées.
- Un R^2 de 0 indique que le modèle n'explique aucune des variances des données observées.

Résumé

Dans le cadre de ce mémoire de fin d'études, nous avons exploré les avancées dans l'application pratique des concepts étudiés, en mettant l'accent sur l'utilisation de l'apprentissage automatique, en particulier le modèle de la Forêt Aléatoire, pour la prédiction des défaillances dans des systèmes mécaniques complexes. À travers un stage réalisé dans deux entreprises spécialisées, nous avons exploité des outils avancés de mesure des vibrations pour diagnostiquer les défauts des machines. Plus spécifiquement, notre étude s'est focalisée sur le diagnostic des défauts du ventilateur 318 de SME et de la turbine à gaz de GE, en utilisant des techniques telles que l'analyse spectrale, spectre polaire, spectre de la cascade, spectre de Bode, graphiques de tendances et les graphiques d'orbite pour identifier des anomalies comme le balourd et les égratignures.

Par la suite, nous avons comparé les résultats de notre étude pratique dans ces deux entreprises, en mettant en évidence les similarités et les différences dans les défauts détectés et les méthodes de diagnostic utilisées. Cette comparaison a enrichi notre compréhension des challenges spécifiques rencontrés dans des environnements industriels variés, et a renforcé la validité et la généralisabilité de nos résultats.

Nous avons ensuite exploré les avancées récentes dans l'application de l'apprentissage automatique, en mettant en évidence des algorithmes tels que SVM, RNN et les forêts aléatoires. Cette exploration a conduit à la création d'un modèle d'apprentissage automatique basé sur des données réelles collectées durant notre stage, notamment en utilisant le modèle de la Forêt Aléatoire. Les résultats obtenus ont démontré une précision élevée dans la prédiction des défaillances, confirmant ainsi l'efficacité du modèle.

En parallèle à ces efforts de recherche, nous avons développé une application permettant une interaction simple et efficace avec le modèle d'apprentissage automatique créé. Cette application offre une plate-forme conviviale pour interagir avec le modèle et obtenir des prédictions précises sur les défaillances du balourd, contribuant ainsi à son utilisation pratique dans un environnement industriel.

En conclusion, notre étude a démontré l'importance de l'application pratique de l'apprentissage automatique, en particulier du modèle de la Forêt Aléatoire, dans le domaine de la maintenance prédictive des machines industrielles. Les résultats obtenus ont des implications significatives pour améliorer le processus de la prédiction du balourd,

avec une application concrète à travers notre développement d'une interface utilisateur conviviale pour interagir avec le modèle d'apprentissage automatique.

Mots-clés : vibrations, maintenance prédictive, apprentissage automatique, Forêt Aléatoire, défaillances mécaniques, diagnostic, équipements industriels, analyse spectrale, balourd, égratignures, interaction utilisateur, prédiction.

ملخص

في إطار هذا البحث النهائي، قمنا باستكشاف التقدم في التطبيق العملي للمفاهيم المدروسة، مع التركيز على استخدام التعلم الآلي، ولا سيما نموذج الغابة العشوائية، للتنبؤ بالأعطال في الأنظمة الميكانيكية المعقدة. من خلال تدريب في شركتين متخصصتين، استخدمنا أدوات متقدمة لقياس الاهتزازات لتشخيص عيوب الآلات. تركزت دراستنا بشكل خاص على تشخيص عيوب المروحة ٨١٣ لشركة ضشز والتوربين الغازي لشركة ز، باستخدام تقنيات مثل التحليل الطيفي، الطيف القطبي، طيف الكاسكيد، طيف بود، الرسوم البيانية الاتجاهية ورسوم مدارية لتحديد الشذوذات مثل عدم التوازن والحدوش. لاحقاً، قمنا بمقارنة نتائج دراستنا العملية في هاتين الشركتين، مع إبراز التشابهات والاختلافات في العيوب المكتشفة وطرق التشخيص المستخدمة. هذه المقارنة أثرت فهمنا للتحديات الخاصة التي تواجهها في البيئات الصناعية المختلفة، وعززت من صحة وعمومية نتائجنا. قمنا بعد ذلك باستكشاف التقدّمات الحديثة في تطبيق التعلم الآلي، مع تسليط الضوء على خوارزميات مثل ضطش، وض، والغابات العشوائية. أدى هذا الاستكشاف إلى إنشاء نموذج تعلم آلي يعتمد على البيانات الحقيقية التي تم جمعها خلال فترة التدريب، باستخدام نموذج الغابة العشوائية. أظهرت النتائج دقة عالية في التنبؤ بالأعطال، مما أكد فعالية النموذج. بالتوازي مع هذه الجهود البحثية، قمنا بتطوير تطبيق يسمح بالتفاعل البسيط والفعال مع نموذج التعلم الآلي الذي تم إنشاؤه. يقدم هذا التطبيق منصة سهلة الاستخدام للتفاعل مع النموذج والحصول على تنبؤات دقيقة بشأن أعطال عدم التوازن، مما يسهم في استخدامه العملي في بيئة صناعية. في الختام، أظهرت دراستنا أهمية التطبيق العملي للتعلم الآلي، ولا سيما نموذج الغابة العشوائية، في مجال الصيانة التنبؤية للآلات الصناعية. النتائج التي حصلنا عليها لها دلالات مهمة لتحسين عملية التنبؤ بعدم التوازن، مع تطبيق ملموس من خلال تطوير واجهة مستخدم سهلة للتفاعل مع نموذج التعلم الآلي.

الكلمات المفتاحية: الاهتزازات، الصيانة التنبؤية، التعلم الآلي، الغابة العشوائية، الأعطال الميكانيكية، التشخيص، المعدات الصناعية، التحليل الطيفي، عدم التوازن، الحدوش، تفاعل المستخدم، التنبؤ.

Abstract

In this final thesis, we explored advancements in the practical application of studied concepts, focusing on the use of machine learning, particularly the Random Forest model, for predicting failures in complex mechanical systems. Through internships at two specialized companies, we utilized advanced vibration measurement tools to diagnose machine faults. Specifically, our study focused on diagnosing faults in the SME 318 fan and GE gas turbine, using techniques such as spectral analysis, polar spectrum, cascade spectrum, bode spectrum, trend charts, and orbit plots to identify anomalies like imbalance and scratches.

Subsequently, we compared the results of our practical study in these two companies, highlighting similarities and differences in the detected faults and diagnostic methods used. This comparison enriched our understanding of the specific challenges encountered in various industrial environments, reinforcing the validity and generalizability of our results.

We then explored recent advancements in the application of machine learning, highlighting algorithms such as SVM, RNN, and Random Forests. This exploration led to the creation of a machine learning model based on real data collected during our internships, specifically using the Random Forest model. The results demonstrated high accuracy in predicting failures, confirming the model's effectiveness.

In parallel with these research efforts, we developed an application that facilitates simple and effective interaction with the created machine learning model. This application offers a user-friendly platform to interact with the model and obtain accurate predictions regarding imbalance failures, thus contributing to its practical use in an industrial environment.

In conclusion, our study demonstrated the importance of the practical application of machine learning, particularly the Random Forest model, in the field of predictive maintenance of industrial machines. The results obtained have significant implications for improving the imbalance prediction process, with a concrete application through our development of a user-friendly interface to interact with the machine learning model.

Keywords : vibrations, predictive maintenance, machine learning, Random Forest, mechanical failures, diagnostics, industrial equipment, spectral analysis, imbalance, scratches, user interaction, prediction.