



Order N°: 011/FST / 2020

Defense authorization N° 248 /2020

## THESIS

With a view to obtaining the doctoral diploma in science  
In : Applied Automation and Industrial Diagnostics.

Spécialité: Industrial Diagnosis

Presented by

**Bachir ALILI**

### Topic

**Faults detection and localization using fuzzy logic techniques for fault diagnosis applied to the monitoring of the gas turbine's vibration**

Supported, on **09 /12 /2020**, before the jury composed of:

Last and first name	Grade	Institution of affiliation	Designation
Mr Abdellah KOUZOU	Professor	University of Djelfa	President
Mr Ahmed HAFIFA	Professor	University of Djelfa	Supervisor
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	University of Medea	Co-Supervisor
Mr Younes CHIBA	MCA	University of Medea	Examiner
Mr Mourad BACHENE	MCA	University of Medea	Examiner
Mr Imad MERZOUK	MCA	University of Djelfa	Examiner
Mr Nadji HADROUG	MCB	University of Djelfa	Invited

**Djelfa University, FST - 2020**





N° d'ordre : 011/FST / 2020

Autorisation de soutenance N° 248 /2020

## THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT en Sciences

En : Automatique Appliquée et Diagnostic Industriel

Spécialité: Diagnostic industriel

Par : **Bachir ALILI**

### Sujet

**Détection et localisation des défauts par logique floue pour diagnostic de pannes  
appliquées à la surveillance des vibrations d'une turbine à gaz**

Soutenue publiquement, le **09 /12 /2020**, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Abdellah KOUZOU	Professeur	Université de Djelfa	Président
Mr Ahmed HAFIFA	Professeur	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	Université de Médéa	Co Directeur de thèse
Mr Younes CHIBA	MCA	Université de Médéa	Examineur
Mr Mourad BACHENE	MCA	Université de Médéa	Examineur
Mr Imad MERZOUK	MCA	Université de Djelfa	Examineur
Mr Nadji HADROUG	MCB	Université de Djelfa	Invité

**Université de Djelfa, 2020**

## Dédicaces

---

*Je dédie le travail de cette thèse aux personnes bien-aimées qui ont toujours voulu signifie  
beaucoup pour moi.*

*Mes très chers parents,*

*A mes frères et ma sœur,*

*Ma chère épouse et mes chers petits-enfants : Badis, Basma, Azzeddin, et Miriam ,*

*A tous mes amis,*

*A ceux qui m'ont aidé durant mes études.*

**Bachir ALILI**

*Hassi R'Mel, Octobre 2020*

## Remerciements

---

Cette thèse de doctorat en Sciences a été réalisée au sein du laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel (LAADI) à la faculté des sciences technologiques de l'université de Djelfa.

Tout d'abord, je voudrais exprimer ma sincère gratitude à mon directeur de thèse, Monsieur **le Professeur Ahmed HAFIFA** d'avoir dirigé cette thèse avec ses grandes qualités tant sur le plan humain que scientifique, pour leur soutien continu pendant mes études de graduation et de formation doctorale. Je tiens également à remercier Monsieur **Dr Mouloud GUEMANA**, Maître de conférences à l'Université de Médéa pour avoir accepté d'être mon co-directeur de thèse et pour ses conseils et ses orientations. Mes remerciements à Monsieur **Abdellah KOUZOU, Professeur** à l'Université de Djelfa, pour ses conseils et sa motivation à notre égard lors de sa présence au Laboratoire LAADI et pour sa patience, il a été le père des doctorants de LAADI.

Tous mes remerciements également à Monsieur. **Abdellah KOUZOU, Professeur** à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté d'examiner mon travail et présider le jury. Aussi, j'exprime toute ma gratitude à Monsieur **Younes CHIBA**, Maître de conférences à l'Université de Médéa et à Monsieur **Mourad BACHENE**, Maître de conférences à l'Université de Médéa et à Monsieur **Imad MERZOUK**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté de prendre part au jury.

Un grand merci à tous mes collègues du Laboratoire d'Automatique Appliquée et de Diagnostic Industriel (LAADI) pour l'encouragement, les conseils et l'aide pendant la formation et le travail de thèse.

Enfin, je voudrais rendre hommage à tous ceux qui, plus ou moins récemment, de près ou de loin, à leur manière m'ont aidé à mener à bien cette thèse.

**Bachir ALILI**

*Hassi R'Mel, Octobre 2020*

## ملخص

في صناعة النفط والغاز ، تعد توربينات الغاز أكبر المعدات المعرضة للأعطال العرضية. وبالتالي ، فإن تقليل تواتر الأعطال وتشخيصها هو الشاغل الرئيسي في سياق مراقبة منشآت الغاز ، بهدف تحسين التشخيص التشغيلي ومراقبة حالة الأعطال في هذه الآلات. في الواقع ، تعتبر توربينات الغاز ذات طبيعة ديناميكية معقدة ، وهي عرضة لمشكلة كبيرة أثناء تشغيلها وهي ظاهرة الاهتزاز ، كما أن تعقيد أنظمة التوربينات الغازية الناتجة عنها جعل عملياتها أكثر كفاءة. في مواجهة هذه المشكلات التي نواجهها في وسط محطات نقل الهيدروكربونات ، نقترح في هذه الرسالة استخدام تقنيات تحليل ضبابي لتشخيص الأخطاء في هذه الأنواع من الآلات الدوارة. إن طرق التشخيص تحليل ضبابي هذه قادرة على استخراج معلومات مفيدة من بيانات الاهتزاز الفعلية لتوربينات تم فحصها ، باستخدام تحليل ضبابي مخصص للنظام قيد الفحص .

**الكلمات المفتاحية:** التشخيص ، والذكاء الاصطناعي ، الكشف ، عزل الأعطال ، المفهوم تحليل ضبابي

## Résumé

Dans l'industrie des hydrocarbures, les turbines à gaz sont les plus grands équipements sensibles aux défauts accidentels. En conséquence, la réduction de fréquence de panne et leurs diagnostic s'avère être la préoccupation majeure dans un contexte de surveillance de ces installations de gaz, dans le but d'améliorer le diagnostic de fonctionnement et la surveillance d'état des défauts des ces machines. En effet, les turbines à gaz sont de nature dynamique complexe, soumis à un problème major lors de sont exploitation qui est le phénomène de vibration, aussi la complexité de ces systèmes de turbines à gaz qui en résulte a rendu leurs exploitations plus performantes et plus vulnérables. Face à ces problèmes rencontrés en milieu des stations de transport des hydrocarbures, nous proposons dans cette thèse l'utilisation de techniques floues pour le diagnostic de pannes dans ces types machines tournantes. Ces méthodes de diagnostics flous sont capables d'extraire des informations utiles à partir de données réelles de vibration d'une turbine à gaz examinée, en utilisant une analyse floue dédiée au système examiné.

**Mots-Clés :** Diagnostic , intelligence artificielle , détection, localisation et isolation des défauts ,concept flou

## Abstract

In the hydrocarbon industry, gas turbines are the most equipment susceptible to accidental faults. Consequently, the reduction of the frequency of breakdowns and their diagnosis turns out to be the major concern in a context of monitoring of these gas installations, with the aim of improving the operating diagnosis and the monitoring of the fault condition of these machines. Indeed, gas turbines are of a complex dynamic nature, subject to a major problem during their operation which is the phenomenon of vibration, also the complexity of these gas turbine systems which results from it has made their operations more efficient and more efficient. vulnerable. Faced with these problems encountered in the middle of hydrocarbon transport stations, we propose in this thesis work the use of fuzzy techniques for the diagnosis of breakdowns in these types of rotating machines. These fuzzy diagnostic methods are able to extract useful information from actual vibration data of an examined gas turbine, using fuzzy analysis dedicated to the system under examination.

**Key words:** gas turbine, vibratory analysis, faults, vibration modelisation, diagnosis, fuzzy logic.

## TABLE DES MATIÈRES

---

<b>Liste des Figures</b> .....	J
<b>Liste des Tableaux</b> .....	L
<b>Liste des Travaux</b> .....	M
<b>NOMENCLATURES</b> .....	N
<b>Introduction Générale</b> .....	1
<b>CHAPITRE I: Etat de l'art sur le diagnostic industriel et la surveillance de santé des machines tournantes</b> .....	4
I.1. Introduction .....	5
I.2. Aperçu des procédures ECM .....	5
I.3. Architecture générale des systèmes EHM .....	7
I.4. Définitions EHM .....	9
I.4.1. Définition des termes clés de L'EHM .....	10
I.4.2. Détection de défauts .....	12
I.4.3. Identification de défauts .....	12
I.4.4. Diagnostic de défauts .....	12
I.4.5. Prévion de défauts.....	12
I.5. Surveillance des tendances des machines tournantes .....	13
I.5.1. Surveillance de l'état de machine (ECM) .....	13
I.6. Procédures ECM basées sur un modèle.....	13
I.6.1. Principes de base du calcul de la performance .....	13
I.6.2. Notions de base de l'analyse des trajectoires de gaz GPA .....	14
I.6.3. L'analyse par GPA linéaire . .....	15
I.6.4. Méthode d'estimation de l'état .....	17
I.6.5. Le filtre de Kalman .....	19
I.6.6. Approches combinatoires.....	21
I.6.7. L'analyse GPA non linéaire.....	22
I.6.8. Optimisation non linéaire.....	23
I.7. Procédures ECM basées sur les données .....	24

I.7.1. Réseaux de neurones .....	24
I.7.2. Logique floue .....	29
I.8. Procédure EHM hybride .....	32
I.9. Procédure de pronostic.....	33
I.9.1. Les méthodes de régression.....	34
I.9.2. Procédure d'analyse des séries chronologiques.....	34
I.10. Comparaison entre les approches baser sur les données et à baser des modèles.....	35
I.11. Conclusion.....	36
<b>CHAPITRE II: Surveillance des Vibrations des turbines à gaz .....</b>	<b>37</b>
II.1 Introduction .....	38
II.2. Surveillance des vibrations dans une turbine à gaz .....	40
II.3. Comparaison des deux méthodes de surveillances .....	40
II.3.1. On-line surveillance (surveillance continue) .....	40
II.3.2. Offline Surveillance périodique.....	41
II.3.3. Interprétation des données.....	42
II.4 Description de turbine .....	44
II.4.1. Compresseur .....	46
II.4.2. Système d'air de refroidissement .....	47
II.4.3. Système d'allumage et de combustion.....	48
II.4.4. Turbine du compresseur (CT) .....	48
II.4.5. Turbine de puissance (PT) .....	50
II.4.6. Collecteur d'échappement .....	50
II.4.7. Instrumentation .....	50
II.4.8. Système d'huile de lubrification .....	51
II.4.8.1. Pompes d'huile de lubrification .....	52
II.4.9. Système d'admission d'air comburant.....	53
II.5. Différents types des capteurs de vibration.....	53
II.5.1. Capteur de déplacement .....	53
II.5.2. Capteur de vitesse.....	56
II.5.3. Accéléromètres .....	60
II.5.4. Capteur de phase .....	60
II.6. Domaine de surveillance.....	62



II.7. Variables de déplacement et de vitesse.....	62
II.7.1. Déplacement .....	63
II.7.2. Vitesse .....	63
II.7.3. Accélération .....	63
II.8. Mesure du niveau global .....	64
II.9. Conclusion .....	67
<b>CHAPITRE III: Diagnostic de défauts des vibrations d'une turbine basée sur Support Vector Machine</b>	<b>68</b>
III.1. Introduction .....	69
III.2. Diagnostic à base de Méthode Support Vector Machine .....	69
III.3. Méthode Support Vector Machine .....	70
III.4. Fondement et modélisation de la méthode Support Vector Machine .....	72
III.5. Diagnostic de vibrations d'une turbine à base Support Vector Machine .....	74
III.6. Investigation et résultats d'applications .....	80
III.7. Conclusion .....	90
<b>CHAPITRE IV: Prise de décision pour un diagnostic basée sur le concept de la logique floue</b>	<b>91</b>
IV.1. Introduction .....	92
IV.2. Système d'aide à la décision flou en maintenance de turbine à gaz .....	93
IV.3. Résultats d'investigation .....	95
IV.4. Situations de fonctionnement de turbine examinée.....	100
IV.5. Conclusion.....	110
<b>Conclusion générale</b> .....	<b>111</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>113</b>

## Liste des Figures

---

Figure I.1: Procédures pour la surveillance de l'état des turbines à gaz .....	7
Figure I.2 : Architecture générale d'un système EHM .....	8
Figure I.3: Analyse par GPA .....	14
Figure I.4: Analyse de chemin de gaz non linéaire avec programmes de performance .....	22
Figure I.5 : Construction d'un réseau de neurones à trois couches .....	25
Figure I.6: Organigramme d'un système de réseaux de neurones pour le diagnostic .....	28
Figure I.7: Éléments d'un système de logique floue .....	29
Figure I.8: Schéma d'un système d'inférence floue .....	30
Figure II.1: Configuration du RACK de vibration .....	41
Figure II.2: Système de surveillance de turbine a gaz Bently Nevadasérie3500 .....	41
Figure II.3: Système de surveillance de turbine a gaz .....	41
Figure II.4: Signale de vibration avec déclenchement de la turbine .....	42
Figure II.5: Signale de pic de vibration alarme .....	43
Figure II.6: Signale de vibration d'un défaut .....	43
Figure II.7: Signale de vibration d'un défaut .....	44
Figure II.8: Spectre de vibrations sur le palier charge intermédiaire du générateur de gaz .....	44
Figure II.9: Turbine à gaz TORNADO SGT200 .....	45
Figure II.10: Vue ensemble de la Turbine TORNADO SGT 200 avec la pompe .....	46
Figure II.13: Zone de fonctionnement d'une turbine .....	50
Figure II.14: Capteur sans contact à courant de Foucault (TQ102) .....	54
Figure II.15: Représentation bobine, cible et courants de Foucault .....	54
Figure II.16: Capteur de vitesse (Vélocimètre, VS 80) .....	57
Figure II.17: Capteur de vitesse .....	58
Figure II.19: Réponse en fréquence typique d'un capteur électrodynamique de vitesse de vibration ...	60
Figure II.20: courbe de réponse d'un capteur électrodynamique .....	60
Figure II.20: Capteur d'accélération (accéléromètre, CA 136) .....	61
Figure II.21: Capteur de phase (cellule photoélectrique SCHENCK) .....	62
Figure II.22: mesure de phase .....	62
Figure II.23: représente l'allure de x, v pour un même mouvement .....	65

Figure II.24 : force du balourd dans un arbre.....	65
Figure II.25 : Mesure du niveau global.....	65
Figure II 26: Signale vibratoire sinusoïdale de défaut balourd.....	66
Figure II.27 : La différence entre représentation temporelle et représentation fréquentielle.....	66
Figure III.1: Hyperplan optimal de deux classe d'ensemble de données .....	70
Figure III.2: Using kernel SVM for a non separable case.....	73
Figure III.3: Stratégie de surveillance de vibrations d'une turbine à base Support Vector Machine .....	75
Figure III.4: Principe de fonctionnement de turbine à gaz examinée GE MS5002.....	76
Figure III.5: Position de capteurs sur le système turbine à gaz examinée.....	76
Figure III.6: Différent paliers au niveaux de la turbine à gaz examinée.....	77
Figure III.7: Apparence de défaut de balourd dans la turbine à gaz examinée.....	78
Figure III.8: Apparence de défaut de balourd avec jeu de palier dans la turbine à gaz examinée .....	78
Figure III.9: Paliers N° 1 et 4 de la turbine à gaz examinée.....	80
Figure III.10: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 1.....	81
Figure III.11: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 1.....	81
Figure III.12: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 1 .....	82
Figure III.13: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 4.....	83
Figure III.14: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 4.....	83
Figure III.15: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 4.....	84
Figure III.16: Paliers N° 2 et 3 de la turbine à gaz examinée.....	85
Figure III.17: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 2.....	86
Figure III.18: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 2.....	86
Figure III.19: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 2 .....	87
Figure III.20: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 3 .....	87
Figure III.21: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 3 .....	88
Figure III.22: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 3 .....	89
Figure IV.1: Système d'aide à la décision flou proposé .....	93
Figure IV.1: Variables de déplacement et de vitesse .....	94

Figure IV.3: Turbine à gaz TORNADO Siemens SGT-200 .....	96
Figure IV.4: Système d'acquisition de données de la turbine TORNADO SGT-200 .....	97
Figure IV.5: Signale de vibration avec déclenchement de la turbine .....	98
Figure IV.6 : Vue de la turbine TORNADO lors d'une révision complète .....	99
Figure IV.7 : Signales de vibration de la turbine fonctionnement normale .....	100
Figure IV.8 : Variation de sortie de fonction diagnostic en fonctionnement normale .....	102
Figure IV.9 : Variation de sortie de vibration en fonctionnement normale .....	102
Figure IV.10 : Signales de vibration de la turbine fonctionnement normale .....	102
Figure IV.11 : Variation de sortie de fonction diagnostic en fonctionnement normale .....	103
Figure IV.12 : Variation de sortie de vibration en fonctionnement normale .....	103
Figures IV.13- IV.33: Résultats de surveillance des vibrations de turbine à gaz examinée .....	104

## Liste des tableaux

---

Tableau II.1: : Choix des capteurs de proximité .....	57
Tableau II.2: Niveaux globale de la vibration pour le diagnostic .....	63
Tableau IV.1: Variables d'entrée du système flou proposé .....	96

## Liste des Travaux

---

### Internationals Publications

- [1]. **Bachir Alili**, Ahmed Hafaifa and Abdelhamid Iratni, Faults detection based on fuzzy concepts for vibrations monitoring in gas turbine. Diagnostyka Journal, Polish Society of Technical Diagnostics (PSTD), vol. 21, no. 4, pp. . URL: <http://www.diagnostyka.net.pl/Online-first>
- [2]. **Bachir Alili**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Lakhdar Mazouz, Decision Making for a Sustainable and Rentable Maintenance of a TORNADO Gas Turbine based on Fuzzy Logic Concept. Journal of Vibration Testing and System Dynamics, 2020, vol. 4, no. 2, pp. 147-162. URL: <https://www.lhscientificpublishing.com/Journals/JVTSD-Download.aspx>

### Internationals Conferences

- [1]. **Alili Bachir**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Nadji Hadroug, Application of principal component analysis approche in gas turbine defect diagnosis. The International Conference on Applied Smart Systems ICASS'18, 24- 25 November 2018, Medea Algeria. URL: <http://www.univ-medea.dz/en/icass2018>
- [2]. **Bachir Alili**, Ahmed Hafaifa, Mourad Bachene, Mouloud Guemana, and Salam Abudura, Vibration analysis of misaligned rotating shaft gas turbine. The 2nd International Workshop on Signal Processing Applied to Rotating Machinery Diagnostics, SIGPROMD'2018, 29-30 April 2018, Djelfa, Algeria. URL: <https://www.univ-djelfa.dz/labo/laadi/sigpromd2018/>
- [3]. **Bachir Alili**, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Fuzzy decision making for gas turbine monitoring based on fault prediction. The 2nd International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics ICAID2017, 16-17 September 2017, Djelfa, Algeria. URL: <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid17>
- [4]. **Bachir Alili**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Abdellah Kouzou, Reliability modeling of industrial gas turbine using Weibull distribution. The first international conference on the Evolution of Contemporary Mathematics and their Impact in Sciences and Technology, ECMI-SciTech 2017, 09-12 October 2017, Constantine, Algeria. URL: [http://ecmi2017.labomam.net/call\\_for\\_papers.html](http://ecmi2017.labomam.net/call_for_papers.html)

## Nomenclatures

---

ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
ANN	Artificial Neural Networks
ANFIS	Adaptives Neuro-Fuzzy-Inferenz-System
CBM	Condition Based Maintenance
CCBM	Component Condition Based Maintenance
CG	Conjugated Gradients
CoG	Center of Gravity
ECM	Engine Condition Monitoring
EHM	Engine Health Management
FLS	Fuzzy Logic System
ETM	Engine Trend Monitoring
EWLS	Extended-Weighted-Least-Squares
FADEC	Full Authority Digital Engine Control
FDI	Fault Detection and Isolation
GPA	Gas-Pfad-Analyse
MLP	Multi Layer Perceptron.
PDF	probability density function
RBFN	Radial-Basis- function -Netzwerk
REWLS	Recursive Extended-Weighted-Least-Squares
SVM	Support Vector Machine
WLS	Weighted Least-Squares

## Introduction générale

---

La performance d'une turbine à gaz est un critère clé pour son coût de fonctionnement, du point de vue du constructeur ainsi que de l'opérateur. Elle consiste à fournir une puissance dynamique à des coûts d'exploitation donnés. Afin d'augmenter les performances d'une turbine à gaz pour une puissance donnée, les coûts d'exploitation doivent être réduits. Le développement technologique des turbines à gaz se concentre donc d'une part sur la réduction de la consommation de carburant et d'autre part sur le coût de maintenance et de la révision générale ou partielle. Pour ainsi dire, dans un monde où la concurrence devient de plus en plus charnue et les marchés sont devenus instables, une réduction des coûts d'exploitation est devenue une nécessité. Par exemple, Steffens [1] trace les objectifs de réductions des coûts pour la période entre 2003 et 2020 avec une estimation de réduction de 15-20% de la consommation de carburant spécifique et une réduction de 40% sur les coûts de maintenance.

Une des philosophies ou méthodes d'optimisation qui influence considérablement sur les coûts de maintenance tout en maximisant les performances de la turbine à gaz durant son cycle de vie, est l'utilisation de systèmes de surveillance avancés de l'état (EHM) [2]. Le but d'un tel système est de faire une déclaration sur l'état des composants individuels de la turbine à gaz sur la base des valeurs mesurées. Cependant, les systèmes EHM ne peuvent réaliser leur plein potentiel de réduction des coûts qu'avec des systèmes adéquats de planification de la maintenance et de gestion de flotte.

La connaissance détaillée de l'état de chaque turbine à gaz de la flotte est primordiale avant l'utilisation des informations obtenues à l'aide des systèmes EHM.

Le but du présent travail est le développement d'un système de surveillance et de détection de défauts des turbines à gaz par l'analyse vibratoire. Le développement d'un système EHM tel que logique floue, vise à clarifier le fait que le traitement des événements individuels et la détérioration graduelle doivent être combinés en un seul concept. Cela entraîne les exigences suivantes pour le système à développer :

- Le système doit être capable de détecter des événements individuels avec la variation de vibration de manière fiable (détection).
- Les composants des turbines à gaz affectés par des événements individuels doivent être correctement identifiés (identification). La taille de l'écart des paramètres de performance correspondants doit être déterminée (diagnostic des événements individuels).

- Les écarts de tous les paramètres de performance dus aux mécanismes de vieillissement doivent également pouvoir être déterminés (diagnostic de détérioration progressive).
- Les résultats des diagnostics doivent être rassemblés afin de permettre une vision holistique de l'état de la turbine à gaz dans le temps.
- Le système de détection et localisation des défauts par logique floue doit être capable de prédire l'évolution temporelle des grandeurs mesurées afin de pouvoir déterminer que les moments où les valeurs limites fixées sont dépassées ou réduites (pronostic de la valeur mesurée).

Ces exigences doivent être respectées en particulier dans le contexte d'une instrumentation limitée de la turbine à gaz, car elle est en fonctionnement en série. Le but de l'instrumentation (détecteur et capteur, etc.) est d'assurer un fonctionnement fiable.

Cette thèse s'articule autour de la détection et localisation des défauts appliqués à la surveillance des vibrations d'une turbine à gaz et le choix des outils de l'intelligence artificielle "logique floue" pour le diagnostic de pannes et détection avec efficacité des défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement de ces machines.

Dans ce contexte, les travaux menés dans cette thèse ont été scindés en quatre chapitres. Le premier chapitre, introductif, présente d'une manière générique les différentes méthodes de l'intelligence artificielle les plus utilisées dans le domaine de diagnostic des défauts, appliquée sur la turbine à gaz. Une recherche bibliographique sur l'application de chacune de ces méthodes dans le domaine de la surveillance et la détection des défauts sera dressée. Les nouvelles techniques comme les anciennes, feront l'objet d'orientation des directions de recherche de ces travaux de thèse. Le deuxième **chapitre** est consacré à la surveillance de la machine et l'utilisation des techniques issues du domaine de la surveillance des turbines à gaz, de nombreux systèmes de surveillance et de diagnostic offline et on-line ont été proposées, la Surveillance par la méthode d'analyse vibratoire est très servante et donne une bonne image du fonctionnement de la turbine à gaz. L'analyse de la fréquence de vibration peut indiquer les composants défectueux. Si l'amplitude des vibrations à une tendance d'augmentation une décadence des composantes est attendue à travers le temps. L'ensemble de turbine à gaz est généralement en bon état même si Certains composants ont montré des indications de dommages, car il y'a toujours une plage de tolérance. Le suivi des paramètres reste à faire pour surveiller l'état des composants critiques et des indications de dommages.



Le **troisième chapitre** a été consacré à l'étude de système de surveillance de l'état de vibration d'une turbine à gaz basé sur Kernel-SVM. Cette technique de diagnostic utilisant l'approche Kernel-SVM pour la surveillances des machines tournantes a été présentée, afin de détecter les problèmes de vibrations des turbines à gaz. En effet, les résultats montrent que les systèmes de détection de vibration utilisant les techniques SVM avec noyau sont largement meilleurs que les résultats obtenus par le système de référence FFT. Le noyau utilisé dans cette thèse est le noyau gaussien qui est le mieux approprié à manipuler avec les données réelles d'exploitation de la turbine examinée incluant des bruits et des perturbations. le **quatrième chapitre**, est consacré à la présentation de notre proposition d'un système d'aide à la décision et diagnostique préliminaire des défaut vibratoire dans une turbine à gaz SGT200 TRNADO pour le pilotage proactif et réactif d'un service maintenance . Les principaux concepts liés à l'aide à la décision (température des palais ,vibrations des palais et historiques de la maintenance) peuvent être obtenues a partir données réelles venant directement des variables de système a surveiller de. Puis, nous présentons les spécifications d'un système d'aide d'un modèles flous de type Takagi-Sugeno, en utilisant des données d'entrée/sortie de la turbine recueillies sur le système examiné. Cela aboutira à la conception d'une méthode d'approximation Floue, qui permettra de caractériser plus précisément le diagnostic et le niveaux de vibration dans la machine afin de permettre un bon diagnostic du système .

Nous nous sommes intéressés principalement à la validation de l'approche floue proposée dans cette partie de thèse ; des stratégies de commande tolérante aux défauts basées sur la logique floue seront exploitées. Ces derniers permettent de s'accommoder l'effet de certains types de défauts qui peuvent apparaître sur des capteurs, des actionneurs ou sur le système de turbine à gaz, tout en étant capable de maintenir sa stabilité et d'éviter les situations catastrophiques de fonctionnement de cette machine. Nous verrons comme dans le chapitre précédent comment obtenir des modèles robustes pour des turbines à gaz examinées à base des techniques de Takagi-Sugeno flou, dont le principe de modélisation repose sur la classification de leur données et historique d'exploitation, ce qui permet d'utiliser les modèles de type Takagi-Sugeno, afin de montrer les avantages et les performances de l'approche proposée dans cette thèse , en mettant l'accent sur les besoins de la génération des fonctions d'appartenance et l'obtention des paramètres des conséquents, en vue de son application dans cette thèse de thèse, pour la modélisation des variables d'une turbine à gaz.

Enfin, nous terminons cette thèse de thèse par une conclusion générale ainsi que des perspectives.

# CHAPITRE I

## ETAT DE L'ART SUR LE DIAGNOSTIC INDUSTRIEL ET LA SURVEILLANCE DE SANTÉ DES MACHINES TOURNANTES

---

Ce chapitre est consacré sur une synthèse de l'état de l'art sur le diagnostic industriel et la surveillance de santé des machines tournantes, par la présentation des procédures de surveillance, et de citer les différentes méthodes de diagnostic industriel. En effet, le coût élevé de la réparation de ces grandes machines comme la turbine à gaz a donné une impulsion économique au développement de méthodes d'analyse pour suivre la santé et les performances des équipements afin de réduire les interventions et les coûts globaux de la maintenance. Avec l'avènement du FADEC (Full Authority Digital Engine Control) (autorité de contrôle numérique du moteur) au début des années 1980, l'instrumentation pilotable destinée aux fonctions de contrôle était désormais également disponible à des fins de diagnostic. Avec les progrès continus dans l'informatique à faible coût, la communication à haute vitesse, et les capteurs de plus en plus sophistiqués, les méthodes EHM sont maintenant trouvés dans une variété d'applications industrielles.

### **I.1. Introduction**

Depuis que le besoin pour les systèmes de gestion de la condition des équipements a vu le jour, et vue les multitudes des domaines d'application possible ; une solution unique ne peut exister et les conceptions doivent être adaptées à chaque application. L'EHM peut être visualisé sous la forme d'un portefeuille de blocs de construction pouvant être utilisés pour créer des architectures personnalisées répondant au mieux aux besoins de chaque utilisateur. Ces architectures peuvent inclure à la fois des éléments hébergés par l'équipement et des éléments au site en tant que caractéristiques complémentaires d'un système intégré global. Les éléments hébergés par l'équipement génèrent des données à partir des capteurs embarqués et effectuent une détection et isolation de défaut et une prédiction de défaillance, soutenant la maintenance, tandis que les éléments au site supportent les dispositions de dégradation à long terme.

Les pratiques de surveillance et de diagnostic de l'état des turbines sont aussi anciennes que la turbine à gaz elle-même, tel que la surveillance de la température des gaz d'échappement (EGT), de la vitesse de rotation, le niveau de vibration de l'équipement (amplitude)...etc, qui marquent le début des méthodes de surveillance pour assurer un fonctionnement sûr en mettant en évidence des niveaux ou des dépassements anormaux. Cet ensemble facile d'instrumentation était suffisant pour détecter un fonctionnement détérioré et indésirable, mais il a pu contribuer à l'identification de la cause première de l'anomalie. Au fur et à mesure que la complexité de la turbine à gaz augmentait et que les coûts d'entretien et de réparation augmentaient, l'instrumentation prenait de l'expansion. Comme pour la plupart des systèmes, la fiabilité et le coût sont des facteurs principaux de la conception. Les fonctions de commande de la turbine ont également nécessité le recours à des capteurs supplémentaires (principalement dans la GPA).

Dans les années 1970, le matériel électronique de surveillance de l'état des turbines a été introduit sur les turbines à gaz, ce qui a permis d'enregistrer toute les données en surveillant et en capturant automatiquement les paramètres de la turbine. Les systèmes de données intégrer consistaient en une série de matériel électronique qui surveillerait une multiplicité de paramètres de fonctionnement (température, vitesse de rotation, système d'huile pression et de vibration, etc.).

### **I.2. Aperçu des procédures ECM**

Cette abréviation signifie « gestion de la condition de l'équipement ». La différence entre les deux procédures est que la première est basée sur des observations passives et le seconde sur une poursuite active.

Selon Donat et al. [3], toutes les procédures de surveillance des conditions peuvent être classées dans l'une des trois catégories suivantes :

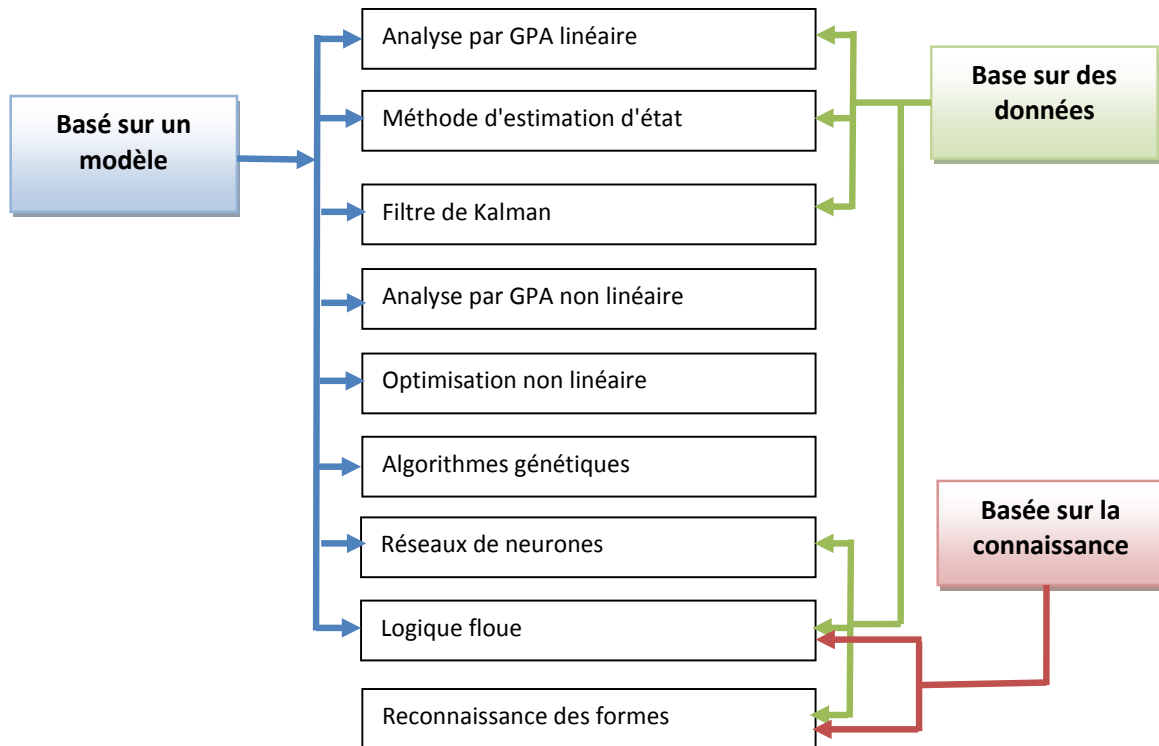
- Basé sur un modèle,
- Basé sur des données,
- Basé sur les connaissances (aussi appelé basé sur des règles).

Pour les approches basées sur des modèles, des programmes de calcul de performance sont utilisés pour modéliser le comportement de fonctionnement thermodynamique de la turbine à gaz à considérer. Les approches basées sur des modèles comprennent l'analyse de trajectoires de gaz linéaires et non linéaires, les techniques d'estimation d'état, les techniques d'optimisation non linéaire et les algorithmes évolutionnaires (génétiques), mais aussi les réseaux de neurones ainsi que les méthodes de logique floue peuvent être utilisés sur la base de modèles.

Les méthodes basées sur les données se passent de l'utilisation de modèles aérodynamiques et sont basées exclusivement sur l'analyse de valeurs mesurées. Cette catégorie comprend notamment les réseaux de neurones, la logique floue et la reconnaissance de formes (Pattern Recognition). Cependant, l'analyse linéaire du GPA et les méthodes d'estimation d'état peuvent également être effectuées sur la base de données. Les approches basées sur les connaissances n'exigent pas non plus d'étudier un modèle de la turbine à gaz. Ils sont basés sur des règles et des contextes dérivés de l'expérience et peuvent être utilisés pour interpréter les valeurs mesurées de la turbine à gaz. De tels systèmes sont appelés systèmes experts et peuvent utiliser des techniques de logique floue ou de reconnaissance de formes pour appliquer les règles.

Les approches fondées sur les connaissances ne font pas l'objet de cette thèse et ne seront donc pas examinées.

La Figure I.1 résume les procédures utilisées dans les systèmes ECM. Il convient de noter que certaines procédures sont différentes.



**Figure I.1: Procédures pour la surveillance de l'état des turbines à gaz**

### I.3. Architecture générale des systèmes EHM

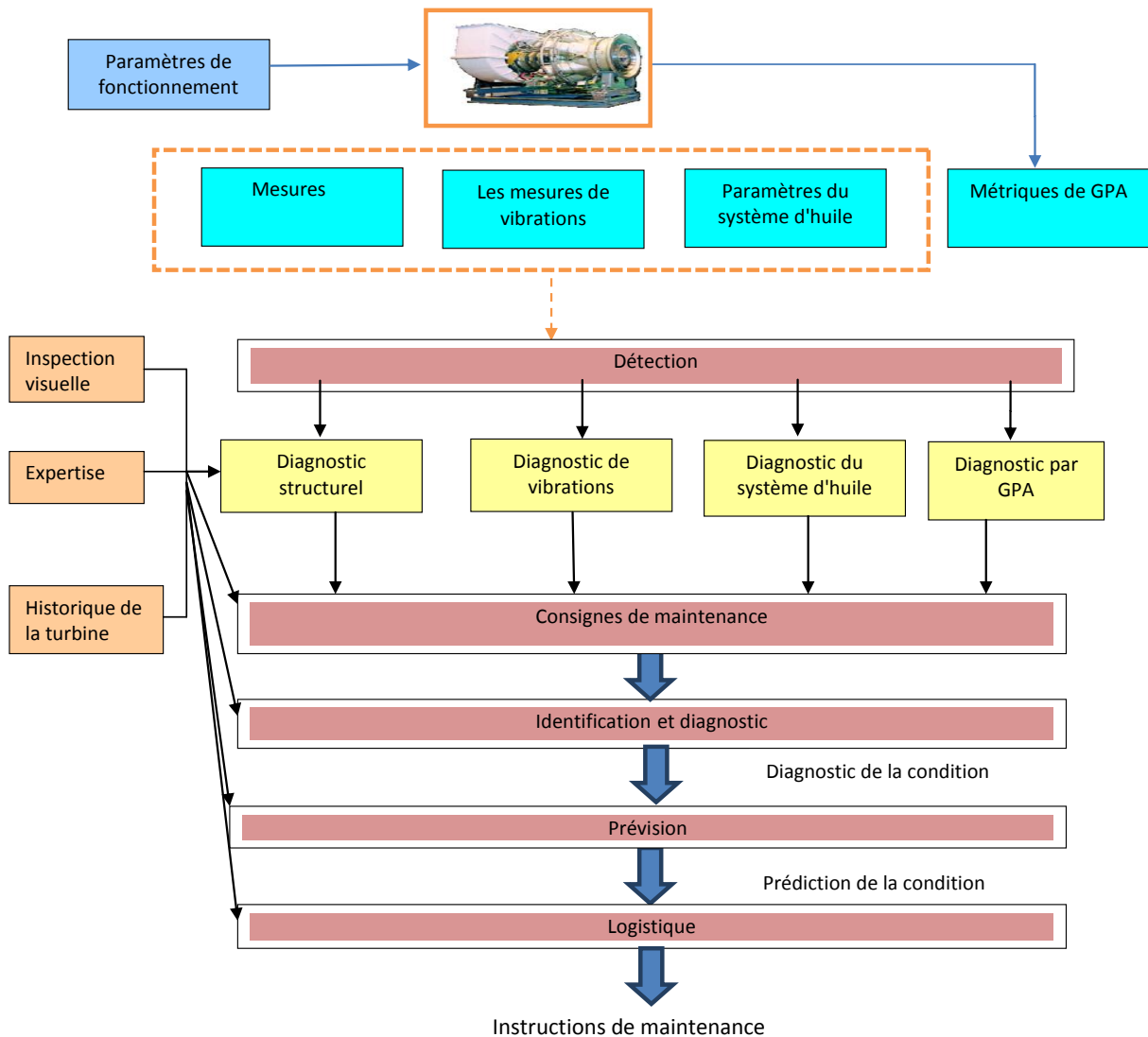
La base de tous les systèmes EHM sont les valeurs mesurées d'une turbine à gaz. Dans ce cas, une distinction peut être faite entre les valeurs mesurées du GPA et les valeurs mesurées en dehors du GPA. Sous les valeurs mesurées par GPA, les paramètres suivants sont compris [4]:

- Pressions et températures dans le GPA
- Flux massique de carburant

Les autres valeurs mesurées peuvent être résumées selon des systèmes ou des fonctions, la liste suivante n'est pas exhaustive :

- Système d'huile : température d'huile, pression d'huile, particules dans le système d'huile
- Lectures de vibration : Fréquences et amplitudes des vibrations de l'onde
- Mesures structurelles : Particules dans l'entrée et dans le flux des gaz d'échappement,
- Composition chimique des gaz d'échappement, mesures acoustiques, capteurs d'écart, etc.

Toutes les valeurs mesurées passent par les quatre processus principaux suivants du système EHM Figure I.2.



**Figure I.2 : Architecture générale d'un système EHM**

Dans cette Figure I.2, la fonction détection (Consignes de maintenance) présente la détection d'anomalies dans les valeurs mesurées et la fonction identification et diagnostic donne l'attribution de la modification aux composants affectés de la turbine à gaz (identification) et détermination quantitative du changement (diagnostic), la fonction prévision c'est la prédiction de l'état futur de la turbine à gaz et la fonction logistique est conçu pour la mise en œuvre de la connaissance détaillée de l'état de la turbine à gaz dans les instructions de maintenance, les plans de maintenance (les stratégies de maintenance appliquées).

Cependant, les analyses de ces processus peuvent être séparées en fonction du type de valeurs mesurées ou réalisées sous forme fusionnée. Une analyse fusionnée, contrairement à l'analyse séparée,

accède à toutes les valeurs de mesure disponibles, ce qui peut améliorer la qualité et la fiabilité de l'analyse [5]. Cette Figure I.2 montre un exemple de détection distincte, d'identification et de diagnostic séparé puis fusionné, ainsi que d'une prévision fusionnée et d'un plan de maintenance fusionné.

En plus des flux de données des mesures, des informations provenant d'autres sources peuvent être incluses dans chacun des quatre processus principaux, par ex. des inspections visuelles, des composants, des modèles de vieillissement, de l'historique de l'équipement ou des connaissances spécialisées. Enfin, tous les résultats sont stockés comme base pour de futures analyses dans l'historique de la turbine.

#### **I.4. Définitions EHM**

Bien qu'un certain nombre de propositions pour une définition commune des termes aient déjà été publiées dans la littérature, aucune nomenclature n'a encore été généralement acceptée. Des exemples de propositions de nomenclature correspondantes peuvent être trouvés dans [6, 7, 8]. Pour éviter toute ambiguïté, cette thèse est précédé d'une compilation des termes et abréviations utilisés sous forme illustrée. Une explication des termes individuels est donnée ci-dessous.

La capacité à améliorer la performance d'une turbine a été possible depuis que James Watt a allumé sa première machine à vapeur ; Cependant, le développement d'une capacité de surveillance et de prédiction de la durée de vie, de la condition et de la performance d'une turbine n'a pas suivi la technologie. Des avancées telles que la gestion du contrôle numérique des turbines basées sur un modèle et l'utilisation de données nous ont permis d'obtenir des données sensibles considérables pendant le fonctionnement de la turbine. Grâce aux avancées majeures dans les technologies de l'informatique et du contrôle de production, nous pouvons maintenant réaliser un véritable système de surveillance des conditions des turbines (EHM). Le développement des turbines à gaz vers l'objectif d'améliorés et la nécessité de démontrer une fiabilité accrue à des coûts réduits nécessiteront des avancées majeures dans les technologies de contrôle et de diagnostic. L'acquisition de données de turbine en temps réel est déjà réalisable, mais la fusion / intégration, l'interprétation et l'utilisation de telles données sont difficiles. De plus, en appliquant les progrès technologiques, nous pouvons réaliser un système EHM qui dérivera et prédira la performance, la consommation de vie et la condition d'une turbine en temps réel.

La gestion de la condition pour les turbines est la seule façon de réaliser la maintenance conditionnelle. La gestion de la condition de l'équipement (EHM) se manifeste principalement dans la surveillance, la détection, l'isolation, l'analyse prédictive des tendances, la rétrogradation de l'équipement, l'adaptation

aux défaillances, etc. La gestion de la condition de l'équipement dépend de la surveillance par des capteurs installés et gérés par des automates.

EHM peut être visualisé comme un portefeuille de blocs de construction qui peuvent être utilisés pour créer des architectures personnalisées qui répondent le mieux aux besoins des utilisateurs individuels [9].

EHM utilise des données statistiques et des techniques de traitement du signal pour détecter et isoler les défauts. Les approches modernes de l'EHM améliorent l'approche traditionnelle avec des modèles basés sur la physique, le suivi des performances individuelles des turbines, les algorithmes prédictifs et les capacités d'aide à la décision [10].

#### **I.4.1. Définition des termes clés de L'EHM**

Une condition anormale est une déviation « importante » de la condition de fonctionnement normale par rapport à la condition réelle. L'écart peut s'appliquer à une seule variable de mesure ou à un groupe de variables qui, ensemble, représentent un motif distinctif. Un écart important signifie que la différence est supérieure à un seuil de tolérance prédéterminé. Une déviation est généralement appelée un résidu. Les conditions anormales résultent généralement de deux causes communes :

1. Dégradation induite par l'utilisation
2. Facteurs externes qui exercent un changement brusque ou un taux accéléré de changement (par exemple, dommages par corps étrangers).

Deux concepts importants d'EHM sont développés autour de la condition anormale, ils sont :

- Le diagnostic,
- Le pronostic.

Dans l'explication la plus simple, le diagnostic se réfère au processus de recherche des conditions anormales (ou événements) actuelles et passées, tandis que le pronostic se rapporte au processus d'estimation de l'influence future des conditions anormales actuellement découvertes.

Pour expliquer ces concepts plus loin, nous devons introduire trois types de conditions anormales :

- **Défaut** : C'est un état anormal connu (ou précédemment analysé) et reproductible ;
- **Anomalie** : C'est une condition anormale inconnue (c'est-à-dire inconnue avant, pas entièrement comprise ou intermittente).



- **Défaillance** : C'est la condition anormale dont les performances se sont dégradées de sorte qu'elle est fonctionnellement inacceptable.

En raison de la nature constamment changeante d'une condition anormale, la gravité d'un défaut augmente avec l'utilisation de l'équipement. Ce changement dans la gravité des défauts en fonction de temps forme une dégradation dans un tracé performance-temps. D'où, cette trajectoire est également appelée chemin de dégradation, car elle donne assez de temps et d'usage ; la dégradation atteindra un niveau inacceptable défini comme un échec.

Au début, un précurseur de la dégradation des performances peut être observé comme le premier signe détectable d'une condition anormale. Ce précurseur reflète la sensibilité du système EHM, bien qu'il dépende largement des capacités de détection et de modélisation utilisées dans le système EHM. Au fur et à mesure que la dégradation augmente, une condition est atteinte où la dégradation peut être détectée de manière cohérente (et réputée), et cela justifie d'alarmer le système ou l'opérateur de l'équipement de l'état anormal.

Cette condition est appelée défaut et est généralement associée à une cause spécifique. Nous considérons qu'une défaillance est moins grave qu'une panne et, dans la plupart des cas, un système peut continuer à fonctionner avec des conditions de défaut présentes (généralement jusqu'à une période prédéterminée ou un compte d'utilisation). Un défaut peut éventuellement se transformer en défaillance, lorsque le système ne peut plus fournir une fonctionnalité acceptable et qu'il a atteint sa limite de durée de vie. Si vous continuez à fonctionner au-delà de cette condition, le système tombera en panne et pourrait provoquer une défaillance catastrophique.

Un symptôme de faute est une collection de défauts individuels. Un symptôme de panne, à son tour, correspond à un ou plusieurs modes de défaillance, et chaque mode de défaillance décrit un mécanisme qui diminue une fonctionnalité du système ou de l'équipement surveillé. Si nous pouvons mesurer quantitativement la fonctionnalité et remplacer le mot « performance » dans la figure I-3 par « fonctionnalité » ou « capacité ».

Événements uniques (erreurs) événements qui se produisent discrètement dans le temps sont appelés événements uniques ou erreurs. De tels événements sont par exemple en raison de dommages causés par un corps étranger, d'une perte de composants due à la fatigue, de joints défectueux ou d'ajustements défectueux de la grille, et n'affectent qu'un petit nombre de composants de la turbine à gaz : ils sont localement limités [11]. Dans la littérature, les termes défauts (défauts), dommages (défaillances) et erreurs (faults), fait également la différence entre les erreurs et les dommages, les

dommages étant caractérisés par une réduction des performances de la turbine à gaz, dont le degré rend l'opération impossible.

La distinction entre les événements individuels et la détérioration progressive est faite par le degré de dégradation des performances. En cas de détérioration progressive, à proprement parler, c'est la somme de nombreux événements individuels, chacun avec une gravité faible [11]. Ainsi, par exemple. L'érosion n'est rien de plus que l'enlèvement de matière causée par l'impact de nombreuses petites particules, alors qu'un impact sur un corps étranger désigne l'impact d'un seul ou de quelques objets plus gros. Cependant, les deux types d'événements uniques diffèrent considérablement dans la sévérité de leur impact sur les performances de la turbine à gaz.

#### **1.4.2. Détection de défauts**

La détection d'événements individuels est appelée détection. La détection est effectuée sur la base de valeurs mesurées, toutes les quantités disponibles pouvant être utilisées. Les pressions, températures, vitesses, débit massique, température d'huile, particules dans le système d'huile et dans les gaz d'échappement, composition des gaz d'échappement, vibrations ... Pour pouvoir détecter des événements individuels, leur influence sur les valeurs mesurées doit dépasser la sensibilité de détection.

#### **1.4.3. Identification de défauts**

L'attribution d'événements individuels aux composants affectés est appelée identification. L'identification représente donc l'emplacement de la faille, le terme « isolation de défaut » est utilisé dans la littérature pour signifier la même chose. De plus, les fonctions de détection et d'identification sont résumées sous l'acronyme FDI (Fault Detection and Isolation) [2,11].

#### **1.4.4. Diagnostic de défauts**

La détermination de la gravité de l'erreur est appelée diagnostic. Pour la détermination quantitative de l'état du composant, les écarts relatifs des valeurs de qualité liées à la performance (par exemple, les rendements et les capacités des compresseurs et des turbines) à partir des valeurs de référence dans un état de turbine sain sont considérés. Ces écarts relatifs des valeurs de qualité sont appelés paramètres de performance. La tâche du diagnostic est donc le calcul des valeurs de paramètres de puissance de la turbine à gaz. Dans la littérature, cette fonction est aussi appelée identification [2], à ne pas confondre avec la définition ci-dessus.

#### **I.4.5. Préviation de défauts**

La préviation est la prédiction des paramètres de performance et des valeurs mesurées, à l'aide du pronostic, il est possible de déterminer les moments où un dépassement ou une diminution des valeurs limites définies est attendu. Cette information peut être utilisée pour optimiser la planification de la maintenance.

#### **I.5. Surveillance des tendances des machines tournantes**

Les systèmes de surveillance des tendances des valeurs mesurées sont appelés systèmes ETM, ils représentent la forme la plus simple des systèmes de surveillance de l'état. A l'aide des systèmes ETM, les fonctions de détection et de pronostic peuvent être réalisées, un pronostic n'étant possible que pour les valeurs mesurées, mais pas pour les paramètres de performance. Les systèmes ETM n'incluent pas les capacités d'identification et de diagnostic.

##### **I.5.1. Surveillance de l'état de machine (ECM)**

Les systèmes ECM incluent les fonctions de détection, d'identification, de diagnostic et de préviation, fournissant toutes les fonctions de surveillance et de préviation des conditions. Dans la littérature, en fonction des variables mesurées utilisées, par exemple la surveillance de la performance, la surveillance des vibrations et les systèmes de surveillance des émissions [2].

#### **I.6. Procédures ECM basées sur un modèle**

Les approches basées sur des modèles utilisent des modèles thermodynamiques pour simuler les performances de la turbine à gaz. Par conséquent, cette section aborde brièvement les bases du calcul de performance avant de donner un aperçu des procédures de surveillance de l'état des turbines à gaz basées sur un modèle.

##### **I.6.1. Principes de base du calcul de la performance**

Le projet de loi de puissance a ses origines en 1972 [12, 13], qui a présenté un programme pour le calcul de la performance constante d'une turbine à gaz. Depuis lors, un certain nombre de programmes ont été établis, tous basés sur le principe de la synthèse modulaire. Le comportement de fonctionnement de la turbine à gaz est synthétisé à partir des caractéristiques de ses composants en conformité avec les équations de conservation pour la masse, l'énergie et la quantité de mouvement. Par conséquent, les programmes de performance sont également appelés programmes de synthèse de performance.

En outre, de nombreux fabricants de turbines à gaz ont leurs propres programmes de calcul de performance, qui utilisent également le principe de la synthèse modulaire. Détails de la modélisation, tels que la prise en compte des effets de l'air de refroidissement, des pertes d'air d'admission, des influences des nombres de Reynolds, des perturbations de l'écoulement et des effets de division sont décrits par [14].

### 1.6.2. Notions de base de GPA

La base pour les systèmes EHM d'aujourd'hui a déjà été posée en 1972 par L.A. Urban avec le développement de l'analyse par (GPA) [15]. Il décrit les relations entre les changements mécaniques, les paramètres de performance et les valeurs mesurées des turbines à gaz. L'analyse par GPA est basée sur les relations suivantes, illustrées à la figure I.3:

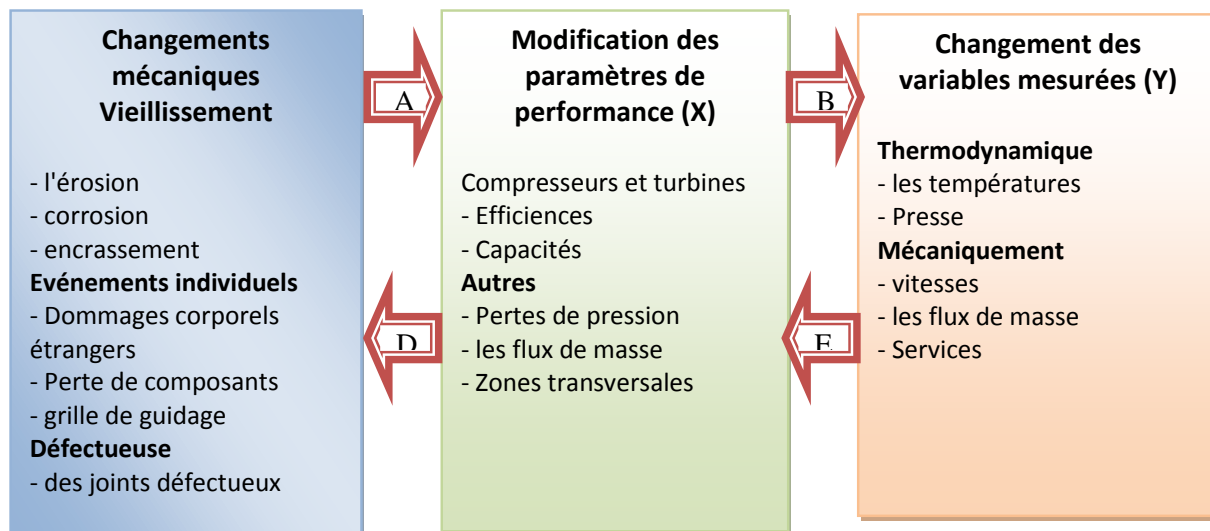


Figure I.3: Analyse par GPA

Dans cette Figure I.3, les changements mécaniques entraînent des changements dans les paramètres de performance de la turbine à gaz. L'efficacité et la capacité de débit (capacités) des composants turbo ainsi que les pertes de charge peuvent être utilisés comme paramètres de performance. Aussi, ces changements dans les paramètres de performance provoquent à leur tour un changement de quantités mesurables. Ici, une distinction est faite entre les paramètres thermodynamiques et mécaniques. L'idée de base de GPA est l'inversion de ces relations, ainsi que les modifications des paramètres de performance sont déterminées à l'aide des changements de valeurs mesurées. Ainsi, si les changements dans les paramètres de performance sont déterminés, ils permettent de tirer des conclusions quant à la cause mécanique du changement.

La relation entre les point de fonctionnement U, les paramètres de performance X et les valeurs mesurées Y est sous forme générale

$$Y = f(X, U) \quad (1.1)$$

Dans ce cas, le vecteur de paramètres de fonctionnement U comprend les conditions ambiantes ainsi que le paramètre de charge. Pour des paramètres de fonctionnement donnés, les valeurs mesurées Y sont une fonction pure des paramètres de performance X :

$$Y = f(X) \quad (1.2)$$

La fonction f est donnée par les caractéristiques des composants (cartes, pertes de charge, caractéristiques de débit) ainsi que les équations de conservation qui déterminent l'interaction des composants (conservation de masse, conservation d'énergie, bilan de puissance) [15, 16].

### 1.6.3. L'analyse linéaire GPA

Une expansion en série de Taylor pour les composantes du vecteur de valeur mesurée Y en négligeant les termes d'ordre supérieur donne la relation[15]

$$Y_i = Y_i^{ref} + \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i}{\partial X_j} \cdot (X_j - X_j^{ref}) \quad (1.3)$$

Où Xref et Yref représentent l'état non endommagé de la turbine à gaz. Par différence et se référer aux valeurs de référence des rendements :

$$\frac{Y_i - Y_i^{ref}}{Y_i^{ref}} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i}{\partial X_j} \cdot \frac{X_j^{ref}}{Y_i^{ref}} \cdot \frac{(X_j - X_j^{ref})}{X_j^{ref}} \quad (1.4)$$

En appliquant les définitions

$$\Delta Y_i = \frac{(Y_i - Y_i^{ref})}{Y_i^{ref}} \quad (1.5)$$

$$\Delta X_j = \frac{(X_j - X_j^{ref})}{X_j^{ref}} \quad (1.6)$$

$$a_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial X_j} \cdot \frac{X_j^{ref}}{Y_i^{ref}} \quad (1.7)$$

Suivi d'une abréviation :

$$\Delta Y_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot \Delta X_j \quad (1.8)$$

Les coefficients ( $a_{ij}$ ) décrivent les rapports entre les changements relatifs des paramètres de performance et les changements relatifs des valeurs mesurées et sont appelés sensibilités ou coefficients d'influence. La matrice constituée de ces coefficients est donc appelée Matrice de Coefficient d'Influence. Il peut être dérivé de mesures étendues ou fournies par des programmes de performance qui modélisent les performances de chaque turbine à gaz. L'équation (1.8) décrit le comportement de fonctionnement de la turbine à gaz sous forme linéaires et se présente sous forme matricielle

$$\Delta Y = J \cdot \Delta X \quad (1.9)$$

Où  $J$  représente Matrice des coefficients d'influence. Les vecteurs  $\Delta X$  et  $\Delta Y$  sont appelés paramètres de performance, car ils représentent des écarts relatifs par rapport aux valeurs de référence. Comme déjà décrit ci-dessus, l'analyse de GPA représente une inversion des relations des équations (1.2) et (1.9), respectivement.

Les écarts des paramètres de performance doivent être calculés à l'aide des écarts des valeurs mesurées. Dans la forme linéarisée, ceci peut être représenté par l'inversion de Matrice des coefficients d'influence,

$$\Delta Y = J^{-1} \cdot \Delta X \quad (1.10)$$

Il est bien remarquable que l'inverse de Matrice des coefficients d'influence n'existe que si la Matrice des coefficients d'influence est quadratique et a le rang complet [17,18], i. si le nombre de grandeurs de mesure disponibles ( $m$ ) est égal au nombre de paramètres de performance ( $n$ ) à déterminer et s'il n'y a pas de dépendances linéaires dans les lignes de Matrice des coefficients d'influence. Ceci est décrit par le critère d'observabilité [18].

L'équation (1.10) ne fournit pas une solution exacte au problème sous-jacent car elle repose sur des erreurs de linéarisation.

- En raison de l'imperfection de l'équipement de mesure, les valeurs mesurées sont erronées [19]. De plus, une mesure à un emplacement discret dans l'anneau ne représente pas la moyenne de ce niveau thermodynamique qui devrait être utilisé pour calculer les paramètres de performance. Cela crée d'autres déviations.

- Si Matrice des coefficients d'influence est déterminé au moyen d'un programme de calcul des performances, une modélisation imparfaite de la turbine à gaz conduit à d'autres inexactitudes dans l'analyse [18].

#### 1.6.4. Méthode d'estimation de l'état

Une variable aléatoire  $x$  dans le cas d'une distribution normale peut être déterminée par la fonction densité de probabilité gaussienne (**pdf**, fonction de densité de probabilité).

$$pdf(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right) \quad (1.11)$$

Où  $\mu$  représente la moyenne et  $\sigma$  l'écart-type.

Si  $m$  nombres de mesures indépendantes alors  $y_i$  sont effectuées pour déterminer  $m$  grandeurs réelles  $\mu_i$ , la probabilité que les grandeurs désirées  $\mu_i$  soient dans les intervalles de la largeur  $dy_i$  par  $y_i$  est, selon la loi de multiplication du calcul de probabilité

$$P = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^m} \cdot \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^m \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2\right) \cdot \prod_{i=1}^m dy_i \quad (1.12)$$

$$L = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^m} \cdot \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot S\right) \quad (1.13)$$

$$S = \sum_{i=1}^m \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2 \quad (1.14)$$

$L$  est appelée la Likelihood fonction de vraisemblance et  $S$  est la somme des carrés d'erreur. Les valeurs les plus probables  $\mu_i$  pour les quantités recherchées résultent lorsque la probabilité  $P$  devient maximale. Pour cela, la fonction de vraisemblance doit être maximale et donc la somme des carrés d'erreur doit être minimale.

$$S = \sum_{i=1}^m \left(\frac{y_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2 \rightarrow \min \quad (1.15)$$

L'application de ces relations statistiques à l'analyse par GPA linéaire conduit aux estimateurs d'état suivants :

Least-Squares Estimateur :

$$\Delta X = (J^T J)^{-1} J^T \cdot \Delta Y \quad (I.16)$$

Weighted Least-Squares (**WLS**)

$$\Delta X = (J^T G_Y J)^{-1} \cdot J^T G_Y \cdot \Delta Y \quad (I.17)$$

Weighted-Least-Squares- (Estimateur **EWLS**) :

$$\Delta X = \Delta X_0 + (J^T G_Y J + G_X)^{-1} \cdot J^T G_Y \cdot (\Delta Y - J \cdot \Delta X_0) \quad (I.18)$$

Si plusieurs mesures sont disponibles pour observer un état stationnaire, l'estimateur EWLS peut être utilisé de manière récursive pour améliorer l'estimation. Ceci est fait en filtrant le bruit de mesure en faisant la moyenne et en utilisant la valeur de la graine récursive. Pour l'estimateur récursif des moindres carrés récursifs (estimateur **REWLS**):

$$\Delta X_k = \Delta X_{k-1} + (J^T G_Y J + G_X)^{-1} \cdot J^T G_Y \cdot \left( \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \Delta Y_j - J \cdot \Delta X_{k-1} \right) \quad (I.19)$$

Un aperçu complet incluant une dérivation détaillée peut être trouvé dans [20,21].

L'estimateur **LS** ne s'applique qu'au cas surdéterminé ( $\mathbf{m} > \mathbf{n}$ ), puisque dans le cas sous-déterminé ( $\mathbf{m} < \mathbf{n}$ ), l'inverse  $(J^T J)^{-1}$  n'existe pas dans [21]. Dans le cas donné ( $\mathbf{m} = \mathbf{n}$ ), l'équation (I.16) va dans l'équation (I.10). L'estimateur **WLS** représente une extension de l'estimateur **LS** En introduisant une matrice de pondération  $\mathbf{G}_y$ , il est possible de prendre en compte différentes diffusions de valeurs mesurées. Si l'inverse de la matrice de covariance des valeurs mesurées est utilisé comme matrice de pondération, on l'appelle l'estimateur de Markov de Gauss. Si les diffusions de valeurs mesurées sont normalement distribuées et indépendantes les unes des autres, la matrice de covariance des valeurs mesurées peut être représentée comme

$$R_y = \text{cov}(\Delta Y, \Delta Y) = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & & \sigma_m^2 \end{pmatrix} = G_y^{-1} \quad (I.20)$$

Où  $\sigma_1$  à  $\sigma_m$  indiquent les écarts-types des valeurs mesurées. Plus l'écart type d'une valeur mesurée est élevé, plus sa pondération est faible. L'estimateur WLS, comme l'estimateur LS, est seulement surdéterminé par le système si ( $\mathbf{m} > \mathbf{n}$ ) applicables.



L'estimateur EWLS étend à l'estimateur WLS par une estimation  $\Delta X_0$  pour l'état de la turbine à gaz et une matrice de gain  $G_x$  qui, dans le cas de paramètres de performance non corrélés, peut être fixée à un multiple de la matrice unitaire :

$$G_x = C_1 \cdot I \quad (1.21)$$

Le facteur  $C_1$  à sélectionner détermine en conséquence l'étendue de l'influence atténuante de  $G_x$ . L'estimateur EWLS devient ainsi applicable aux systèmes sous-déterminés si l'expression  $(J^T G_y J)$  devient régulière en ajoutant les informations a priori sur l'état, si l'expression  $(J^T G_y J + G_x)$  a le rang  $n$  et devient inversible [ 21 ].

Enfin, il convient de noter que toutes les techniques d'estimation d'état sont soumises à l'effet dit de frottis, ils distribuent l'écart existant à plusieurs paramètres de performance. La raison en est la minimisation des carrés d'erreur. Cette minimisation favorise les solutions dans lesquelles autant de paramètres de performance. Bien que cela conduise à des solutions significatives dans le cas de détériorations liées à l'âge, dans le cas d'une seule erreur dans laquelle seuls quelques paramètres de performance sont susceptibles de changer, des différences considérables apparaissent entre la solution trouvée et la vraie.

### **1.6.5. Filtre de Kalman**

Les développements majeurs de la théorie de l'estimation au début du 19ème siècle par Fisher en 1912 [22]. A introduit l'idée de l'estimation du maximum de Likelihood et cela a fourni matière à réflexion au cours des années suivantes. Kolmogorov en 1941 [23] et Wiener en 1942 [24] ont indépendamment développé une technique d'estimation moyenne quadratique minimale qui a reçu une attention considérable et a fourni la base pour le développement ultérieur de la théorie du filtre de Kalman.

En 1960, R.E. Kalman a publié son célèbre article [25] décrivant une solution récursive au problème du filtrage linéaire discrétisé. Depuis cette époque, due en grande partie aux progrès de l'informatique numérique, le filtre de Kalman a fait l'objet de nombreuses recherches et applications, notamment dans le domaine industriel. Le filtre de Kalman va à une publication de R.E. Kalman [25] datant de 1960 et a depuis été décrite dans une variété de publications. Une introduction à l'idée du filtre de Kalman peut être trouvée dans [26]. Le filtre de Kalman est un algorithme récursif pour estimer l'état des systèmes dynamiques (et donc stationnaires). Il fournit des estimations optimales de la condition du système pour minimiser la variance de l'erreur estimée.

Le système à observer est décrit par les équations suivantes :

$$\Delta X_k = A \cdot \Delta X_{k-1} B \cdot U_{k-1} + W_{k-1} \quad p(W) \approx N(0, Q) \quad (1.22)$$

$$\Delta X_k = J \cdot \Delta X_k + V_k \quad p(V) \approx N(0, R) \quad (1.23)$$

$\Delta X$  désigne le vecteur d'état,  $\Delta Y$  le vecteur de valeur mesurée,  $U$  le vecteur des paramètres de fonctionnement,  $W$  le vecteur de l'incertitude de mesure avec la variance  $Q$  et  $V$  le vecteur de l'incertitude procès avec la variance  $R$ . Les indices  $k$  et  $k-1$ . La matrice  $A$  est appelée une matrice dynamique,  $B$  une matrice de contrôle et  $J$  une matrice de système. A l'aide du filtre de Kalman, dans un premier temps l'estimation de l'état à l'instant  $k$  se fait sur la base de l'information à l'instant  $k-1$ .

Cette étape s'appelle Time Update. L'estimation est ensuite corrigée en utilisant les mesures du temps  $k$ . Cette étape est appelée correction ou mise à jour des mesures. Les équations du filtre de Kalman discret sont : Mise à jour du temps :

$$\Delta X_k^* = A \cdot \Delta X_{k-1} + B \cdot U_{k-1} \quad (1.24)$$

$$P_k^* = A \cdot P_{k-1} \cdot A + G_x \quad (1.25)$$

Mise à jour de la mesure (correcteur) :

$$G_k = P_k^* J^T \cdot (J \cdot P_k^* \cdot J^T + G_y^{-1})^{-1} \quad (1.26)$$

$$\Delta X_k = \Delta X_k^* + G_k \cdot (\Delta Y_k - J \cdot \Delta X_k^*) \quad (1.27)$$

$$P_k = (I - G_k J) \cdot P_k^* \quad (1.28)$$

La matrice  $P$  représente la covariance, la matrice  $G$  est appelée matrice de gain de Kalman (également connu sous le nom gain de Kalman). Dans le cas d'un système stationnaire (fixe), la matrice dynamique  $A$  est égale à la matrice unitaire et la matrice de contrôle  $B$  est 0, de sorte que l'équation prédictatrice (1.21) est omise. Le filtre de Kalman correspond dans ce cas à l'estimateur REWLS. En termes simples, le filtre de Kalman et l'estimateur REWLS sont capables d'améliorer une estimation de l'état stationnaire d'un système en évaluant récursivement une série de mesures.

Le filtre de Kalman étendu permet l'application du filtre de Kalman à des problèmes non linéaires causés par des équations de la forme

$$X_k = f_1(X_{k-1}, U_{k-1}, W_{k-1}) \quad (1.29)$$

$$Y_k = f_2(X_k, V_{k-1}) \quad (1.30)$$

Sont décrits. Alors qu'une Une linéarisation locale du problème est effectuée à chaque pas de temps. Les équations du filtre de Kalman étendu sont de structure similaire aux équations (I.21) à (I.25) et peuvent être trouvées dans [26]. Il convient de noter que le filtre de Kalman [27] utilisent un certain nombre de filtres de Kalman pour détecter les dysfonctionnements des capteurs. Dans ce cas, les différents filtres sont conçus pour différentes hypothèses d'erreur, dans le cas d'une fonction d'erreur de capteur, seul le filtre de Kalman conçu en conséquence pour ce cas produit les valeurs nominales des paramètres de performance. Si aucun dysfonctionnement du capteur n'est détecté, un autre filtre Kalman sera utilisé pour la tâche de diagnostic.

### 1.6.6. Approches combinatoires

Le problème de l'effet de flou, qui intervient dans les méthodes d'estimation d'état et le filtre de Kalman, peut être surmonté dans la considération des événements individuels par les considérations suivantes. On peut supposer que les événements uniques n'affectent que quelques composants.

Sur la base de cette hypothèse, des systèmes déterminés ou surdéterminés peuvent être dérivés du système sous-déterminé. L'idée des approches combinatoires est de considérer toutes les combinaisons possibles de systèmes particuliers ou surdéterminés, puisqu' il n'y a aucune information sur les paramètres de performance qui sont affectés par l'événement.

Les résultats sont ensuite évalués en utilisant un critère approprié pour déterminer la solution la plus probable à partir de la multitude de résultats possibles. Un tel critère est dans [28]. Indice diagnostique introduit :

$$DI_i = \frac{|\Delta X_i|}{\sigma_{\Delta X_i}} \quad \overline{\Delta X_i} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \Delta X_i^j \quad (I.31)$$

Ici,  $\Delta X_i$  désigne la valeur moyenne de la déviation du paramètre de puissance sur toutes les k combinaisons pertinentes et  $\sigma_{\Delta X_i}$  son écart-type. Si un paramètre de performance est affecté par l'erreur, son écart sera diagnostiqué via diverses combinaisons avec  $\Delta X_i^k \neq 0$ . Les paramètres qui ont un faible écart-type sont également évalués plus haut. Les paramètres qui ont un DI élevé sont identifiés comme ayant des erreurs. [28] montrent au moyen de plusieurs exemples que, en particulier, le paramètre de performance avec l'écart le plus grand peut être correctement identifié.

### 1.6.7. Non linéaire GPA (NLGPA)

Toutes les méthodes considérées jusqu'ici sont basées sur la linéarisation du comportement de l'équipement et sont donc sujettes à des erreurs de linéarisation. Afin d'éviter les erreurs de linéarisation, l'équation (I.1)

peut être résolue pour  $X$  étant donné les conditions de fonctionnement données  $U$  et les valeurs mesurées  $Y$  données. Pour réaliser ce type d'analyse par GPA non linéaire, la fonction  $f$  doit exister sous la forme d'une relation numérique. Le cours de l'itération est illustré à la Figure I.4.

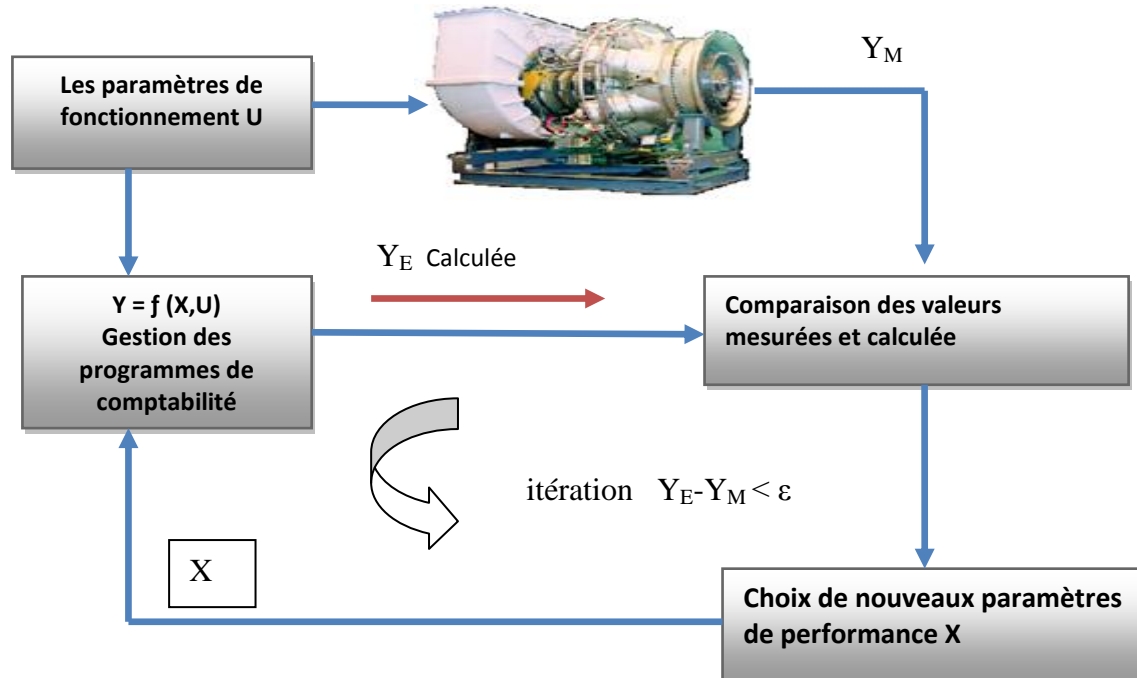


Figure I.4: Analyse de chemin de gaz non linéaire avec programmes de performance

Les paramètres de performance  $X$  sont modifiés de manière correspondante jusqu'à ce que les valeurs attendues  $Y_E$  calculées avec les valeurs mesurées  $Y_M$  ou que la différence soit inférieure à une itération requise. Il existe des méthodes d'itération numériques, telles que La méthode de Newton-Raphson est utilisée pour minimiser la différence entre les valeurs calculées et les valeurs mesurées. La fonction objective à minimiser dans ce cas est:

$$ZF_1 = \sum_{i=1}^m \left( \frac{\Delta Y_i}{a_i} \right)^2 \quad \Delta Y_i = \frac{Y_{E,i} - Y_{M,i}}{Y_{m,i}} \quad (I.32)$$

Où les facteurs ont permis une pondération des valeurs mesurées. Une description détaillée de cette méthode, appelée ANSYN (analyse par synthèse), peut être trouvée dans [29,30] décrivent la mise en œuvre de cette procédure dans le programme de calcul des performances GSP. Pour minimiser la fonction objectives, une méthode Newton-Raphson est utilisée. [29] décrivent également un système qui fonctionne selon le concept présenté à la figure I.2 et minimise une fonction cible sous la forme de ZF1.

Cependant, l'algorithme d'optimisation utilisé n'est pas la méthode de Newton, mais la méthode simplex selon [30,31]. Le système décrit prend en compte les erreurs de mesure et de modélisation par l'application de valeurs de référence correspondantes pour la turbine individuelle respectif. Cependant, sous la forme décrite ci-dessus, cette méthode n'est applicable qu'à des systèmes particuliers et observables, le nombre de mesures ( $m$ ) doit correspondre au nombre de paramètres de performance ( $n$ ) et le critère d'observabilité doit être respecté.

### 1.6.8. Optimisation non linéaire

Dans l'équation (1.32) à une infinité de solutions. Afin de pouvoir également appliquer l'analyse des trajectoires de gaz non linéaires dans ce cas, il est nécessaire d'étendre la fonction objective, qui peut être basée sur des informations et des relations supplémentaires, des expériences ou des hypothèses bien fondées. Les exemples sont [32] :

- L'efficacité de tous les composants, ainsi que les débits des compresseurs ne peuvent qu'empirer, et non s'améliorer.
- Les modifications des paramètres de performance sont limitées à certaines zones définies par la plage de fonctionnement de la turbine à gaz.
- La dépendance relative des paramètres d'un composant est connue, ou au moins limitée à une certaine plage.
- Dans le cas d'une dégradation liée au vieillissement, les incréments dans les modifications des paramètres de performance sont minimes ou au moins limités à une plage spécifique.
- Dans le cas d'événements uniques, le nombre de composants affectés est limité, i. tous les composants n'ont pas changé les paramètres de performance dans ce cas.
- D'autres informations disponibles (telles que des inspections visuelles) peuvent exclure les changements de performance de certains composants.

Une forme universelle de la fonction objective étendue est

$$ZF_2 = \sum_{i=1}^m \left( \frac{\Delta Y_i}{a_i} \right)^2 + C_1 \cdot \sum_{i=1}^n \left( \frac{\Delta X_i^k - \Delta X_i^{k-1}}{b_i \cdot \Delta X_i^{k-1}} \right)^2 + C_2 \cdot \sum_{i=1}^n \left| \frac{\Delta X_i^k - \Delta X_i^{k-1}}{C_1 \cdot \Delta X_i^{k-1}} \right| \quad (1.33)$$

Avec les définitions

$$\Delta X_i = \frac{X_i - X_{ref,i}}{X_{ref,i}} \quad \Delta Y_i = \frac{Y_{E,i} - Y_{M,i}}{Y_{M,i}} \quad (1.34)$$

L'indice  $k$  désigne l'étape de temps considérée, alors que les paramètres  $a_i, b_i, c_i, C1$  et  $C2$  sont utilisés pour pondérer les éléments respectifs. Le dernier terme de l'équation (I.33) sert à augmenter la robustesse numérique, comme le montrent dans [33]. En tenant compte des informations supplémentaires mentionnées ci-dessus, les conditions secondaires suivantes peuvent être définies, qui doivent être observées en minimisant la fonction objective  $ZF_2$ .

### 1.7. Procédures ECM basées sur les données

#### 1.7.1. Réseaux de neurones

Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) sont basés sur le traitement de l'information de réseaux de neurones biologiques, tels que par exemple le cerveau humain. Comme leurs homologues biologiques, les ANN peuvent apprendre de la présentation de données d'échantillons et appliquer les connaissances acquises à des données inconnues. Le traitement de l'information se fait à l'aide de neurones (cellules nerveuses modélisées). La première description mathématique d'un neurone artificiel a été donnée en 1943 par McCulloch et Pitts [34]. Ils définissent un neurone comme un élément de seuil logique avec deux états possibles, actif et inactif. La structure générale d'un neurone artificiel est représentée sur la figure (I.5) (droite).

Les réseaux neuronaux artificiels utilisés pour le diagnostic des turbines à gaz sont introduites par Guy Denney et al. [36.] en 1965. Depuis lors, beaucoup d'algorithmes de diagnostic basés sur ANN ont été produits. Par exemple, réseau neuronal perceptron multicouche (MLPNN), FFBP (FeedForward Back Propagation), réseau neuronal dynamique (DNN), réseau neuronal auto-associatif (AANN), réseau neuronal probabiliste (PNN) et réseau neuronal imbriqué (ENN) sont les types les plus couramment utilisés [35].

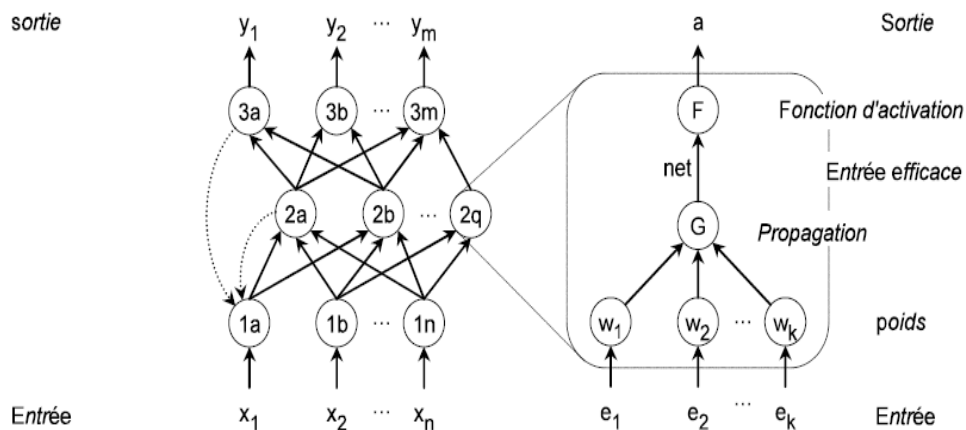


Figure I.5: Construction d'un réseau de neurones à trois couches

Les valeurs des entrées sont fournies avec des facteurs de pondération et transmises à la fonction de propagation G. La fonction de propagation calcule une valeur d'entrée nette effective. Dans la forme la plus simple s'applique à la fonction de propagation

$$net = \sum_{i=1}^k w_i e_i \quad (1.36)$$

A partir de l'entrée effective, la valeur de sortie du neurone est calculée au moyen de la fonction d'activation F. Dans [34] la fonction d'activation est une fonction de saut binaire de la forme

$$a = 1 \\ net > \theta$$

Où  $\theta$  représente le seuil. D'autres fonctions d'activation courantes incluent l'identité, la fonction tangente hyperbolique et la fonction sigmoïde [34].

Un ANN se compose d'un grand nombre de neurones artificiels qui sont connectés de différentes manières. Dans les réseaux à action directe, les connexions entre les neurones ne se font que dans la direction de la couche de sortie : dans les réseaux de rétroaction, il existe également des connexions de retour dans la direction de la couche d'entrée. La figure 1.5 (à gauche) montre un exemple d'ANN à trois couches avec deux retours. Les réseaux constitués de plusieurs couches sont appelés MLP (Multi-Layer Perceptor). Selon Sampath et Singh [37]. 85% des applications dans le domaine du diagnostic des turbines à gaz utilisent des réseaux de cette topologie. Un aperçu des autres topologies de réseau est disponible dans [35].

Une caractéristique cruciale des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre. En ANN, le processus d'apprentissage consiste à ajuster les poids des neurones. Un ANN formé de manière optimale génère des sorties pour toutes les entrées d'échantillons dont les écarts par rapport aux sorties d'exemple sont minimales. Une vue d'ensemble des algorithmes d'apprentissage importants.

En plus de leur capacité à apprendre, ANN présente les avantages supplémentaires suivants :

- Vitesse des opérations arithmétiques
- Adaptabilité grâce à la possibilité d'apprentissage continu
- Grande robustesse contre les données défectueuses
- Classification par une formation appropriée
- Capacité de généralisation grâce à une formation appropriée

Cependant, un ANN pose les inconvénients suivants :

- Caractère de la boîte noire : Il n'est pas possible de comprendre analytiquement comment un ANN génère une sortie à partir d'une entrée. Cette information est stockée uniquement sous la forme des poids.
- Effort de formation : Un ANN est uniquement capable de générer des sorties correctes si les données d'entrée sont dans la plage entraînée. La zone en question doit donc être couverte le plus complètement possible pendant la phase d'apprentissage. Il faut se rappeler qu'une trop haute résolution de la zone d'entraînement affecte négativement la capacité de la généralisation, le **ANN** « mémorise les données d'apprentissage » au lieu de généraliser les connexions entre l'entrée et la sortie. Pour la sélection des données d'entraînement, un optimum entre la précision des exigences et la généralisation doit être trouvé.
- Pré filtre : lors de l'utilisation, il faut veiller tout particulièrement à ce que la sortie soit générée même si les données d'entrée ne se trouvent pas dans la zone de données d'entraînement. Il nécessite un système en amont pour vérifier la plausibilité des données d'entrée.

Une forme particulière de **ANN** est ce qu'on appelle le **RBFN** (Radial Basis Function Network), dont la topologie correspond à celle de la Figure I.5 (à gauche).

Cependant, les neurones de la couche d'entrée ont une symétrie radiale Les fonctions d'activation, par exemple la densité de probabilité gaussienne fonctionne selon l'équation (II.9). Cela garantit que la valeur de la sortie passe à zéro avec l'augmentation de la distance de l'entrée de la zone d'entraînement. Les profils d'entrée qui ne sont pas dans la plage des données d'apprentissage sont reconnus par celui-ci. Les applications de **RBFN** dans le domaine du diagnostic des turbines à gaz peuvent être trouvées dans [38,48].

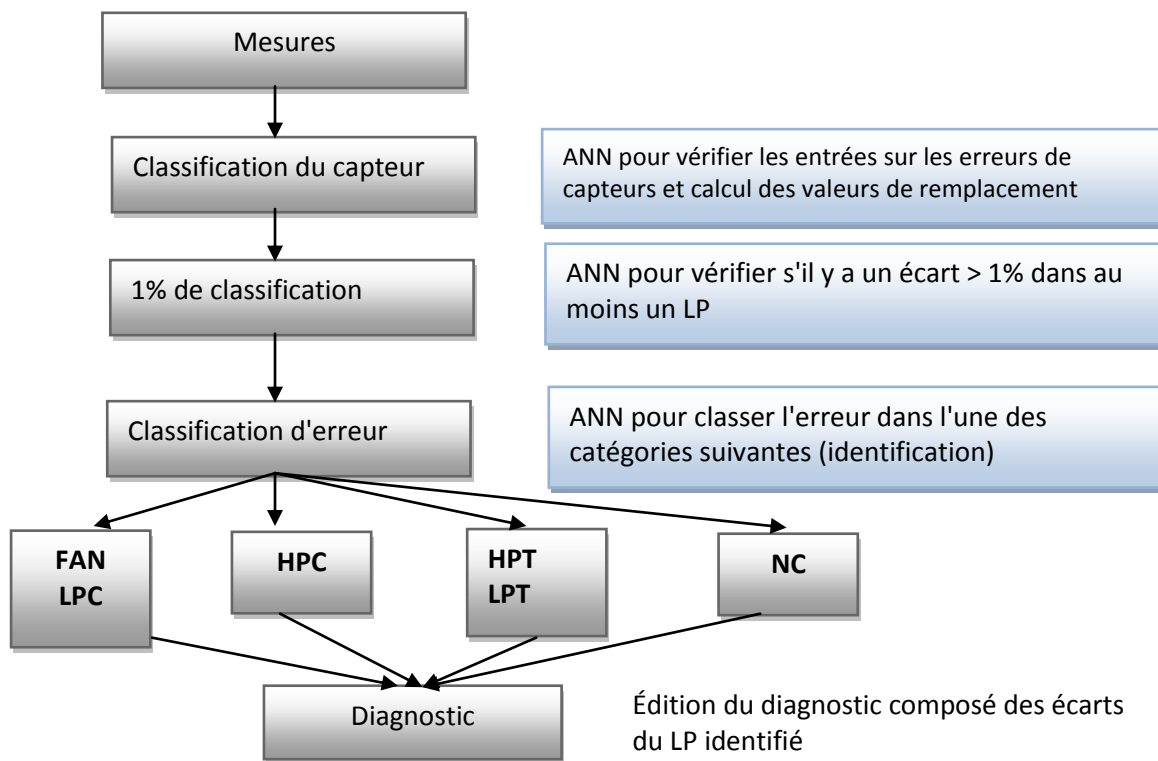
Brotherton et Johnson utilisent une **RBFN** pour détecter les anomalies, Gansel et Ganguli appliquent **RBFN** pour la détection d'un événement unique. Mathioudakis et Romessis [38] décrivent l'utilisation d'une **MLP** pour détecter les erreurs de capteur. Le réseau est formé à l'aide d'un programme de calcul de performance, puis validé sur une variété de cas de test génériques. Romessis et Mathioudakis [39] présentent également un système utilisant un Bayesian Belief Network (BBN). Un BBN est une forme probabiliste de ANN qui est capable. Indiquer les probabilités d'erreur. Il est également formé à l'aide d'un programme de calcul des performances et est utilisé pour l'identification des erreurs individuelles.

Qiu et al. [40] appliquer une **MLP** pour surveiller le vieillissement. Ce faisant, ils font l'hypothèse que le vieillissement relatif des composants à lieu dans certaines proportions (fixes). Pour la formation du réseau neuronal, un programme de calcul de performance est également utilisé. des recherches approfondies sur la création d'un système de diagnostic composé de **ANN**. L'une des principales conclusions est la réalisation que



la tâche de diagnostic ne peut pas être réalisée avec l'aide d'un seul **CNN** bien formé [41]. Au contraire, la tâche doit être décomposée en sous-problèmes, qui peuvent être résolus par des **ANN** spécialement formés. la procédure de calcul illustrée à la Figure I.6.

Dans un premier niveau, les données mesurées sont vérifiées pour les erreurs de capteur et remplacées, si nécessaire, par des valeurs calculées. Par la suite, un autre ANN vérifie si le modèle de valeur de mesure présent indique un écart > 1% dans au moins un paramètre de performance. Si le résultat est positif, un autre ANN effectue l'identification du sous-ensemble concerné, les composants de la turbine à gaz étant combinés dans les 4 sous-ensembles représentés sur la Fig. I.6. Le dernier niveau **ANN** effectue alors le calcul des écarts des paramètres de performance identifiés.



**Figure I.6: Organigramme d'un système de réseaux de neurones pour le diagnostic**

La « classification d'erreur » **ANN** « prend en charge la tâche d'identification et fournit ainsi un résultat correspondant au logique floue. Taux d'identification > 98,6% sont atteints si les cas sous enquête remplissent les conditions suivantes :

- Un écart d'au moins 1% dans au moins un **LP**.

- Les écarts sont limités à l'un des 4 ensembles définis.

Dans le cas où les écarts existants ne sont pas limités à l'un des 4 ensembles (erreurs de combinaison des assemblages), alors avec le système **ANN** développé aucune identification fiable et donc aucun diagnostic n'est possible. Même dans le cas où des déviations allant jusqu'à 0,2% se produisent dans d'autres assemblages, le taux d'identification tombe en dessous de 50%.

En outre, le comportement du système n'est pas prévisible en cas d'erreurs qui ne sont pas dans le domaine des données d'apprentissage. Les réseaux de neurones (réseaux de perceptrons multicouches) utilisés ne sont pas capables de détecter l'apparition de tels cas d'erreur et fournissent un diagnostic erroné sans émettre un avertissement correspondant. Un remède à ce problème pourrait être l'utilisation de réseaux RBF, qui génèrent une "sortie zéro" dans le cas de telles erreurs et indiquent ainsi l'apparition de données d'entrée en dehors de la plage d'apprentissage.

### 1.7.2. Logique floue

La logique floue est une extension de la logique binaire. Contrairement à la logique binaire, qui ne comprend que les valeurs de vérité vraie et fausse, la logique floue fournit la capacité de décrire des ensembles flous. Ses origines remontent à 1965. Zadeh [42] décrit pour la première fois la représentation mathématique de valeurs données linguistiquement (donc floues) et fournit les règles pour leur liaison. Une célèbre citation de Zadeh affirme que «la logique floue est l'implémentation programmatique du sens commun ». La structure de base d'un système de logique floue (**FLS**) est illustrée à la Figure I.6.

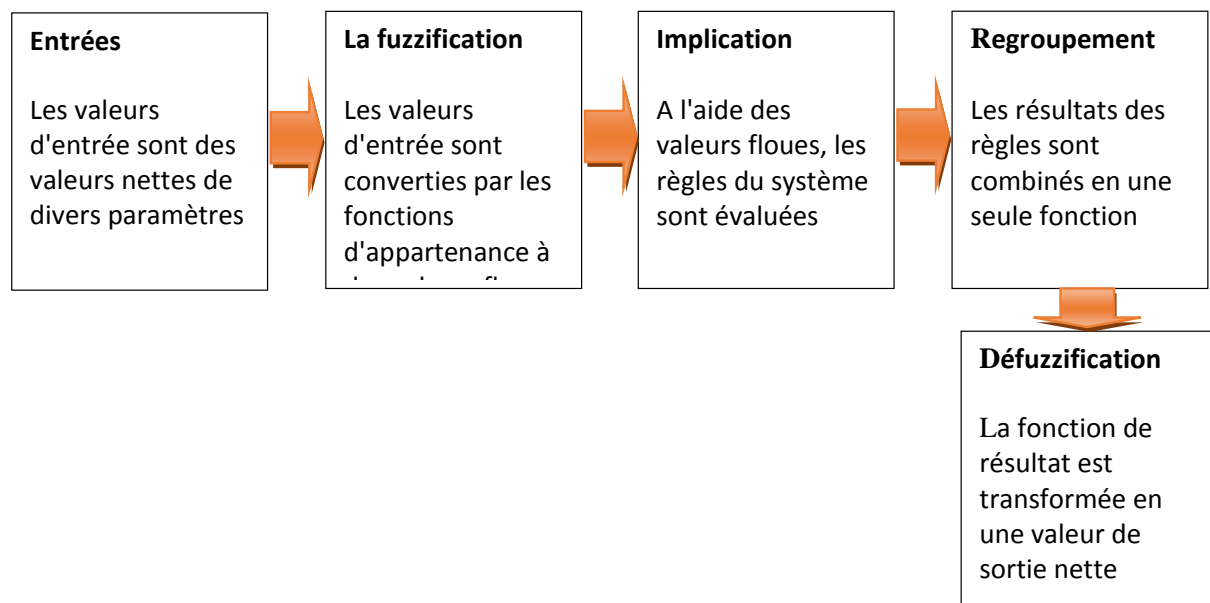


Figure I.7: Éléments d'un système de logique floue

Les entrées d'un **FLS** sont des valeurs pointues de divers paramètres. Par les règles données sous la forme « si-alors », une relation est établie entre les entrées et les sorties du système. Les données d'entrée sont converties en valeurs floues au moyen de fonctions dites d'appartenance, qui catégorisent les valeurs d'entrée et de sortie (fuzzification). Les fonctions d'appartenance fréquemment utilisées sont des fonctions triangulaires, trapézoïdales, gaussiennes et sigmoïdales. Ensuite, les règles du **FLS** sont évaluées selon la logique floue (implication). Les résultats des évaluations de règles individuelles sont ensuite résumés en une fonction de résultat (agrégation), à partir de laquelle une valeur initiale forte est dérivée (défuzzification).

Les détails de ce processus peuvent être clairement affichés dans un diagramme d'inférence floue (voir la Figure I.8). Chaque ligne du diagramme représente une règle de la **FLS**. Les deux premières colonnes décrivent la fuzzification des deux entrées du système, la troisième colonne décrit la fuzzification de la sortie du système. La dernière colonne décrit l'implication, à partir de laquelle la valeur initiale est calculée par agrégation et défuzzification. Les règles du système présentées à la figure I.7 sont les suivantes :

- Règle 1 : Si les deux entrées sont faibles, la sortie est faible.
- Règle 2 : Si l'entrée 1 est moyenne, la sortie est moyenne.
- Règle 3 : Si les deux entrées sont hautes, la sortie est haute.

La méthode d'implication utilisée dans cet exemple est la méthode maximum, la plus grande valeur qui se produit habituellement est transférée à la fonction d'appartenance de la sortie. Pour l'agrégation était aussi le Méthode maximale, qui correspond à l'ajout des fonctions d'appartenance implicites. La défuzzification est effectuée en utilisant la méthode du centre de gravité (**CoG**), le centre de gravité de la zone résultante indique la valeur initiale nette du **FLS**.

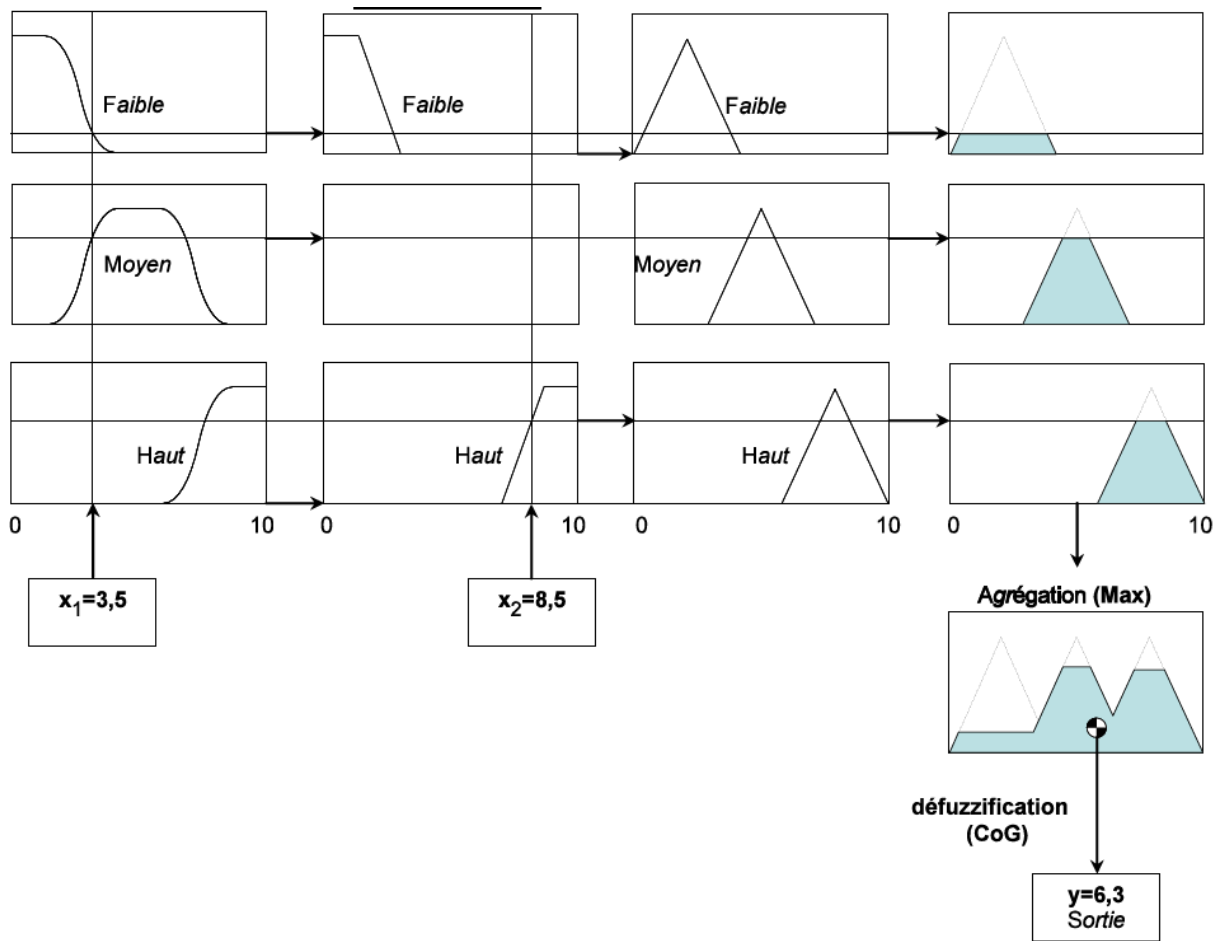


Figure 1.8: Schéma d'un système d'inférence floue

Dans l'exemple illustré, il est à noter que la règle 2 ne montre aucune dépendance à l'entrée 2. L'entrée 2 n'est donc décrite qu'avec les deux fonctions d'appartenance pour les classes "low" et "high". Le diagramme d'inférence floue est représenté pour les valeurs d'entrée  $x_1 = 3,5$  et  $x_2 = 8,5$ . Il en résulte une valeur de sortie défuzzifiée de  $y = 6,3$ .

Les systèmes Fuzzy Logic offrent les avantages suivants :

- La méthode est intuitivement compréhensible parce qu'elle est basée sur le langage humain.
- La logique floue incorpore des inexactitudes directement dans le processus de calcul et est donc prédestinée pour traiter des données inexacts ou erronées.
- Les fonctions de toute complexité peuvent être mappées.
- Contrairement aux réseaux de neurones, un FLS n'est pas une boîte noire.

- Le processus de calcul peut être visualisé au moyen de diagrammes d'inférence floue. À partir de là, on peut déduire comment l'influence des paramètres d'entrée est distribuée à la découverte de la solution.

La logique floue peut intégrer des connaissances d'experts (en principe tout type de connaissances supplémentaires) sous la forme de règles. Les systèmes logiques floue peuvent facilement être combinés avec d'autres méthodes et réduisent souvent la complexité du système global. En ce qui concerne les difficultés ou inconvénients liés à l'utilisation des systèmes logique floue, il convient de mentionner les points suivants :

- La préparation des règles appropriées peut être difficile.
- Les systèmes logiques flous ne sont pas adaptatifs. Tout dysfonctionnement inacceptable du système doit être analysé par le développeur et corrigé en conséquence.

En plus de la sélection de règles appropriées, il existe une variété d'autres degrés de liberté dans la modélisation, par ex. la définition des fonctions d'appartenance, ainsi que des méthodes d'implication, d'agrégation et de défuzzification. En raison de leur gestion supérieure des connaissances floues, les systèmes à logique floue dans le diagnostic des turbines à gaz font l'objet d'une attention croissante depuis un certain temps. Marinai [43] présentent un processus basé sur la logique floue qui est capable d'identifier et de diagnostiquer les défauts dans un maximum d'un composant d'une turbine à gaz, avec un maximum d'un capteur fournissant une lecture erronée. Priya et Singh [44] effectuent une variation des fonctions d'appartenance pour un système comparable.

Diao et Passino [45] utilisent un ensemble de systèmes Fuzzy Logic pour le diagnostic, à l'aide de règles supplémentaires, une sélection des systèmes appropriés est faite pour réduire la charge de calcul. Et Ganguli [46] décrit l'utilisation de Fuzzy Logic pour l'identification de défauts uniques au niveau du composant. En plus des défauts dans les compresseurs et les turbines, des erreurs dans le système d'air de refroidissement et dans le réglage des aubes du compresseur haute pression peut également être prises en compte. Pour un système sous-déterminé ( $n = 9$ ,  $m = 8$ ), un taux d'identification moyen de 98% est atteint, dans le cas d'un système sous-déterminé cinq fois ( $n = 9$ ,  $m = 4$ ), le taux d'identification à 89%.

Yu et al. [47] Présentent une méthode qui décrit les cas d'erreur connus en utilisant logique floue. Les données inconnues peuvent ensuite être comparées avec ces cas d'erreur connus. Le résultat est un indice pour chaque cas d'erreur connu indiquant la probabilité avec laquelle le cas d'erreur correspondant existe dans les présentes données. Dans une version ultérieure, Yu et al. [48] cette méthode implique des méthodes de prise de décision relatives à la cause de l'erreur et des instructions de maintenance.

### **I.8. Procédure EHM hybride**

En raison de la nature contradictoire des exigences pour un système EHM, aucune des méthodes présentées n'est capable de satisfaire de manière satisfaisante toutes les tâches de surveillance d'état. Dans le but de combiner les avantages des méthodes individuelles et d'éliminer leurs inconvénients, un certain nombre de concepts ont été développés qui combinent différentes méthodes.

L'inconvénient du manque d'adaptabilité des systèmes de logique floue peut être surmonté par la connexion avec des composants neuronaux. Les systèmes d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS) offrent la possibilité d'adapter les règles et les fonctions d'adhésion aux données existantes grâce à un processus d'apprentissage. Pour les détails d'ANFIS, se référer à la littérature appropriée (par exemple une application d'ANFIS dans le diagnostic des turbines à gaz peut être trouvée dans [49]. Ils décrivent l'utilisation d'un ANFIS pour réduire les inexactitudes d'un modèle de calcul de performance. [50] décrit une technique d'optimisation qui combine les avantages d'un algorithme génétique (recherche minimale globale) et d'une méthode SQP (convergence rapide). Le GA est utilisé pour la recherche de zone approximative et fournit le point de départ pour la détermination du minimum en utilisant la méthode SQP. [51] suggèrent la connexion d'un réseau neuronal artificiel avec un algorithme génétique. Le réseau de neurones agit comme un classificateur pour réduire l'espace de recherche pour l'algorithme génétique en aval. [51] utilisent également une fusion de ANN et GA, en utilisant le GA pour la détection des erreurs de mesure et le ANN à des fins de diagnostic.

Brotherton et al. [53] présentent un système combinant l'utilisation d'un filtre de Kalman et d'un réseau de neurones. Le modèle de la turbine à gaz néglige un certain nombre d'effets physiques, par ex. Influences de la colonne, Influences du nombre de Reynolds et influences de l'intrication des aubes. Le réseau de neurones a été formé pour modéliser ces influences et ainsi améliorer les valeurs attendues calculées du modèle. Le filtre de Kalman est ensuite utilisé pour calculer les paramètres de performance Il est montré que l'amélioration de la modélisation grâce à l'utilisation du réseau de neurones augmente considérablement la sensibilité du système. Dewallef et al. [54] présentent également un système combinant l'application d'un filtre de Kalman et d'un réseau de neurones. Cependant, le réseau de neurones n'est pas utilisé pour améliorer la modélisation, mais comme un classifieur dont le résultat sert d'entrée au filtre de Kalman.

Brotherton et al. [55] associent l'application de réseaux de neurones à des algorithmes d'extraction de règles représentant des règles sous la forme d'arbres de décision. C'est pour surmonter le caractère de boîte noire des réseaux de neurones. Bien que l'approche soit prometteuse, les avantages à ce jour n'ont pas été suffisamment démontrés.

Eustace [56] décrit un système d'identification et de diagnostic basé sur l'utilisation de Fuzzy Logic, dont les résultats sont évalués de manière combinatoire. En plus de l'énoncé de diagnostic, le système fournit une probabilité avec laquelle les paramètres identifiés sont réellement modifiés. Sur 17 cas de test, 12 sont correctement identifiés. Dans ceux-ci, la probabilité d'être affecté par les paramètres est juste en dessous de 85%.[57]. combinent un filtre de Kalman avec une technique d'optimisation quadratique en amont qui filtre les erreurs de capteurs. Des écarts de capteur uniques (bruit impulsif) et permanents (polarisation du capteur) peuvent être envisagés. Les écarts de capteur graduels (dérives de capteurs) ne peuvent pas être détectés par la méthode[57].

### **I.9. Procédure de pronostic**

Alors que les diverses méthodes de détection, d'identification et de diagnostic dans leur développement sont bien avancées et documentées dans la littérature, il y a beaucoup moins d'approches des procédures pronostiques. Comme le présent travail porte sur la détection, l'identification et le diagnostic des fonctions, les méthodes de pronostic ne sont présentées que brièvement ci-dessous. Principalement, des méthodes de régression simples sont décrites dans lesquelles l'évolution temporelle du paramètre à considérer est représentée par une équation de régression. Des méthodes plus complexes d'analyse de séries temporelles, dont l'application originale est dans le domaine des mathématiques économiques et financières, forment le second groupe des méthodes décrites.

#### **I.9.1. Les méthodes de régression**

Pour l'évolution liée au vieillissement des paramètres de performance d'une turbine à gaz [58] .l'équation de régression générale suivante :

$$\Delta X = a + b \cdot t \quad (I.37)$$

Ici, a, b et c représentent des coefficients à évaluer dans chaque cas, tandis que t temps de fonctionnement de la turbine, L'applications de cette forme de régression aux paramètres de performance de la turbine à gaz pour diagnostiqués à l'aide d'une procédure SQP. [59] utilisent également des équations de régression pour la prédiction des paramètres de performance, mais sans exposants variables, i. ils sont limités à des modèles linéaires (c = 1) et quadratiques (c = 2). [60] décrivent l'évolution des paramètres de performance liés au vieillissement avec les exposants c = 0,5 pour la phase de rodage, c = 1 pour le reste de la durée de vie nominale, et c = 2 pour la phase de défaillance.

### **I.9.2. Procédure d'analyse des séries chronologiques**

Marinai et al. [60] utilisent les modèles de régression décrits ci-dessus pour les prévisions à moyen et à long terme. Pour les prévisions à court terme, ils battent ceux de Box et Jenkins [61] ont développé la méthode **ARIMA** (Autoregressive Integrated Moving Average). La méthode ARIMA contient trois composants :

- Auto régression (AR) : Elle décrit la somme moyenne des valeurs précédentes de la série temporelle et prend ainsi en compte la dépendance de la valeur courante par rapport à ses prédécesseurs.
- Intégration (I) : Afin d'éliminer les tendances et la non-stationnarité, des différences de points successifs peuvent être formées avant la modélisation. La série chronologique est considérée comme "intégrative".
- Moyenne mobile (MA) : Elle décrit la somme d'erreur moyenne des valeurs précédentes de la série temporelle et incorpore ainsi la variance des valeurs précédentes dans la modélisation.

Wang et al. [62] appliquent également la méthode ARIMA pour prédire la performance d'une turbine à gaz, [60] Cependant, pour les pronostics à long terme.[60 et 62] produisent des résultats prometteurs, mais ceux-ci sont comparés à des méthodes de régression simples avec une complexité accrue de la modélisation.

### **I.10. Comparaison entre les approches baser sur les données et les approches baser sur des modèles**

Malgré de nombreuses études publiées dans la littérature, aucune approche unique n'est adaptée à toutes les exigences d'un système de diagnostic.

D'une part, les approches basées sur les données reposent sur une énorme quantité de données et se concentrent sur l'analyse des signaux de sortie des systèmes. Ces approches peuvent gérer des variables de processus de grande dimension et corrélées [63]. Ainsi, ils conviennent à des systèmes complexes et à grande échelle et peuvent réduire le temps et le coût puisqu'ils ne nécessitent pas le développement de modèles [64]. Bien que les approches basées sur les données soient plus simples que celles basées sur des modèles, leur application nécessite une étape de prétraitement pour extraire les informations utiles des données avec un coût de calcul élevé. Par conséquent, les performances dépendent des données d'apprentissage et peuvent se dégrader une fois que le système fonctionne dans une condition inconnue (c'est-à-dire en dehors des données d'apprentissage) ou est affecté par des fautes inconnues. La Figure:I-1 montre une étude de comparaison de diverses méthodes basées sur les données en termes de critères souhaitables pour un système de diagnostic.



D'un autre côté, les approches basées sur des modèles nécessitent une petite quantité de données en ligne, mais nécessitent un modèle mathématique explicite, disponible à partir de premiers principes ou identifié par des techniques d'estimation de système. À mesure que la complexité du système augmente, l'estimation devient plus difficile. De plus, une étape de validation du modèle est nécessaire puisque la plupart des modèles reposent sur un ensemble d'hypothèses et d'approximations [65]. En effet, ces approches se sont concentrées sur la description linéaire du système et sur une classe très spécifique de non-linéarités.

Cependant, la plupart des applications de diagnostic de pannes dans les industries sont basées sur des approches pilotées par les données puisqu'elles sont capables de détecter les situations défectueuses plus rapidement, sont plus faciles à mettre en œuvre et nécessitent moins de connaissances a priori. De plus, l'intégration de différentes stratégies de détection et de diagnostic de fautes dans un même cadre semble intéressante.

Par exemple, la méthode d'estimation des paramètres a été intégrée aux observateurs et à l'espace de parité [65]. En effet, les schémas basés sur l'estimation d'état sont efficaces pour la détection de défauts car ils sont intrinsèquement rapides [66]. par rapport à la méthode d'estimation de paramètres. Aussi, des techniques statistiques comme PCA (principe component analyses) et PLS (Partial least squares) ont été combinées avec des méthodes supervisées comme ANN [65]. ou avec l'analyse temps-fréquence [67] . pour extraire des caractéristiques statistiques, plusieurs systèmes de classificateurs ont été mélangés pour améliorer la performance [68] ... etc.

Ces dernières années, il y a eu un intérêt croissant pour l'intégration de différentes méthodes les unes aux autres. La principale motivation pour développer des frameworks hybrides est qu'aucune méthode unique n'est capable de satisfaire toutes les exigences d'un système de diagnostic précis.

Le but de la brève comparaison présentée ci-dessus est de mettre en évidence et de révéler la nécessité d'une approche hybride. En outre, selon plusieurs études [63], il est nécessaire d'intégrer des approches basées sur les données et les modèles pour tirer parti des avantages tout en évitant les inconvénients des deux approches. Cette intégration a de nombreux intérêts :

- Il maîtrise la faiblesse d'une méthode de diagnostic avec la force d'une autre méthode pour atteindre une meilleure performance,
- Il permet d'utiliser une variété de sources d'informations telles que l'historique de service, les enregistrements d'opération et de maintenance, les données historiques et en ligne, les modèles

mathématiques, les relations causales ... etc. quand ils sont disponibles. En effet, plus les connaissances et les informations sont fusionnées, plus le diagnostic ne sera efficace et fiable,

- Il permet de bénéficier de tous les progrès et réalisations de chaque communauté.

### **I.11. Conclusion**

Nous avons examiné les tendances du développement technologique en matière de gestion conditionnelle des turbines à gaz. Cette technologie est utilisée depuis 60 ans dans divers domaines de la recherche et de l'équipementier en liaison avec la naissance de l'équipement à turbine à gaz, fournissant ainsi une base technique pour la construction d'un système de haute stabilité et d'entretien efficace de l'équipement.

Dans un proche avenir, la recherche technologique dans le domaine EHM avec la même durée de vie de l'équipement sera nécessaire. En particulier, la recherche sur l'EHM peut être systématisée à travers l'étude d'algorithmes basés sur la connaissance des turbines à gaz, la recherche basée sur l'électronique, les capteurs et les équipements basés sur l'ingénierie informatique, le logiciel, la vérification de défaillance et le raisonnement mathématique. Par conséquent, le développement prendra beaucoup de temps et des recherches urgentes sont nécessaires.

# CHAPITRE II

## SURVEILLANCE DES VIBRATIONS DES TURBINES A GAZ

---

Ce chapitre est consacré par la présentation des systèmes de surveillance des vibrations des turbines à gaz, d'où, un système de surveillance des vibrations est constitué : d'éléments de mesure des vibrations, des câbles d'interconnexion électronique de traitement et d'un système d'affichage. Pour détecter et diagnostiquer les problèmes liés aux vibrations, il est nécessaire que les transducteurs sélectionnés soient capables de mesurer la vibration (boîtier ou arbre de la machine) susceptible de révéler les caractéristiques de défaillance attendues . Pour mesurer de vibration, des transducteurs tels que des sondes à courants de Foucault, des capteurs de vitesse, des accéléromètres, des sondes doubles et une combinaison de plusieurs autres types de transducteurs peuvent être utilisés. Les sondes à courants de Foucault sont utilisées pour détecter les dysfonctionnements liés au rotor tels que le déséquilibre, le désalignement de l'arbre et les problèmes d'instabilité de film d'huile des paliers. Les capteurs de vitesse et les accéléromètres sont installés au niveaux des Roulements pour détecter les défaillances des Roulements, tels que le relâchement du support, les résonances du boîtier ou de la fondation, les pièces détachées et les problèmes d'engrenages ou de paliers.

## II.1 Introduction

La surveillance des vibrations est l'une des techniques appliquées pour diagnostiquer les équipements rotatifs tels que les turbines, auxquels peuvent être associés certains composants du GPA. La vibration est un mouvement périodique autour d'une position d'équilibre et elle est une cause importante de défaillance ou de dysfonctionnement dans les machines, en particulier celles avec des composants rotatifs à grande vitesse comme la turbine à gaz. Une étude de 13 usines présentée par Lifson[69] . Montre que les interruptions liées aux vibrations sont responsables d'environ 3,3% de toutes les heures d'exploitation non disponibles et de 4,2% de toutes les pannes.

Le sujet des mesures de vibrations est un problème complexe. Les forces provoquant des vibrations dans une turbine à gaz changent d'amplitude et de direction en fonction de la vitesse de rotation des pièces concernées. Le problème réside alors dans le fait que différents défauts de composants génèrent des fréquences ou des spectres de vibration différents, eux-mêmes constitutifs de fréquences différentes. Une forme de solution consiste donc à transformer cette forme d'onde complexe temporelle en une série d'ondes sinusoïdales discrètes dans le domaine fréquentiel (tracés d'amplitude contre fréquence) en utilisant des transformées de Fourier rapides (FFT) ou d'autres techniques adaptables. La figure II.5 présente ces différents domaines.

L'efficacité d'un transducteur en tant que dispositif de surveillance des vibrations dépend de sa largeur de bande de fréquence, des facteurs environnementaux (température de fonctionnement et limite de bruit), et positionnement / montage requis. Les niveaux de vibration de l'arbre pour le diagnostic des pannes peuvent être obtenus soit à partir des niveaux absolus de vibration de l'arbre, soit à partir des déplacements relatifs de l'arbre. Tandis que le premier combine les lectures de vibrations des sondes à courants de Foucault à celles des sondes sismiques, le déplacement de ces dernières détecte un problème de vibration et les lectures des transducteurs sismiques servent alors à diagnostiquer la cause du problème [69]. Il est évident que les données relatives sont plus précises que les valeurs absolues, car elles tendent à éliminer les effets environnementaux tels que les vibrations émanant du montage qui sont des sources d'erreur. En général, lorsque les niveaux de vibration ou RMS. La vitesse de vibration est extraite, la relation avec l'énergie de vibration et par conséquent le potentiel d'endommagement par vibration est déterminée [70].

Parmi les techniques d'analyse des vibrations, il y'a l'analyse spectrale. Les signatures spectrales, qui montrent la différence entre un spectre avec défaut et un spectre sain, sont comparées à la signature de défauts spécifiques - impliquant l'existence d'une base de données de défauts - utilisant des techniques telles que les réseaux neuronaux pour reconnaître le défaut spécifique. Autres techniques d'analyse vibratoire :

analyse de proximité (défauts de forme basiques), analyse orbitale (identification des défauts de déséquilibre et de désalignement du mouvement X et Y du rotor), analyse temporelle (fournis des informations sur le comportement physique de la machine).

## **II.2. Surveillance des vibrations dans une turbine à gaz**

En raison des variations importantes des dysfonctionnements possibles liés aux vibrations dans une turbine à gaz et du fait que les niveaux de vibration permis peuvent varier pour les différentes machines tournantes, définissant une limite globale au-delà de laquelle une machine doit être réparée en raison d'une vibration excessive. Il existe également des recommandations disponibles de l'organisation internationale de normalisation sur cette question[69]. présente une plage de fonctionnement possible des niveaux de vibration, y compris les limites d'alarme et d'arrêt obtenues à partir de données statistiques. Même avec ce qui précède, une autre difficulté perçue dans la fixation des limites est les changements d'amplitude importants qui se produisent près de la résonance et la difficulté associée à prédire la fréquence précise à laquelle une résonance se produira. Les « bandes de vitesse » sont fréquemment utilisées pour résoudre ce problème.

Les niveaux de vibration des turbines à gaz industriels sont directement proportionnels aux jeux de palier de l'arbre et les vibrations les plus élevées sont dans les générateurs de gaz et les plus basses dans la turbine libre. De plus, les niveaux de vibration ont tendance à augmenter avec l'utilisation et la détérioration. Pour qu'un système de surveillance des vibrations soit justifiable, son coût global doit être inférieur au bénéfice pouvant être obtenu. On peut faire valoir que le coût d'un système de surveillance des vibrations serait plus que compensé si une seule défaillance catastrophique est détectée et empêchée pendant la durée de vie d'une unité GT. Un système de surveillance des vibrations correctement conçu pour anticiper et gérer les problèmes liés aux vibrations est évidemment un aspect indispensable d'un programme global d'EHM prédictif.

En effet, l'utilisation des techniques (stratégies) de maintenance préventive et prédictive pour suivre le comportement de la turbine assure de meilleures pratiques dans l'industrie pétrolière. La surveillance des machines permet d'économiser de l'argent en augmentant le temps de fonctionnement de l'équipement (en minimisant le temps des pannes) ce qui réduit la fréquence des temps d'arrêt imprévus résultants dans un meilleur contrôle. La Vérification en continu des données de vibration dans le plan de maintenance est très utile même indispensable dans certains cas pour la détermination et la prise de décision pour les intervalles de maintenance et le maintien des disponibilités. La surveillance des vibrations joue un rôle essentiel dans les

techniques prédictives grâce à la détection des défauts (désalignement de l'arbre, balourd, et mauvaise lubrification etc....)

### II.3. Comparaison des deux méthodes de surveillances

Une multitude de machines nécessite une analyse spectrale détaillée (surveillance périodique Offline) mais la plupart des machines se contentent d'une surveillance en continu on-line. Il y a deux méthodes pour la surveillance largement appliquée dans l'industrie des hydrocarbures :

- Surveillance continue en ligne : Ce type de surveillance assure une surveillance en continu.
- Surveillance hors ligne : (surveillance périodique Offline).

#### II.3.1. On-line surveillance (surveillance continue)

Les données très influencées sur les turbines à gaz qui sont installées de façon permanente doivent être mesurées et surveiller en continu par des transducteurs sur place en service et directement connectée sur chaque point par connexion parallèle. La surveillance en continu contrôle l'état de la machine en détectant les changements et permet une possibilité de fournir une donnée dynamique de vibrations nécessaires à l'analyse pour chaque partie de la turbine à gaz. Le traitement des données par le dispositif de surveillance est influent lorsqu'il y'a une liaison efficace avec le système informatique figure II.2 .

Ce système de surveillance est appelé Rack est configuré comme un système Moniteur, ce système est également responsable de fourniture des informations lors de la connexion en utilisant le logiciel d'acquisition de données est présente a la Figure II.1, grâce à ce système, il y'a un impact direct sur la fiabilité de l'équipement, et le contrôle s'effectue sans impliquer l'arrêt direct de la machine.

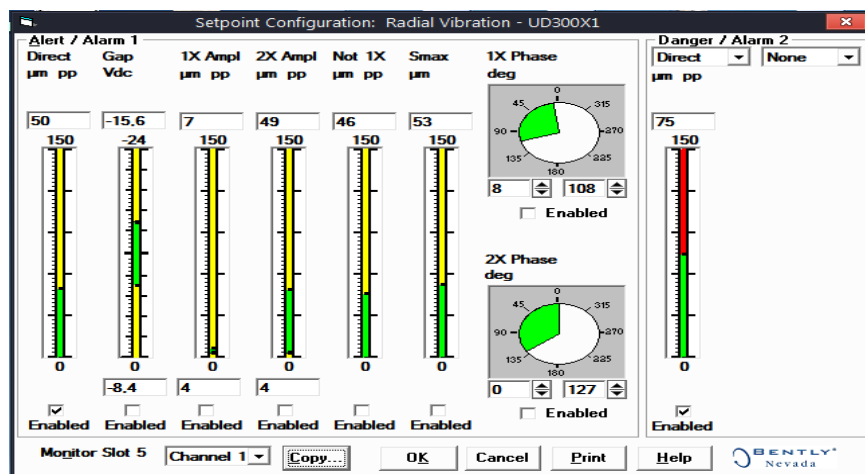


Figure II.1: Configuration du RACK pour la surveillance de vibration

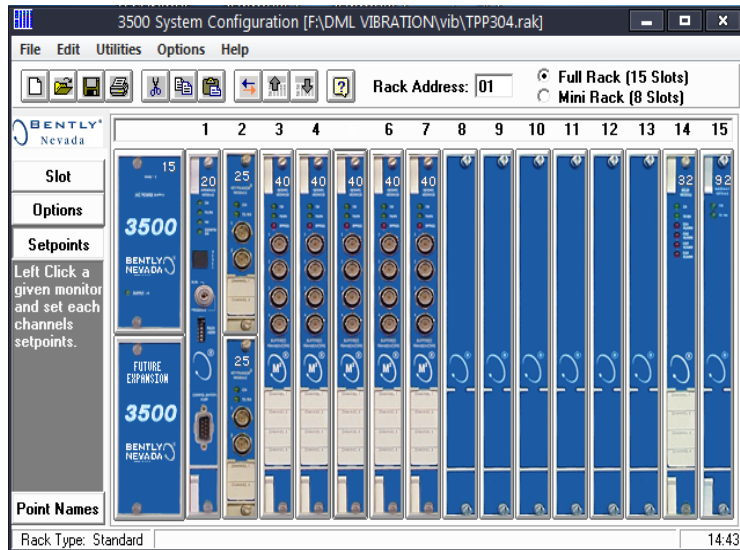


Figure II.2: Système de surveillance de turbine a gaz Bently Nevadasérie3500

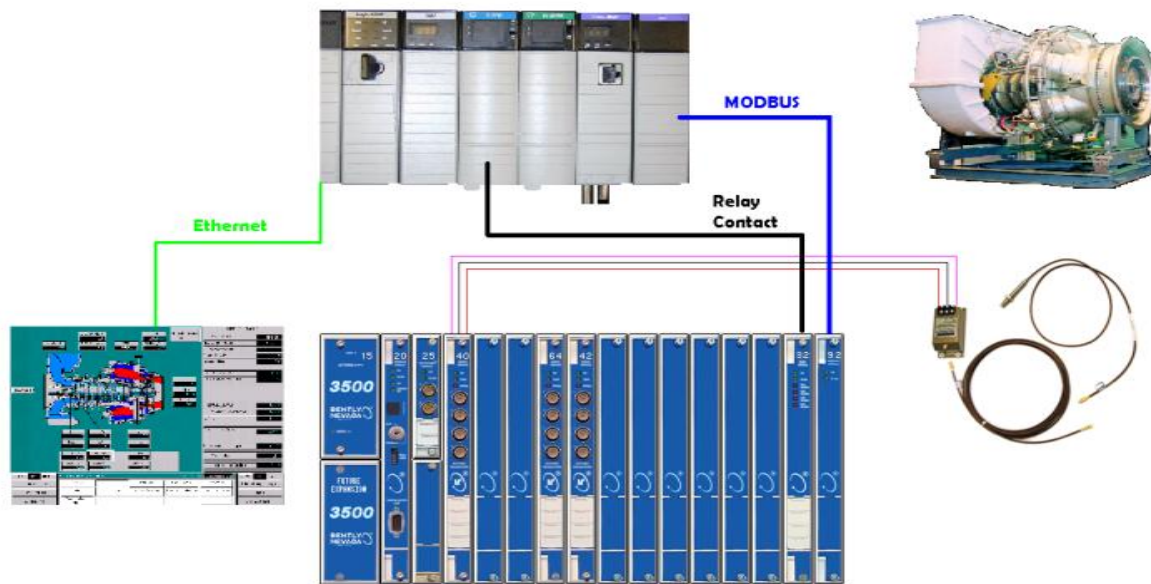


Figure II.3: Système de surveillance de turbine a gaz

### II.3.2. Off-line Surveillance périodique

La surveillance périodique par la plupart des méthodes traditionnelles peut intervenir. Cette méthode nécessite l'utilisation d'un moniteur portable de vibration pour la collecte des données à un intervalle régulier.

L'acquisition des données entre le régime ralenti et le régime nominale diffère. Le régime nominal nécessite de grands intervalles de temps pour la collecte des données, contrairement du cas du régime ralenti, car la détection des vibrations est difficile pendant le régime nominal.

### II.3.3. Interprétation des données

Le mouvement vibratoire est cyclique avec le temps. Le signal originel de l'accéléromètre peut intégrer à la fois la vitesse et un deuxième temps de déplacement, pour obtenir les différentes mesures de vibration.

En outre, dans le domaine temporel peut être transformé par la méthode courante FFT (transformée de Fourier rapide) figure II .6, pour afficher le signal de vibration dans le domaine des fréquences. La vibration vue dans le domaine de fréquence est un outil beaucoup plus efficace pour déterminer la cause de la vibration.

La turbine à gaz dans ce cas d'étude est équipée d'un système de surveillance en ligne bently Nevada. Le système est basé sur des sondes sans contact, pour le contrôle de vibration de l'arbre en micromètres de crête à crête. La vibration globale a une norme limite qui ajuste pour recevoir une alarme et l'état de danger. En bonne condition (Passage de la limite d'alarme) figure II .4.

#### II.3.3.1 la Surveillance On-line

L'arrêt d'urgence de la turbine se déclenche par un signal de danger pour prévenir les dommages dans la machine résumée sur la Figure II.2. La figure II.3 représente la carte principale BENTLY NEVADA équipée de quelques connexions NEVADA BENTLY pour mentionner les données qui nous aident à surveiller la vibration globale et les températures contrôlées dans ces types de systèmes.

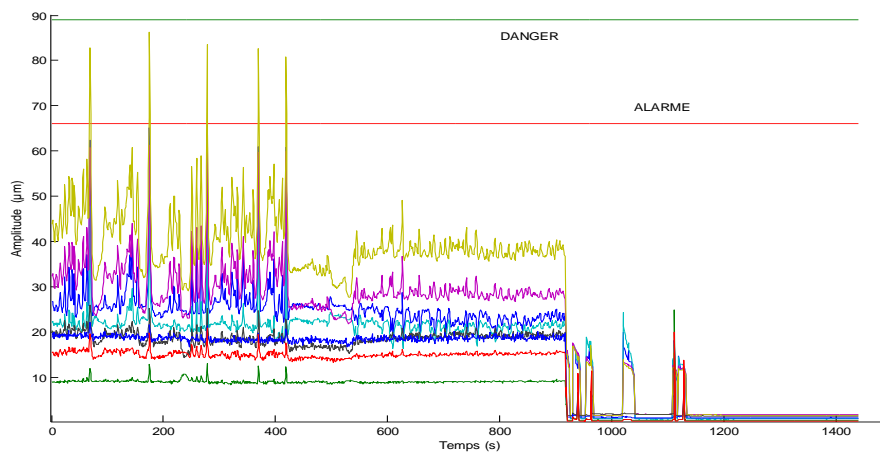


Figure II.4: Signale de vibration avec déclenchement de la turbine



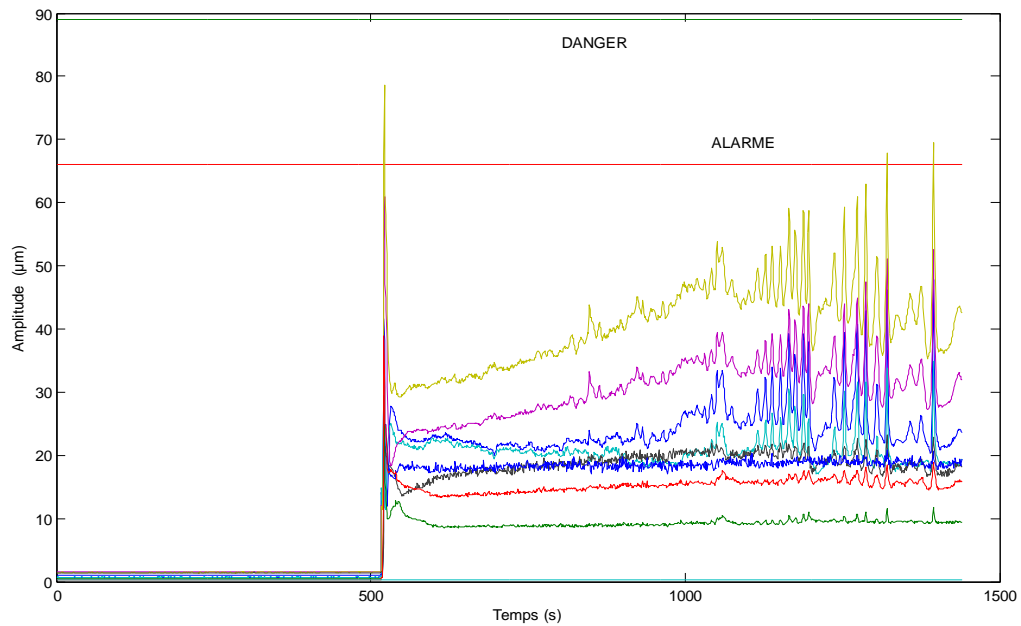


Figure II.5: Signale de pic de vibration alarme

### II.3.3.2. la Surveillance Offline

Les avantages de ces types de systèmes réduisent les erreurs d'installations spéciales, la précision et la vitesse de détection de vibration. Les graphiques obtenus par l'analyse vibratoire doivent être comparés avec l'historique de la machine et les changements doivent être captés avec précision Figure II.6.

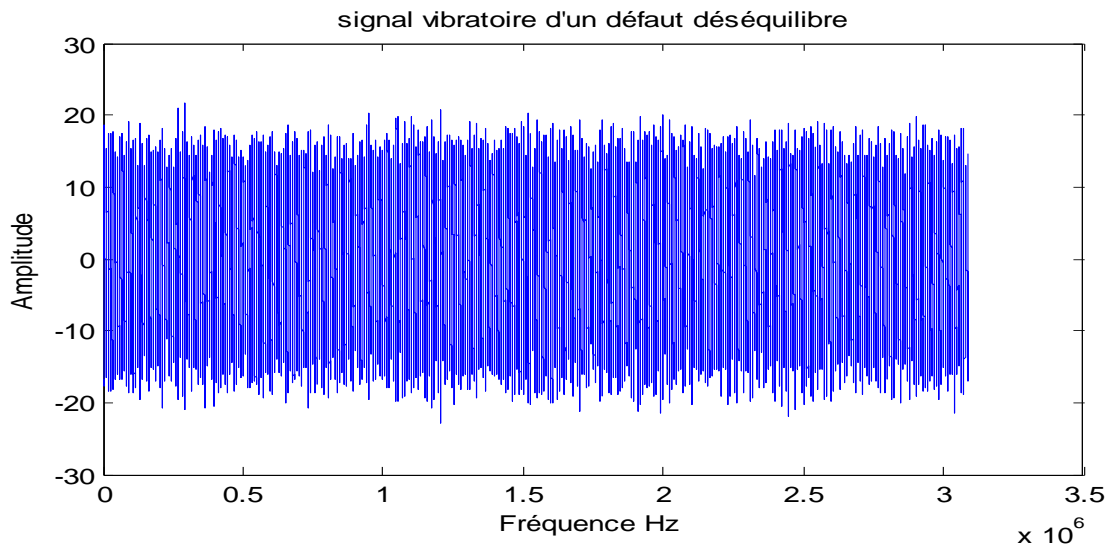
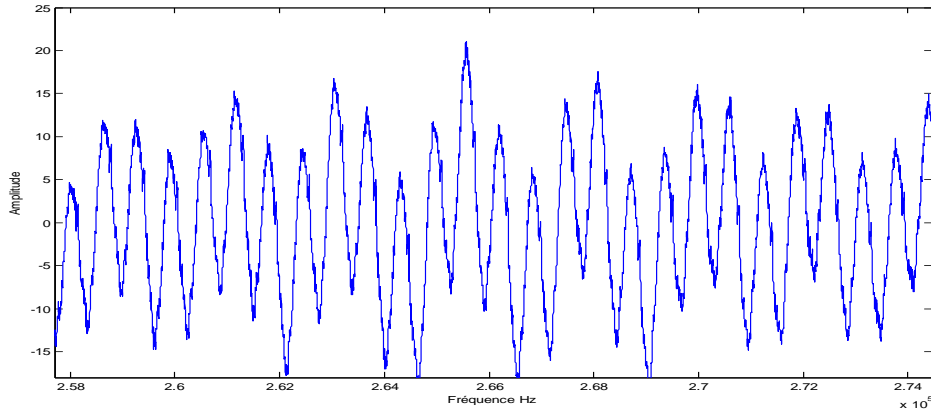
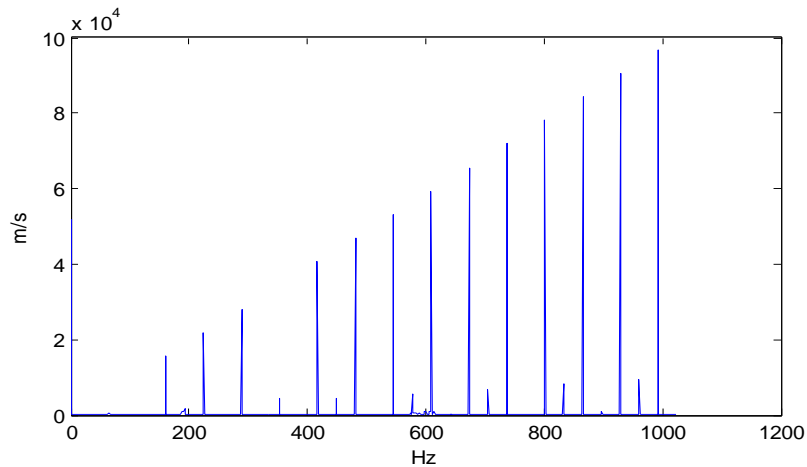


Figure II.6: Signale de vibration d'un défaut



**Figure II.7: Signal de vibration d'un défaut.**



**Figure II.8: Spectre de vibrations sur le palier charge intermédiaire du générateur de gaz.**

Les signaux de vibration figure II.7 sont les plus utilisés par de nombreux chercheurs, car ils fournissent un aperçu complet du processus dans les turbines à gaz. L'accéléromètre est utilisé comme dispositif de détection pour mesurer la réponse aux vibrations.

Les vibrations mécaniques sont produites par les variations cycliques des composants de la machine et par les interactions dynamiques entre l'outil de coupe et la pièce. La vibration de l'outil réduit les performances des opérations d'usinage, ce qui se traduit également par une qualité de surface médiocre, une usure des outils et une durée de vie de l'outil réduite, ainsi qu'un bruit désagréable.

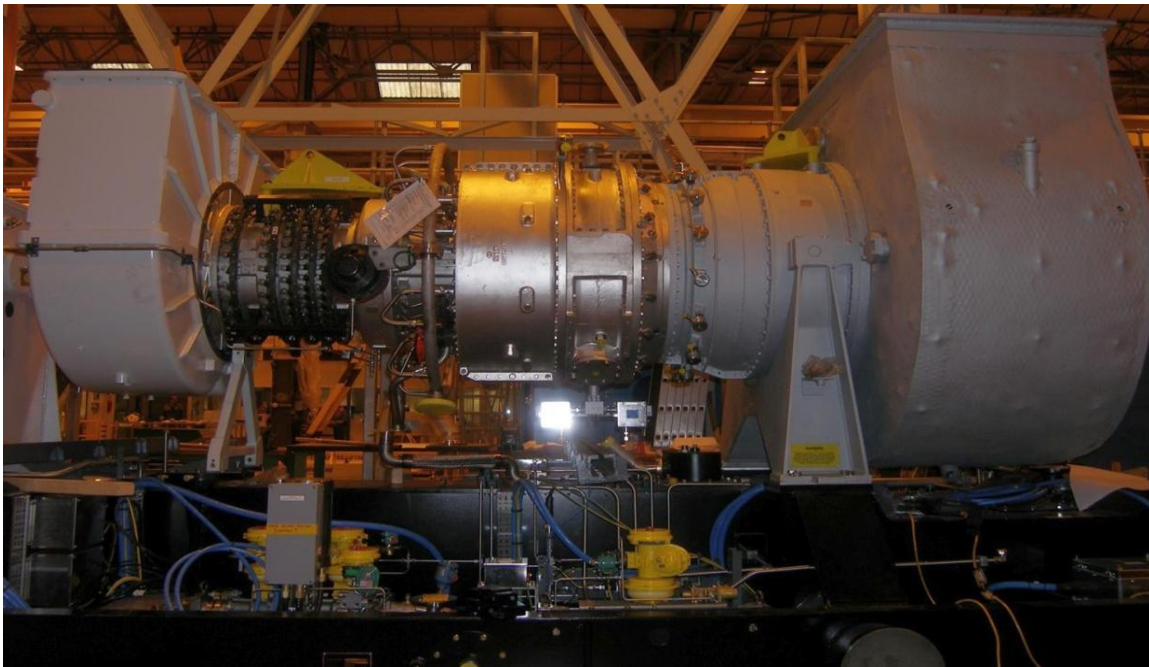
#### **II.4 Description de turbine**

La turbine à gaz est de modèle 'TORNADO' figure II. 9, turbine à gaz SGT 200 d'ALSTOM POWER. C'est une turbine à gaz industrielle à simple action de haut rendement à doubles arbres et cycle ouvert sans

régénération. Cette turbine est constituée essentiellement de l'ensemble générateur à gaz GG et de l'ensemble turbine de puissance TP. Le générateur à gaz comprend le carter d'admission d'air, le rotor du compresseur, le stator du compresseur, le carter central, le système d'allumage et les chambres de combustion et les ensembles stator de turbine a compresseur et rotor de turbine a compresseur. La turbine de puissance comprend les conduites d'interconnexion de gaz chaud, les ensembles stator de la turbine de puissance et rotor de la turbine de puissance (l'arbre moteur et le carter de sortie d'échappement.

Le rapport de pression de la turbine et la température d'entrée de la turbine ont été sélectionnés pour assurer une haute efficacité thermique et un haut rendement spécifique. Les pales de la turbine ont limité la température des métaux a des valeurs appropriées ce qui assure une grande fiabilité, une haute disponibilité et une longue durée de vie.

L'accès du baroscope est assure pour permettre l'inspection du compresseur, du système de combustion et des composants des sections chaudes de la turbine. Des thermocouples encastrés et des sondes de proximité sont fournies comme équipement standard de détection de température de la position axiale et des vibrations de l'arbre.



**Figure II.9: Turbine à gaz TORNADO SGT200**

Dans cette thèse, une turbine à gaz TORNADO SGT200 comme il est montré sur la Figure II-9, installée au groupe de station de pompage GSP4 HASSI R'MEL, a été examinée dans le cadre d'une étude de

diagnostic. Les différents phénomènes vibratoires émis au niveau du palier de cette turbine à gaz ont été testés.

**Joint flexible d'admission** : Un joint d'expansion en caoutchouc renforcé est prévu sur la bride d'admission d'air comburant du carter du compresseur pour accommoder les mouvements relatifs résultant de l'expansion thermique figure II.9.

#### **II.4.1. Compresseur**

Le compresseur est un modèle axial subsonique à haute efficacité de 15 étages fournissant un taux de compression égale 12 :

La construction du rotor utilise une conception éprouvée et comprend 14 disques de rotor à assemblage par manchons, un faux arbre d'admission et un arbre intermédiaire. Ces composants sont boulonnés l'un à l'autre de manière rigide par un boulon de tension central pour former l'ensemble rotor comme il est montré sur la Figure II. 11.

Les pales du rotor sont fixées sur des disques à l'aide de goujons en queue d'aronde à usinage de haute précision. Le faux arbre d'admission à l'extrémité avant de l'ensemble rotor est usiné afin de former le siège de la bague d'étanchéité à huile, une bride pour la bague de poussée, un tourillon pour le palier avant et le joint d'étanchéité à labyrinthe avant.

Pour faciliter le démarrage et le contrôle des oscillations, des pales de guidage à géométrie variable par commande hydraulique sont prévues sur les cinq premières rangées des pales de stator. Les sept autres rangées de pales de stator fixes sont assujetties par des empattements en queue d'aronde. Les cinq premiers étages de pales du compresseur et les carters sont protégés par un revêtement anticorrosion 'SERMETAL'.

Un ensemble vanne de décharge à solénoïde est prévu pour permettre la décharge instantanée du compresseur en cas de diminution soudaine de la charge et réduire les risques de survitesse. Le carter du compresseur est à plan de joint axial et en deux éléments pour faciliter l'inspection de la partie avant du compresseur avec un démontage minimum de composants.

#### **II.4.2. Système d'air de refroidissement**

Les disques de turbine et les autres composants à haute température dans les sections chaudes sont refroidis par circulation d'air en provenance du compresseur. L'air est également utilisé pour la pressurisation du labyrinthe d'étanchéité. L'air comburant de basse pression en provenance du système d'alimentation en air

comburant de pression moyenne, met sous pression le joint à labyrinthe du palier d'admission du compresseur et se décharge dans le compresseur.

L'air comburant de pression moyenne prélevé au huitième étage du compresseur met sous pression le joint à labyrinthe central du faux arbre du compresseur. Une série de passages permet de véhiculer cet air depuis le joint à labyrinthe pour assurer la ventilation à travers le reniflard secondaire.

L'air comburant prélevé au onzième étage du compresseur est véhiculé par tuyauterie vers les joints à labyrinthe du carter de palier de la turbine de puissance son flux permet d'empêcher la pénétration de l'huile ou de gaz chauds puis il se décharge derrière la face arrière du rotor de deuxième étage ce qui assure le refroidissement du disque, avant de s'échapper dans le flux de gaz et le reniflard du moteur principal. Les orifices ménagent radialement dans le composant direct de l'arbre de sortie de l'air du onzième étage vers l'alésage des disques de turbine et à travers la plaque de blocage du boulon de tension, refroidit la face des disques, les diaphragmes du stator, le couplage de l'arbre unique et la face arrière du disque de turbine du compresseur de deuxième étage avant de s'échapper finalement dans le flux de gaz.

L'air comburant prélevé au quinzième étage passe à travers des orifices ménages dans l'arbre intermédiaire puis il est véhiculé à travers les tubes de refroidissement pour assurer le refroidissement des faces internes des disques de turbine du compresseur avant de s'échapper finalement dans le flux de gaz.

L'air de sortie du compresseur met sous pression les joints à labyrinthe de la turbine du compresseur avant et arrière et une partie de cet air, qui se combine à l'air de pression moyenne en provenance du joint à labyrinthe central, s'échappe à travers le reniflard primaire. Le reste de l'air de sortie du compresseur passe à travers les orifices de la bague de fixation de la turbine du compresseur puis traverse la partie interne du stator de premier étage et des pales de rotor de turbine à compresseur avant de s'échapper finalement dans le flux de gaz. La tuyauterie et les vannes externes associées à ces divers systèmes sont contenues dans le groupe auxiliaire de turbine situé sur la partie inférieure de la base.

### **II.4.3. Système d'allumage et de combustion**

Le système de combustion emploie huit chambres de combustion tubulaires à flux inverse axial. Ces chambres sont installées de manière symétrique sur la face avant du carter de pression cylindrique et parallèlement à l'axe de la turbine figure II.9. Ce carter est divisé verticalement pour permettre un accès facile aux chambres de combustion, aux tubes de flamme et aux conduites de transition, sans perturber le compresseur ni la turbine.

Les chambres de combustion sont équipées de dispositifs de turbulence pour assurer un mélange optimum de l'air comburant et du carburant et obtenir une combustion propre. Les composants de combustion sont installés de manière à minimiser les contraintes d'expansion thermique et à assurer une longue durée de vie. Deux chambres de combustion sont équipées de dispositifs d'allumage autonomes à haute énergie rétractables, dont l'un ou l'autre est capable d'assurer le démarrage de la turbine. Un dispositif d'allumage mutuel entre les chambres de combustion adjacentes permet un allumage positif et rapide. Des brûleurs capables de brûler du carburant gazeux sont fournis pour assurer une combustion propre du démarrage au plein régime. Les brailleurs sont facilement accessibles pour permettre le nettoyage et l'extrémité du tube de flammes est en saillie dans la conduite d'interconnexion de gaz chaud qui dirige le flux de gaz chaud vers les pales du stator de la turbine à compresseur.

#### II.4.4. Turbine du compresseur (CT)

La turbine du compresseur (CT) est de type à flux axial à deux étages et elle produit la puissance requise pour l'entraînement du compresseur comme il est montré sur la figure II.13.

La turbine comprend deux disques dans lesquels sont montées les pales de rotor à l'aide d'empelements dits « en sapin ». Les disques sont boulonnés sur un faux arbre par l'intermédiaire d'un boulon de tension central qui forme le rotor de la turbine du compresseur. L'ensemble est à son tour directement couplé sur l'arrière du rotor du compresseur pour former l'ensemble rotor du générateur à gaz.

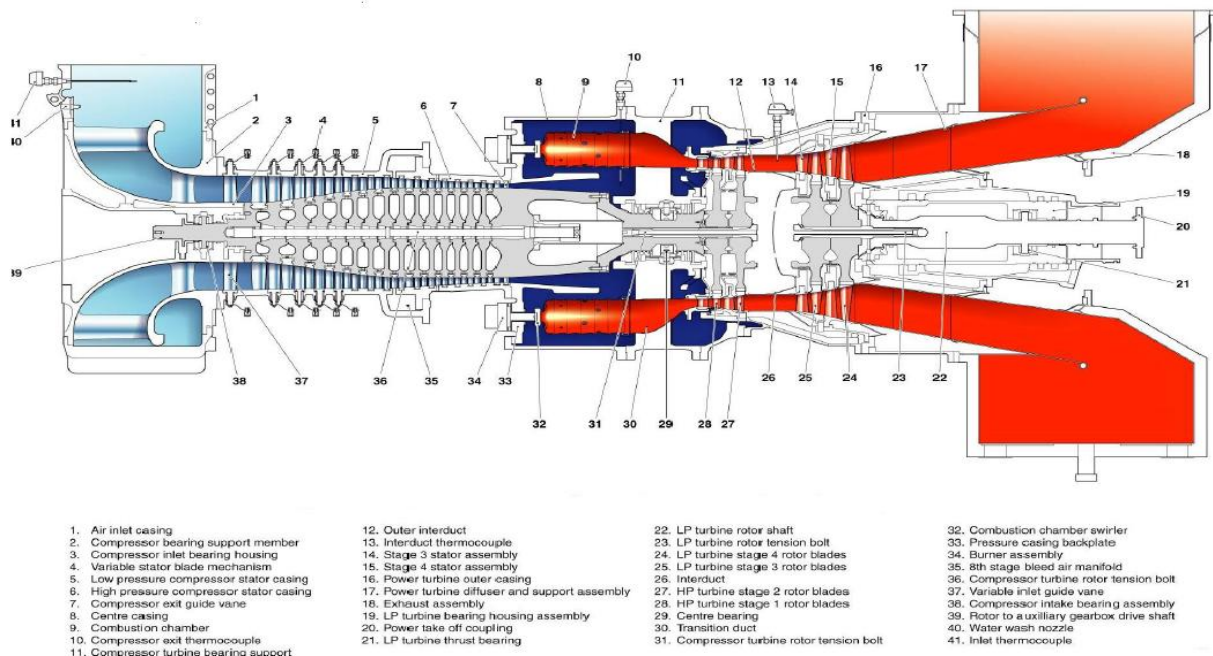


Figure II.10: Zone de fonctionnement d'une turbine

Les pales de rotor sont carénées et forment une couronne pour réduire les fuites de fluide de l'extrémité. Chaque pale de stator est sous forme de bague composée de segments à moulage de précision d'une seule pièce et équipés de joints à labyrinthe brasés pour minimiser les fuites de gaz. Les pales de stator et de rotor de premier étage sont équipées d'un système d'air de refroidissement interne en provenance du compresseur pour réduire la température des métaux à des valeurs acceptables et prolonger la durée de vie du système. Un revêtement « SERMETAL D est prévu pour augmenter la résistance à la corrosion.

#### **II.4.5. Turbine de puissance (PT)**

La turbine de puissance à deux étages (PT) dans la figure II.13 est de conception axiale subsonique. Elle comprend deux disques en acier chrome haute résistance équipés de pales de rotor moulées de haute précision assemblées par empattements boulonnées sur l'arbre de sortie à l'aide d'un boulon de tension de manière à former l'ensemble rotor de la turbine de puissance. Les pales du rotor et du stator sont en alliage moulé et les disques du rotor sont équipés d'un système de refroidissement par air.

L'arbre du rotor est installé dans deux paliers à tourillon de type à manchon anti turbulence et équipé de butées axiales. Tous les paliers sont montés dans un carter de palier robuste qui est assujéti de manière rigide par le diffuseur de la turbine et l'ensemble de support du carter externe. La turbine de puissance est conçue pour assurer une sécurité intrinsèque, la vitesse limite aérodynamique étant nettement inférieure à la vitesse de rupture du disque.

##### **II.4.5.1. Agencement de l'unité motrice**

L'unité motrice est couplée directement sur la bride de sortie de la turbine de puissance à l'aide d'un arbre d'entraînement plein équipé d'un accouplement flexible à membranes métalliques sèches sur l'extrémité de la turbine de puissance et un moyeu d'adaptation correspondant à l'extrémité compresseur.

##### **II.4.5.2. Pales de guidage d'admission**

Le fonctionnement des pales de guidage de stator à géométrie variable montés sur l'orifice d'admission du compresseur de l'ensemble générateur à gaz participe à la séquence de démarrage est contrôlé depuis le panneau de contrôle de la turbine. Ce système est autonome, à commande hydraulique alimenté par une pompe auxiliaire à engrenages équipé d'un actionneur, d'une soupape de contrôle de pression, d'une mesure de pression et de la tuyauterie et des câblages nécessaires intégrés.

#### **II.4.6. Collecteur d'échappement**

Le carter d'échappement de la turbine de puissance a une sortie orientée verticalement vers le haut. Il est équipé d'une isolation thermique avec une finition en aluminium thermique. Un joint d'expansion est prévu à la sortie du carter d'échappement pour accommoder les mouvements relatifs résultant de l'expansion thermique.

#### **II.4.7. Instrumentation**

L'orifice d'admission d'air comburant, à la sortie du compresseur et les conduites d'interconnexion sont équipés de thermocouples. Ces mesures de températures sont utilisées par le module de contrôle de la turbine (TCM) pour calculer le paramètre idéal de la température de fonctionnement de la turbine. Chacun des paliers de la turbine contient deux thermocouples encastrés (1 actif, 1 en réserve) pour la surveillance de la température du métal du palier.

Les niveaux de vibration sont surveillés par le module de contrôle de la turbine à l'aide d'un dispositif de surveillance de série BENTLY NEVADA 3500. Ce dispositif surveille un transducteur X-Y sur chacun des quatre paliers radiaux et 2 transducteurs sur chacun des paliers de butée. Les transducteurs de référence de phase sont surveillés par le module de surveillance du système. Les valeurs mesurées sont données en micromètres (crête à crête pour les vibrations). Le module de surveillance des vibrations comprend un « rack » de 6 unités, un module d'alimentation, un module de surveillance du système et 4 modules doubles de surveillance des vibrations, deux modules doubles de surveillance de déplacement axial et 14 barrières de sécurité intrinsèques. Le module sera logé dans une armoire de contrôle spécifique.

#### **II.4.8. Système d'huile de lubrification**

Un système d'huile de lubrification commun à la fois à la turbine et à la boîte d'engrenages auxiliaire et aux équipements entraînés (pompe principale et son réducteur).

De fabrication mécano-soudée en acier au carbone, il est intégré dans la plaque de base de la turbine à l'extrémité avant. Le réservoir est équipé de baffles internes et de trappes d'inspection. Le réservoir d'huile est équipé d'une pompe auxiliaire entraînée par un moteur électrique à CA et d'une pompe d'urgence entraînée par un moteur électrique à CC montées sur la partie supérieure, d'un thermostat, d'une jauge de température, de commutateurs de température, d'une jauge de niveau visuelle, de reniflard de ventilation et d'un bouchon de remplissage latéral externe avec crépine de filtration.

Toutes les jauges prévues sont des jauges de qualité industrie du pétrole. L'équipement électrique est conforme à la norme BASEEFA.



#### **II.4.8.1. Pompes d'huile de lubrification**

La turbine est équipée de trois pompes d'huile de lubrification :

1. Pompe principale, attelée à la boîte d'engrenages auxiliaire : La pompe principale est du type à vis et à amorçage automatique satisfaisant toutes les exigences en huile de lubrification de la turbine, la boîte à engrenages auxiliaire, de la pompe et du réducteur principal à plein régime
2. Pompe auxiliaire, entraînée par moteur électrique CA : Cette pompe sert à assurer la lubrification avant et après les périodes de fonctionnement et à assister la pompe principale pendant la phase de démarrage.
3. Pompe d'urgence, entraînée par moteur électrique CC : Cette pompe assure le service de lubrification d'urgence essentiel en cas de panne de courant alternatif, pour éviter que les paliers de la turbine et les équipements entraînés ne subissent de dommages. Le régulateur de pression d'huile a un corps en acier moulé, la pression de l'huile est régulée à environ 2 bar au niveau des paliers de la turbine. Un manomètre de pression de l'huile de lubrification est installé sur un panneau latéral monté sur la plaque de base de la turbine.

Le système d'huile de lubrification sur embase comporte une tuyauterie intégrée et un filtre en acier inoxydable en aval. La tuyauterie est en acier au carbone par ailleurs. Les raccords sont de type Swagelok.

#### **II.4.9. Système d'admission d'air comburant**

Un filtre d'admission d'air comburant de type à cartouches et à nettoyage automatique est fourni avec un carter de filtre construit en acier au carbone et peint en conformité avec la finition standard du fabricant.

Le filtre comporte un dispositif d'injection automatique d'air comprimé agissant automatiquement et/ou manuellement par impulsions périodiques en sens inverse du courant d'air comburant. Cet air comprimé déloge la poussière et les débris accumulés sur les cartouches filtrantes. Le filtre est supporté par une structure métallique assurant une sortie horizontale sur le système de conduit d'air comburant. Le filtre d'air comburant n'est pas équipé de trappe casse vide. ALSTOM POWER confirme sa garantie pour une période indéfinie contre l'implosion du filtre qui résulterait de la non-installation d'une porte de dérivation.

Cette garantie est donnée sous réserve de l'entretien approprié du filtre et du système de contrôle afin que trois niveaux de protection soient assurés, à savoir :

- Le système de nettoyage a impulsion du filtre
- L'alarme de seuil haut de pression différentielle
- Le déclenchement de seuil haut de pression différentielle

## **II.5. Différents types des capteurs de vibration**

Les capteurs transforment les vibrations aux points de mesure en une tension électrique. La sensibilité du capteur donne le rapport entre la tension mesurée et la vibration propre (p.e. 100 mV/g pour un accéléromètre CA136). Les trois types de capteurs de vibration utilisés actuellement en industrie pour la maintenance prédictive sont les capteurs de déplacement, les capteurs inductifs de vitesse, et les accéléromètres. En complément des capteurs classiques, il existe des capteurs capacitifs, des capteurs laser, etc..., mais ceux-ci trouvent leur application plutôt dans le domaine de la recherche et développement.

### **II.5.1. Capteur de déplacement**

Le capteur de proximité (de déplacement) permet de mesurer les vibrations relatives de l'arbre d'une machine tournante. Il est également utilisé pour mesurer d'autres paramètres tels que la position axiale et la référence de phase. Il fournit une tension proportionnelle à la distance entre la tête du capteur et la cible. Les qualités spécifiques des capteurs de proximité sont les conséquences de cette absence de liaison mécanique. C'est par l'intermédiaire d'un champ que s'établit entre eux une interaction en fonction de leur position relative la Figure II.14 présente cet type de capteur :

- Champ d'induction magnétique pour les capteurs à variation de réluctance, à effet Hall ou à magnétorésistance ;
- Champ électromagnétique pour les capteurs à courant de Foucault ;
- Champ électrostatique pour les capteurs capacitifs.



**Figure II.11: Capteur sans contact à courant de Foucault (TQ102)**

La tête du capteur contient une bobine protégée par un capuchon en matière synthétique (Torlon). Cette bobine est parcourue par une courante haute fréquence (1 à 2 MHz) provenant du conditionneur de signaux. Le champ magnétique généré pénètre dans la cible, qui doit être une matière métallique. Des courants de Foucault sont alors induits dans la cible. La pénétration est très faible, pour l'acier elle est de l'ordre de 0.2  $\mu\text{m}$ . Le déplacement de la cible modifie la réluctance de la bobine et donc les caractéristiques du circuit magnétique. Ceci génère une variation d'amplitude du signal oscillant est redressée puis linéaires par le conditionneur pour donner une tension continue proportionnelle à la distance capteur - cible.

#### **II.5.1.1. Principe des courants de Foucault**

Le champ magnétique qui résulte du courant dans la bobine pénètre dans la cible, il induit des courants dits de Foucault qui parcourent des anneaux perpendiculaires à l'axe  $\Delta\Delta^l$  de la bobine. La pénétration du champ magnétique dans la cible est définie par l'effet de peau  $\delta$ .

$$\delta = \frac{1}{(\pi \cdot \mu \cdot \sigma \cdot f)^{\frac{1}{2}}} \quad (\text{II.1})$$

$\mu$  : Perméabilité magnétique (H),  $\sigma$  : Conductivité électrique S/m ,  $f$  : fréquence du champ inducteur de la bobine (Hz) comme montre dans la figure II.15.

C'est ainsi qu'à la fréquence de 1 MHz nous avons :  $\delta = 80 \mu\text{m}$  pour l'Aluminium et  $20 \mu\text{m}$  pour l'acier.

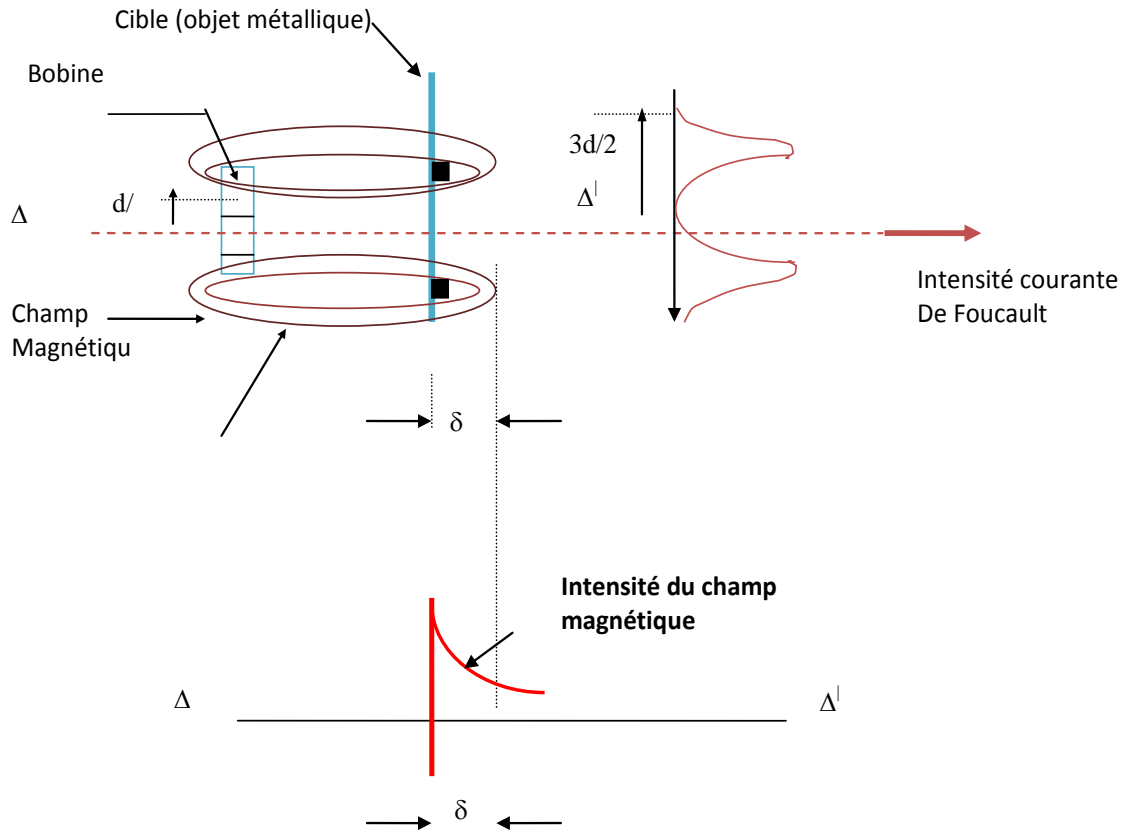


Figure II.12: Représentation bobine, cible et courants de Foucault

### II.5.1.2. Choix des capteurs de proximité

Les principaux critères de sélection d'un capteur de proximité sont :

- La sensibilité, s'il s'agit d'une mesure de la vibration ;
- La distance de mesure, s'il s'agit d'une mesure de position.

La gamme de fréquence ainsi que la température sont fixées et ne sont donc pas des critères de sélection. Exemple pour la série TQ 400 :

- Gamme de fréquence : 0 à 20 KHz.
- Gamme de température : -40 à 180°C avec une dérive inférieure à 5%
- -180 à 220 avec une dérive supérieure à 5%.

**Tableau II.1: Choix des capteurs de proximité**

Type de capteur	TQ 401	TQ 402 / 412	TQ 403	TQ 407 / 417
Plage de mesure	2 mm	4 mm	12 mm	2 mm
Limites de mesure	0,2 – 2,2 mm	0,4 – 4,4 mm	1,2 – 13,2 mm	0,2 – 2,2 mm
Diamètre de la tête	5 mm	8,2 mm	18 mm	8,2 mm
Filetage du corps	- M6 x 0,75 mm - 1/4" x 28 UNF	- M10 x 1 mm - 3/8" x 24 UNF	- M20 x 1,5 mm	- M10 x 1 mm - 3/8" x 24 UNF
Longueur du câble	- 5 m	- 5 m	- 5 m	- 5 m
Entre le capteur et Son conditionneur	- 1 m + 4 m rallonge - 1 m + 9 m rallonge	- 10 m - 1 m + 4 m rallonge - 1 m + 9 m rallonge	- 10 m - 1 m + 4 m rallonge - 1 m + 9 m rallonge	- 1 m + 4 m rallonge - 1 m + 9 m rallonge
Type de conditionneur	IQS 451	IQS 452	IQS 453	IQS 451
Sensibilité	8 mV / $\mu\text{m}$	4 mV / $\mu\text{m}$	1.33 mV / $\mu\text{m}$	8 mV / $\mu\text{m}$

**II.5.2. Capteur de vitesse**

Parmi tous les systèmes physiquement susceptibles de mesurer une vitesse de vibration, le principe électrodynamique est le plus robuste et le plus facile à mettre en œuvre.



**Figure II.13: Capteur de vitesse (Vélocimètre, VS 80)**

### II.5.2.1. Description et principe de mesure

Le vélocimétrie permet de mesurer les vibrations absolues des paliers d'une machine tournante. C'est un capteur sismique de type électromagnétique. Il se compose d'un aimant permanent solidaire du boîtier qui génère une induction magnétique constante  $\mathbf{B}$ , et d'une bobine mobile liée au boîtier par deux ressorts plans qui peut se déplacer dans la direction des lignes de champ. Sous l'effet de la vibration, une force électromotrice (f.e.m) d'induction  $\mathbf{e}$  est alors générée, qui est le produit de la vitesse  $\mathbf{v}$  de vibration, de l'induction magnétique  $\mathbf{B}$  et la longueur  $\mathbf{l}$  de la bobine.

$$e = B.l.v \quad (II.2)$$

et pour B et l constante (  $B.l = k$  )

$$e = k.v \quad (II.3)$$

La f.e.m d'induction est proportionnelle à la vitesse de vibration. Le vélocimétrie a l'avantage de fournir une vitesse directe de la vitesse de vibration sans utiliser de conditionneur ou d'amplificateur. Par contre il présente des inconvénients tels que :

- Usure mécanique des pièces en mouvement. En présence de vibrations transversales hautes fréquences permanentes, il peut être endommagé en quelques mois.
- Il ne supporte pas des températures supérieures à 100°C.
- La réponse en phase n'est pas linéaire, surtout pour les basses fréquences, il n'est donc pas approprié pour certains types de mesure nécessitant la fidélité de la phase.

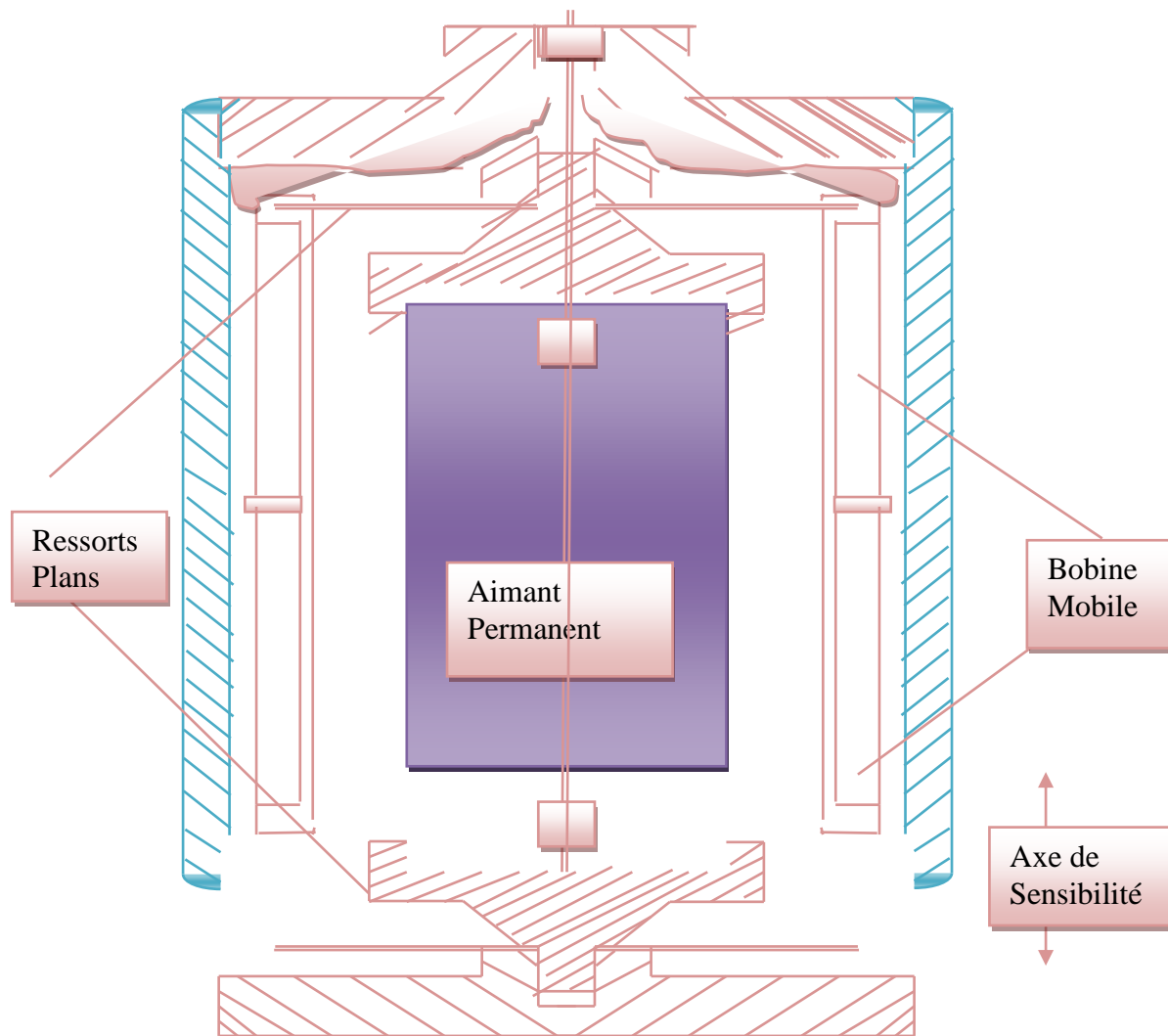
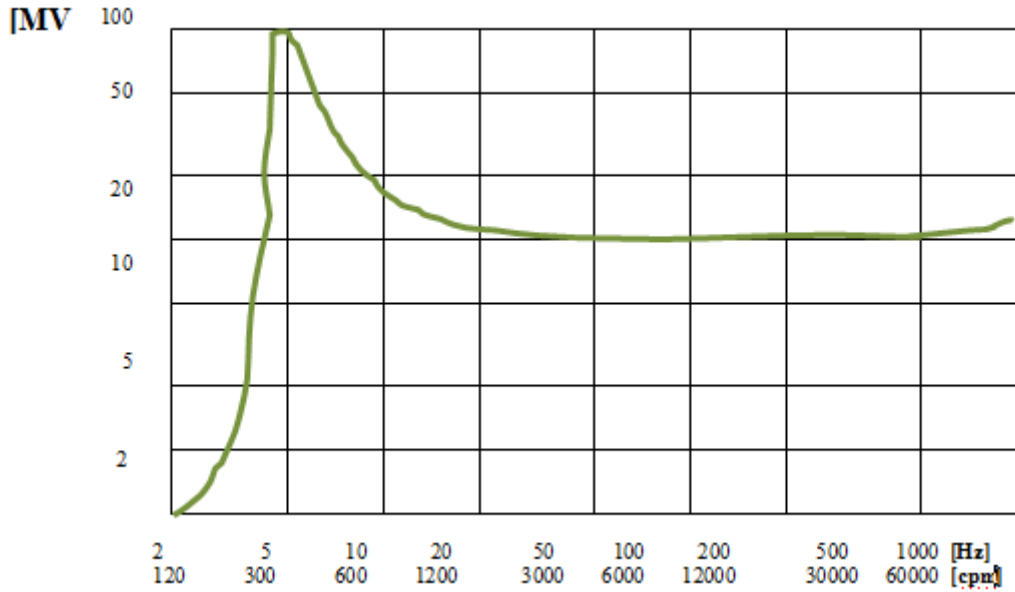


Figure II.14: Capteur de vitesse

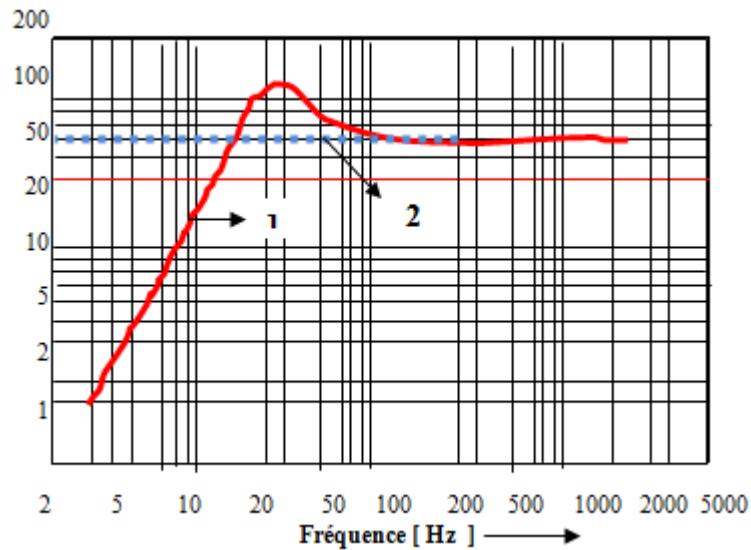
### II.5.2.2. Réponse en fréquence

Le schéma de la Figure II.14 présente le principe de la caractéristique représentée la tension de sortie d'un capteur électrodynamique en fonction de la fréquence de vibration à vitesse de vibration constante.



**Figure II.15: Réponse en fréquence typique d'un capteur électrodynamique de vitesse de vibration**

La plage de fréquence d'une vélocimétrie est normalement définie dans la figure II.15 et figure II.16, la plage présentant une erreur de sensibilité inférieure à 5%. La plage de mesure typique sans linéarisation est donnée de 8 à 2000 Hz ou de 20 à 2000 Hz.



**Figure II.16: Courbe de réponse d'un capteur électrodynamique**



### II.5.3. Accéléromètres

L'accélération, d'après les principes fondamentaux de la mécanique, est une relation entre la force et la masse. Le capteur d'accélération présente dans la figure II.17, est très souvent le mieux adapté à la mesure des vibrations et des chocs, pour les raisons suivantes :

- Une mesure d'accélération peut toujours permettre de connaître la vitesse et le déplacement par simple ou double intégration, le cheminement inverse n'étant pas souhaitable, compte tenu de la dégradation du rapport signal / bruit inhérente à l'opération de dérivation.
- Les capteurs d'accélération sont des capteurs de mouvement n'ayant besoin d'aucun point de référence.
- Leur légèreté, leurs dimensions réduites, leur autonomie et leur fiabilité sont parmi les avantages les plus remarquables
- Dans la pratique, les capteurs d'accélération les plus répandus sont les capteurs piézo-électriques. Il en existe des exécutions très variées d'un point de vue tant mécanique qu'électrique. Le capteur d'accélération doit être choisi en fonction de son utilisation.



Figure II.17: Capteur d'accélération (accéléromètre, CA 136)

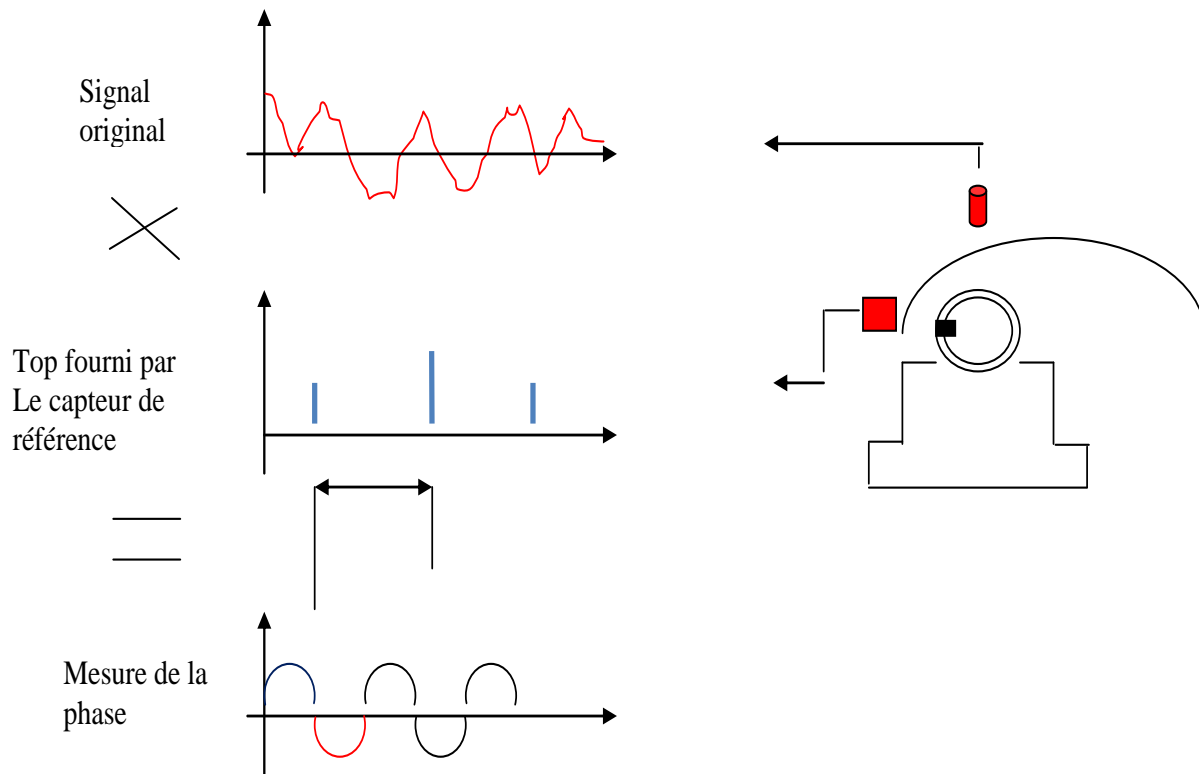
### II.5.4. Capteur de phase

Ces capteurs trouvent leur application en équilibrage, en recherche de résonances et en surveillance des machines figure II.18.



**Figure II.18: Capteur de phase (cellule photoélectrique SCHENCK).**

Le capteur de référence de phase est une cellule photoélectrique ou un capteur sans contact qui détecte un top par tour. Le principe de mesure de la phase est décrit en figure II.19 .



**Figure II.19: Mesure de phase**

Le signal fourni par le capteur de vibration est filtré à la fréquence mesurée par le capteur référence. La phase correspond à la portion de la circonférence du rotor qui a défilé entre le moment où le top passe devant le capteur de référence (filtre suiveur) et le moment où la sinusoïde est à son maximum.

## II.6. Domaine de surveillance

Les niveaux globaux de déplacement, vitesse et accélération ont chacun un domaine de surveillance qui leur est propre.

Tableau II.2: Niveaux globale de la vibration pour le diagnostic

Niveau global	Domaine de surveillance
Déplacement ( $\mu\text{m c/c}$ )	Phénomènes lents basses fréquences (Balourd, lignage, instabilités de paliers...)
Vitesse (mm/s eff)	Moyennes fréquences (Balourd, lignage, instabilités de paliers, cavitation...)  Tous types de machines
Accélération (g eff)	Phénomènes très rapides  Hautes fréquences (engrenages, roulements, passages d'ailettes, cavitation...)

Le suivi simultané des 3 niveaux globaux de déplacement, vitesse et accélération est un indicateur de l'origine du phénomène. Il ne permet pas d'établir un diagnostic précis, mais d'orienter les recherches.

## II.7. Variables de déplacement et de vitesse

Nous avons vu que tout mouvement pouvait être étudié en terme de déplacement, vitesse ou accélération. Lorsque l'on considère un sinus, donc une seule fréquence, on peut, connaissant l'une de ces grandeurs, calculer les autres.

**II.7.1. Déplacement**

On peut écrire l'équation de la variation du déplacement en fonction du temps, de la manière suivante :

$$X(t) = A \sin \omega t \quad (II.4)$$

Où :  $x$  = déplacement du palier,  $t$  = temps,  $A$  = amplitude et  $\omega$  = pulsation ou vitesse angulaire

La période de ce mouvement (ici égale à un tour du rotor) est notée  $T$  ; elle est exprimée en secondes (s). L'inverse de la période, c'est-à-dire la fréquence est notée  $f$ , et est exprimée en Hertz (Hz).  $\omega$  est exprimée en radian par seconde (rad/s). Nous vous rappelons que  $\omega$ ,  $T$  et  $f$  sont liés par les relations comme il est montré sur la Figure II.23 :

$$f = \frac{1}{T} \quad (II.5)$$

$$\omega = 2\pi f = 2\pi / T \quad (II.6)$$

**II.7.2. Vitesse**

La vitesse du mouvement vibratoire correspond à la variation de son déplacement pour une unité de temps. Mathématiquement, la vitesse notée  $v$  est la dérivée du déplacement par rapport au temps. Elle s'écrit :

$$v = \frac{dx}{dt} = d \frac{A \sin \omega t}{dt} = A \omega \cos(\omega t) \quad (II.7)$$

**II.7.3. Accélération**

L'accélération est une variation de vitesse par unité de temps. Mathématiquement, l'accélération notée  $\gamma$  est la dérivée de la vitesse par rapport au temps. Elle s'écrit :

$$\gamma = \frac{dv}{dt} = \frac{d[\omega A \cos(\omega t)]}{dt} = -\omega \times \omega A \sin \omega t \quad (II.8)$$

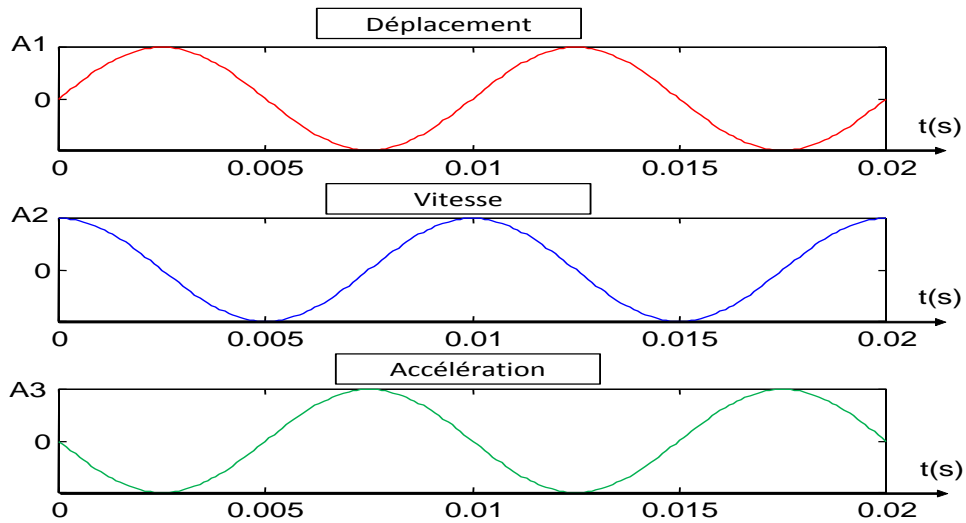


Figure II.20: Représentation d'allure de  $x$ ,  $v$  et  $\gamma$  pour un même mouvement

### II.8. Mesure du niveau global

Comme tout mouvement, la vibration peut être mesurée en termes de déplacement, vitesse et accélération. Les mesures des niveaux globaux ne permettant pas d'accéder au diagnostic, nous allons essayer d'extraire des signaux vibratoires des informations que l'on pourra relier directement au fonctionnement d'un organe donné de la machine. Cette extraction nécessite de décomposer les signaux bruts complexes en différents signaux simples. C'est ce que tente de faire l'analyse en fréquence ou analyse spectrale. Considérons par exemple le mouvement d'un palier sous l'action du balourd d'un rotor comme il est montré sur la Figure II.24. Sous certaines conditions, on peut « **modéliser** » ce balourd comme une certaine masse située à un point donné de la circonférence de l'arbre.

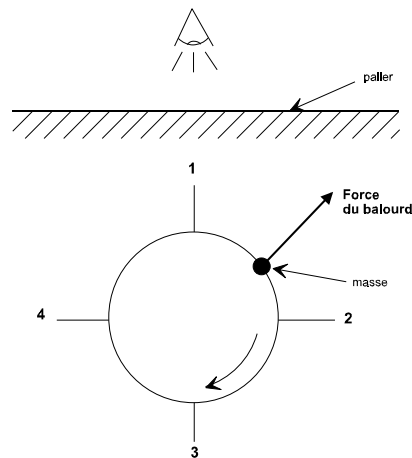
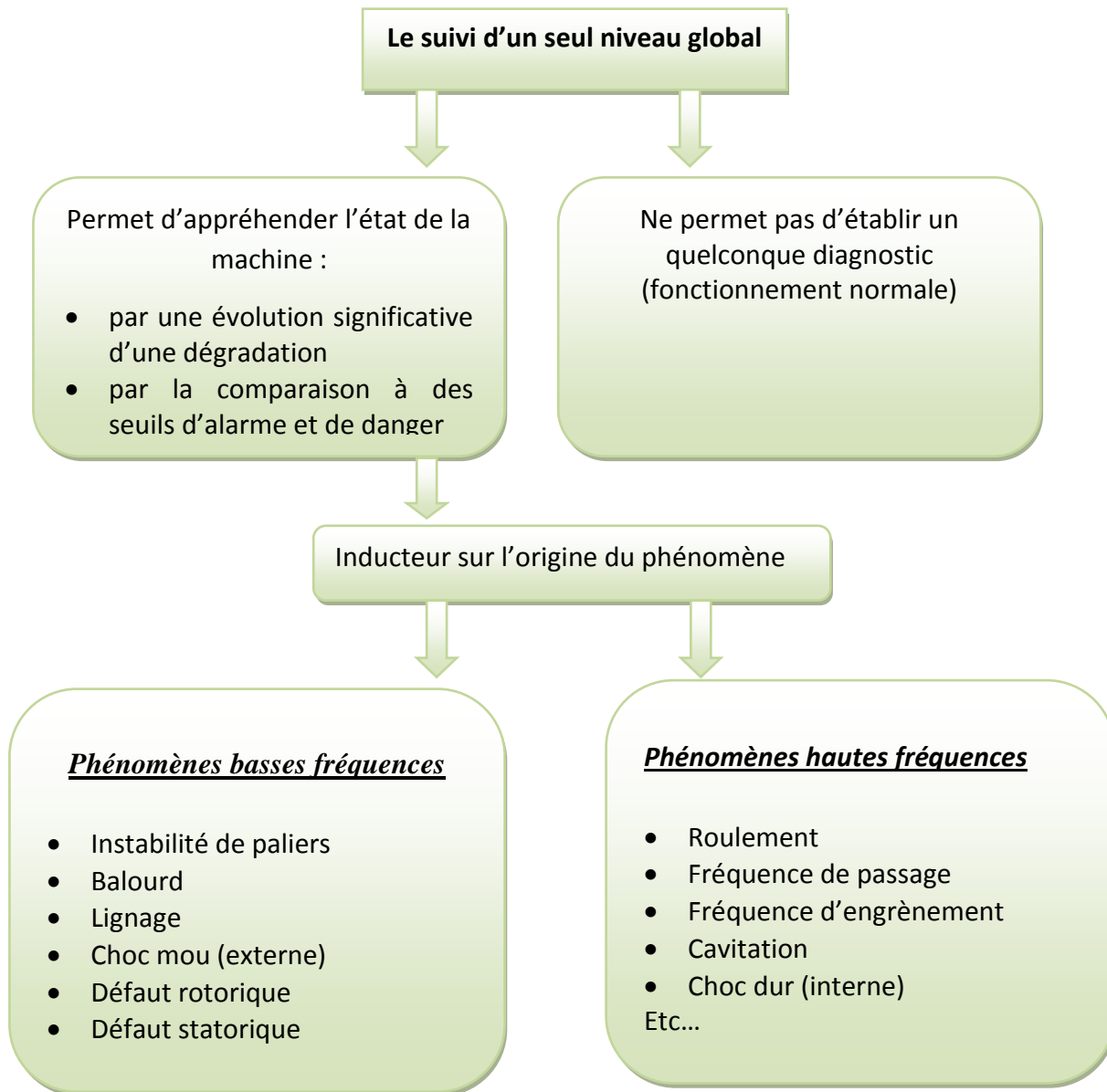


Figure II.21: Force du balourd dans un arbre



**Figure II.22: Mesure du niveau global**

Lorsque l'arbre est en rotation, cette masse exerce une force radiale tournante sur le palier ; celui-ci subit alors un mouvement « **forcé** ». Projeté sur un axe vertical, ce mouvement a l'allure indiquée sur la Figure II.24.

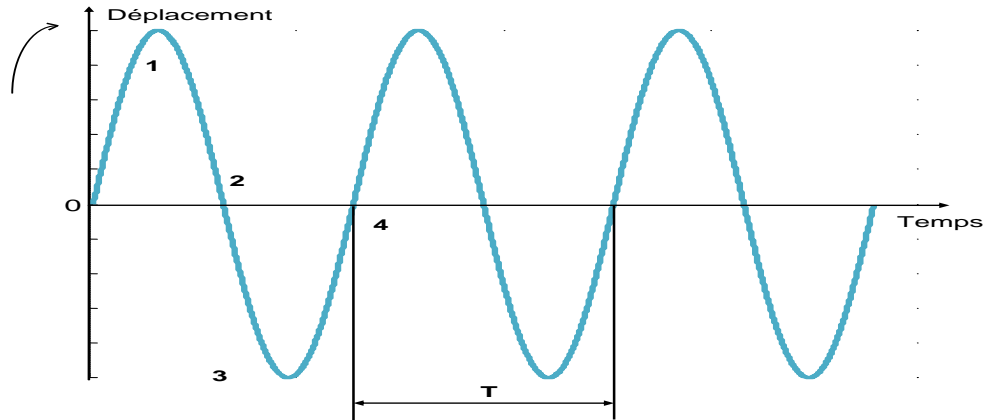


Figure II.23: Signale vibratoire sinusoïdale de défaut balourd

Sur cette figure II.23, sont indiqués les temps 1 à 4 correspondant aux positions atteintes par la masse, pendant un tour, notées également 1 à 4 sur la Figure II.24.

On remarque qu'à chaque tour du rotor, le mouvement du palier se renouvelle d'une manière identique : il est périodique. L'allure de ce mouvement est caractéristique : elle correspond à la fonction mathématique « sinus ». Une période est le temps au bout duquel un phénomène se reproduit égal à lui-même. Elle s'exprime en secondes. On peut se poser la question suivante : combien de fois le phénomène se reproduit en une seconde. Lorsque l'on répond à cette question, on raisonne en fréquence. Elle s'exprime en Hertz. Un même phénomène peut ainsi être représenté dans le domaine des temps ou dans le domaine des fréquences :

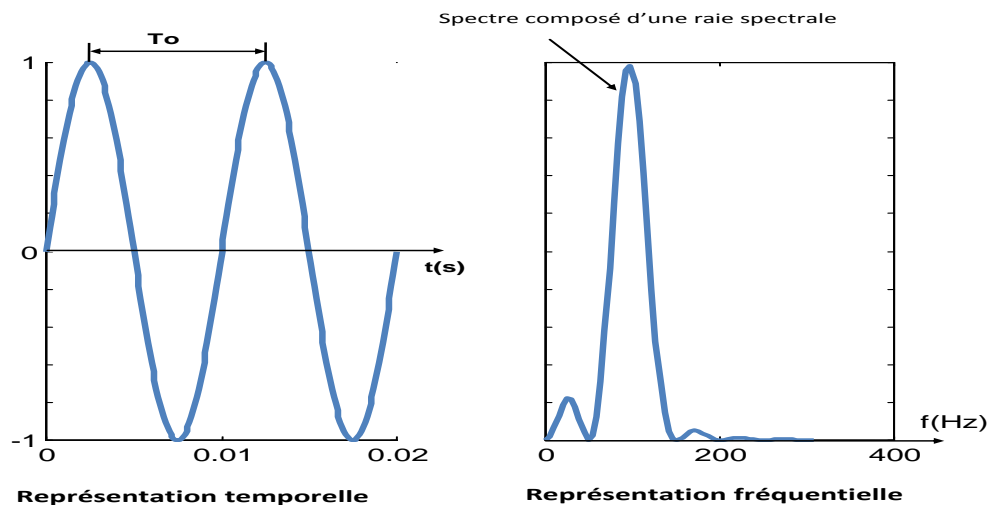


Figure II.24: Différence entre représentation temporelle et représentation fréquentielle

## II.9. Conclusion

L'utilisation des techniques (stratégies) de maintenance préventive et prédictive pour suivre le comportement de la turbine assure de meilleures pratiques dans l'industrie pétrolière.

La surveillance des machines permet d'économiser de l'argent en augmentant le temps de fonctionnement de l'équipement (en minimisant le temps des pannes) ce qui réduit la fréquence des temps d'arrêt imprévus résultants dans un meilleur contrôle. La Vérification en continu des données de vibration dans le plan de maintenance est très utile même indispensable dans certains cas pour la détermination et la prise de décision pour les intervalles de maintenance et le maintien des disponibilités. La surveillance des vibrations joue un rôle essentiel dans les techniques prédictives grâce à la détection des défauts (désalignement de l'arbre, balourd, et mauvaise lubrification. Etc....)

Une multitude de machines nécessite une analyse spectrale détaillée (surveillance périodique Off-line) mais la plupart des machines se contentent d'une surveillance en continu On-line.

La variable de vibration et c'est méthodes de surveillance de la turbine, éviter beaucoup de dommage. Il y a deux méthodes pour la surveillance largement appliquée dans l'industrie des hydrocarbures.

Surveillance continue en ligne : Ce type de surveillance assure une surveillance en continu 24h/24h (suivi périodique on-line).

Surveillance hors ligne : (surveillance périodique Off-line).

La demande de surveillance des vibrations et la reconnaissance des impacts des phénomènes vibratoires est en croissance rapide dans l'industrie, car cette discipline sert à établir des rapports utilisés pour aider à la détection des conditions anormales de fonctionnement des turbines à gaz. Ces informations, ainsi que les recommandations associées, permettent de prendre des décisions concernant les questions de diagnostic. Les Décisions fondées peuvent améliorer le fonctionnement de la turbine, les paramètres de contrôle optimal et une haute disponibilité.



# CHAPITRE III

## diagnostic de défauts des vibrations d'une turbine basée sur support vector machine

---

Les actions mises en oeuvre pour détecter, localiser et identifier les défaillances et les dysfonctionnements des turbines à gaz sont des éléments indispensables dans l'industrie de gaz et des hydrocarbures. Car les turbines à gaz sont les plus grands équipements sensibles aux défauts accidentels. En conséquence, la réduction de fréquence de panne et leurs diagnostics s'avèrent être la préoccupation majeure dans un contexte de surveillance de ces installations de gaz, dans le but d'améliorer le diagnostic de fonctionnement et la surveillance d'état des défauts de ces machines tournantes. Ce chapitre propose la mise en application une approche de détection de défaillances basée sur les machines à vecteur support pour la surveillance d'une turbine à gaz et pour assurer un bon fonctionnement et diagnostic de pannes de cette machine tournante. Cela, permet de contribuer au développement et validation d'une approche de diagnostic de défauts assez performante en qualité de précision, temps de détection et permettant de réaliser un système prédictif, capable d'estimer l'état de fonctionnement de turbine à gaz examinée en mode normale et dégradé.

### **III.1. Introduction**

Récemment, les systèmes de diagnostic et détection de défaillances dans les systèmes industriels basés sur le traitement de données et des techniques d'intelligence artificielle ont prouvé leur efficacité à fournir des suggestions constructives pour la surveillance des processus industriels, afin d'aider l'ingénierie dans la phase de prise de décision. Cependant, les machines à vecteur support sont utilisées dans des problèmes de régression pour prédire les valeurs réelles et détecter les points caractéristiques de modèles non linéaires dans plusieurs applications industrielles [71].

Dans cette thèse, la méthode de machines à vecteur support est appliquée à la surveillance des vibrations d'une turbine à gaz, dans le but de détection des points critiques de défaillances de vibration d'une turbine en utilisant les données (entrées / sorties) de cette machine tournante pour l'élaboration des modèles de vibrations et pour assurer un bon fonctionnement de cette machine tournante. En effet, le domaine de surveillance des turbines à gaz est conçu pour fournir des mesures de protection contre ces phénomènes d'instabilité de base et fournit le même niveau d'information pour leurs diagnostics et leurs évaluations du comportement dynamique approfondi. Les méthodes classiques basées sur l'utilisation directe des modèles non linéaires de ces machines tournantes présentent plusieurs inconvénients dans leurs mises en marche pour intégrés la source de vibration dans ces systèmes de surveillances et leurs résultats sont souvent difficiles à interpréter, en raison des problèmes de non-linéarité des données recueillies sur ces turbines à gaz dans son environnement d'exploitations.

Dans cette thèse, la méthode des machines à vecteur support est proposée pour la supervision d'une turbine à gaz. Cela, va permettre de mieux gérer les défaillances causées par les vibrations, en détectant les défauts avant qu'ils ne deviennent critiques et de décrire les paramètres liés aux vibrations. Le principe de cette méthode consiste à projeter les données d'exploitation de la turbine examinée de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes différentes) non linéairement séparables dans un espace de caractéristiques, de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables dans un hyperplan optimal séparant ces classes. Afin de trouver la bande optimale de fonctionnement qui minimise les seuils de vibrations pour le diagnostic des défauts et dans le but d'assurer un fonctionnements fiable de cette machine tournante. Les résultats d'implémentation sur plusieurs bases de données sont présentés dans la dernière section de cette thèse.

### **III.2. Diagnostic à base de Méthode Support Vector Machine**

Dans cette thèse , la méthode SVM (Support Vector Machine), issues de la théorie de l'apprentissage statistique est proposée pour l'identification de défauts de vibrations des machines tournantes,

appliquées à un système de turbine à gaz. En effet, la théorie de SVM permet de définir de bons mécanismes d'identifications et modélisations des systèmes complexes, dans le cas où les données d'exploitation de ces systèmes sont non séparables et fortement non linéaires et permet de minimiser les erreurs de modélisation basée sur les données de fonctionnement de système[71], qui est le cas dans les modèles des turbines à gaz.

### III.3. Méthode Support Vector Machine

Le but de la théorie de SVM est de trouver un classificateur qui regroupe les données d'exploitation de système dans des classes de données et maximiser la distance entre ces classes, avec un classificateur linéaire dans un hyperplan [72].

Une ensemble d'apprentissage  $x_i \in \mathfrak{R}^d$ ,  $y_i \in \{-1,+1\}$ ,  $i=1..m$ , supposant qu'il existe un hyperplan  $h: x \rightarrow y$  qui sépare les données en deux classes, par le modèle  $f(x)$  :

$$f(x) = \langle W, X \rangle + b = \sum_i^d w_i x_i = 0 \quad (III.1)$$

La fonction de décision pour prédire la classe (+ / -) de l'entrée  $x$  est donnée par:

$$g(x) = (\langle W, X \rangle + b) \quad (III.2)$$

L'hyperplan séparateur de frontière de décision a l'équation  $w \cdot x + b = 0$ , où  $w$  est un vecteur orthogonal à l'hyperplan et  $b/||w||$  est la distance de l'hyperplan à l'origine de l'espace. La distance d'un point est donnée par :

$$d(x) = |w \cdot x + b| / ||w|| \quad (III.3)$$

Pour la construction de l'hyperplan optimal de deux ou plusieurs classes de données linéairement séparables, l'hyperplan  $h: (w \cdot x) + b$  devra satisfaire les conditions suivantes [73,75]:

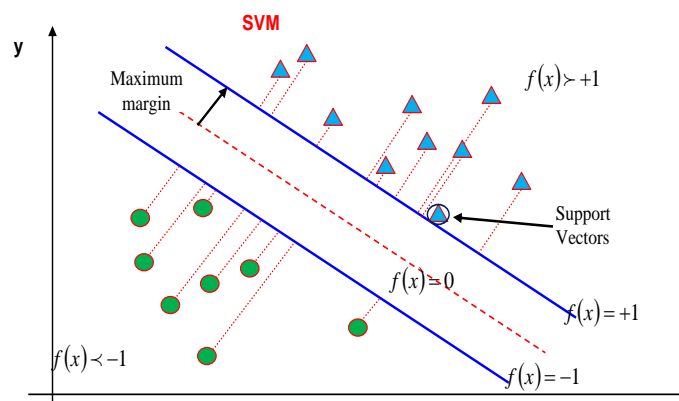
$$\begin{cases} w \cdot x_i + b \geq 1 & \text{if } y_i = 1 \\ w \cdot x_i + b \leq -1 & \text{if } y_i = -1 \end{cases} \Rightarrow y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad i=1, \dots, m \quad (III.4)$$

Pour un hyperplan optimal, qui maximise la marge  $M$  qui représente la plus petite distance entre les différentes données des deux classes de l'hyperplan, comme il est montré sur l'exemple d'hyperplan optimal de deux classes d'ensemble de données de la Figure III.1[73]. Maximiser la marge  $M = 2/||w||$  est équivalent à maximiser la somme des distances des deux classes par rapport à l'hyperplan  $h: x \rightarrow y$ . Cela permet de déterminer l'hyperplan optimal par maximisation de  $M$  ou de minimiser  $||w^2||/2$  sous

contraintes, c'est-à-dire de résoudre un problème de minimisation d'une fonction objective quadratique avec contraintes linéaires, ce qui est équivalent un problème primal donné sous la forme suivant[73,74]:

$$\begin{cases} \text{Minimize} & \frac{1}{2} \|W\|^2 \\ \text{Under the constraints} & y_i (W^T x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

D'où les  $x_i$  sont les coordonnées d'un point  $X$ ,  $W$  est une combinaison linéaire des points d'apprentissage à l'hyperplan optimal.



**Figure III.1: Hyperplan optimal de deux classe d'ensemble de données [74]**

Le but est de déterminer la fonction  $f(x)$  à partir des observations d'un certain nombre de couples entrée-sortie de systèmes à modéliser  $\{(x_i, y_i) : i = 1, \dots, m\}$ . Dans le cas examiné de turbine à gaz, l'analyse des données de vibrations est utilisée pour collecter les données et de faire les différents traitements et ses mises à l'échelle. Pour cette application, détaillés dans la section résultats et application, les points de mesures seront réalisés sur le système de turbine à gaz, à partir des accéléromètres mobiles pour les deux paliers (palier N°1 et palier N°4). Il y a trois capteurs d'accéléromètres sur les positions (Horizontal, Vertical et Axial) à chaque palier. Afin de déterminer les modèles de fonctionnement basé sur les entrées et les sorties de système étudié, on doit procéder à une classification des données d'entrées et de sorties, utilisons les machines à vecteurs supports pour la modélisation de ça dynamique. Cela s'effectuera en deux étapes; étape d'apprentissage et l'étape d'évaluation et validation. Cependant, le groupement des données est fait à partir d'une phase d'apprentissage en utilisant les mesures par l'intermédiaire de techniques de classification de données. Au niveau de la modélisation, à chaque classe correspond théoriquement un fonctionnement homogène du système qui peut se présenter sous la forme d'un modèle linéaire local.

### III.4. Fondement et modélisation de la méthode Support Vector Machine

Parmi les séparateurs des classes tels que pour tous les données  $\gamma_{(x,y)}^f > 1$ , on recherche celui pour lequel  $w$  est minimal et pour le minimiser on doit élargir la taille de la bande  $\pm 1$ . Cela conduit à une nouvelle objectif de minimisation de paramètres  $w$  et  $b$ , de tels façon que [72 et 74]:

$$(W^T X_i) + b = \pm 1 \quad (III.6)$$

sous la contrainte  $\forall i \in [1, p] y_i (\langle w, x_i + b \rangle) \geq 1$ .

Dans le cas des données non linéairement séparable une marge  $M < 1$  est autoriser et la contrainte devient donc :

$$\forall i \in [1, p] y_i (\langle w, x_i + b \rangle) \geq 1 - \xi_i \text{ avec } \xi_i \leq 0 \quad (III.7)$$

Pour résoudre ce problème d'optimisation de la forme duale, d'où la fonction objectif et les contraintes sont strictement convexes. On fait appel à l'optimisation de type Lagrangienne qui incorpore les informations sur la fonction objectif et sur les contraintes, dont le caractère stationnaire peut être utilisé pour déterminer les solutions optimales. Plus précisément, le lagrangien est défini comme étant la somme de la fonction objectif et d'une combinaison linéaire des contraintes dont les coefficients  $\alpha_i \geq 0$  sont appelés multiplicateurs de Lagrange ou encore variables duales donnée par [73]:

$$L(W, b, \alpha) = \frac{\|W\|^2}{2} - \sum_{i=1}^m \alpha (y_i \cdot ((W^T X_i) + b) - 1) \quad (III.8)$$

Dans cette équation de lagrangien, il faut le minimiser par rapport aux variables primaires  $W$ ,  $b$  et de le maximiser par rapport aux variables duales  $\alpha_i$ , la dérivée du lagrangien par rapport aux variables primaires doit s'annuler :

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial W}(W, b, \alpha) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b}(W, b, \alpha) = 0 \end{cases} \quad (III.9)$$

A partir de la première équation, on obtient :

$$\left\{ \begin{array}{l} W = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i \\ \text{and} \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (\text{III.10})$$

La théorème de représentation est bien vérifiée, selon lequel le vecteur paramètres  $W$  de la fonction optimisant le critère régularisé est combinaison linéaire impliquant les exemples d'apprentissage  $x_1, \dots, x_m$ . Plus précisément, il est montré que seuls les points qui sont sur les hyperplans frontière de l'équation (III.6). La solution correspondant à l'hyperplan optimal peut alors être écrit sous la forme de maximiser lagrangien :

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \quad (\text{III.11})$$

Avec:

$$\alpha_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{III.12})$$

L'équation de l'hyperplan séparateur dans le nouvel espace devient :

$$f(x) = \langle W, X \rangle + b = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \langle x_i, x_j \rangle + b \quad (\text{III.13})$$

Le principe consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes différentes) non linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension de caractéristiques de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables avec une transformation qui sera réalisée via une fonction noyau, comme il est montré sur la Figure III.2. Il suffit d'utiliser les changements suivants:

$$\left\{ \begin{array}{l} L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K \langle x_i, x_j \rangle \\ \text{and} \\ f(x) = \langle W, X \rangle + b = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K \langle x_i, x_j \rangle + b \end{array} \right. \quad (\text{III.14})$$

Où, le noyau gaussien  $K \langle x_i, X \rangle = \exp\left(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2\right)$  avec la constante de normalisation, ce noyau gaussien est un noyau normalisé, c'est-à-dire que son entier sur son domaine complet est l'unité pour chaque " $\sigma$ ". La fonction noyau de *kernel*  $K$  a deux propriétés mathématiques intéressantes, pouvant

être utilisée dans le processus de modélisation; premièrement, elle est définie positive, autrement dit, étant donné un nombre arbitraire de points  $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)} \in \mathfrak{R}^p$ , la matrice  $K$  de dimensions  $m \times m$  telle que :

$$K_{ij} = k(x^{(i)}, x^{(j)}) \text{ est définie positive} \quad (\text{III.15})$$

Duexièmement, quelle que soit la fonction  $h: \mathfrak{R}^p \times \mathfrak{R}^p \rightarrow \mathfrak{R}$ , si  $h$  est définie positive, alors il existe un espace de Hilbert  $H$  et une application  $\psi: \mathfrak{R}^p \rightarrow H$  telle que:

$$h(x, x') = \langle \psi(x), \psi(x') \rangle \quad (\text{III.16})$$

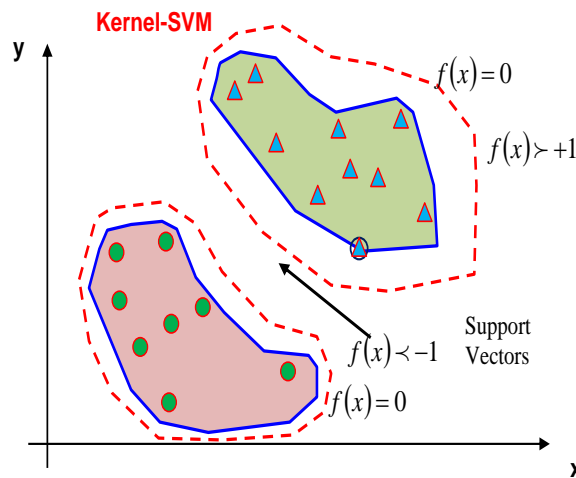


Figure III.2: Using kernel SVM for a non separable case

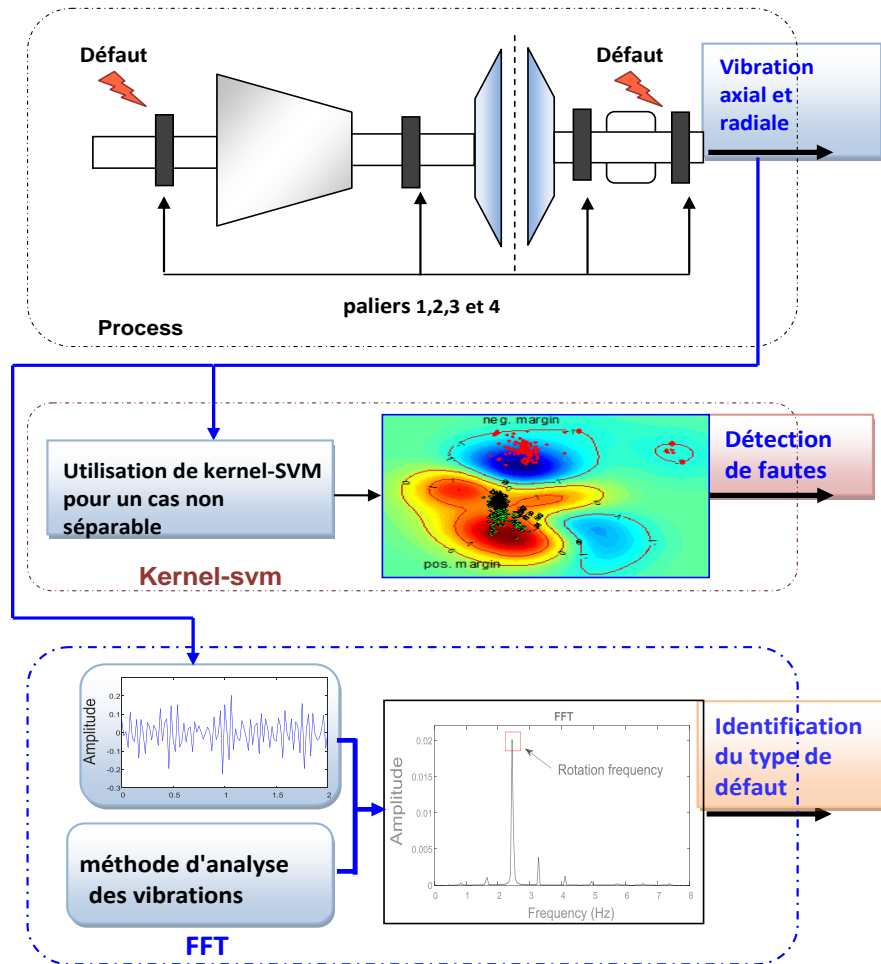
L'objectif de cette projection de données est la détermination des entrées et sorties prépondérantes par rapport au but final de la modélisation de système étudié. La sélection de la structure de données de système, conduit à un problème de régression non linéaire statique, qui est alors approximé par une collection de sous modèles linéaires locaux, la localisation et les paramètres des sous-modèles sont établis en partitionnant les données disponibles en classes, chacune des classes définies une région de données dans laquelle le système peut être approximé localement par un sous modèle linéaire.

### III.5. Diagnostic de vibrations d'une turbine à base Support Vector Machine

La complexité et le comportement dynamique des systèmes à turbine à gaz, augmente la difficulté à obtenir un modèle de dégradation de ce type de machine et d'obtenir le temps nécessaire pour disposer de données et d'utiliser le retour d'expérience. Plusieurs solutions ont été proposées dans la littérature

industrielles, pour palier à ces problèmes de traitement des données incomplètes et leurs utilisations en temps réel. Cette thèse propose une contribution à un thème industriel important en intégrant des outils de Support Vector Machine pour garantir une stratégie de surveillance robuste pour les turbines à gaz. A partir des bases de données et de l'historique d'exploitation d'une turbine à gaz, en exploitant les modules de diagnostic, pour l'identification des défaillances de vibrations affectant cette turbine et de déterminer ses gravités, pour l'élaboration d'une stratégie de surveillance de ces types d'équipements tournants. Cette approche de pronostic est proposée pour modéliser au mieux la dégradation du système de turbine à gaz, afin d'augmenter leurs sûreté et sécurité. Pour ce faire, la construction d'une base de données est obligatoire pour déduire les futures décisions, affectant l'état de fonctionnement de cet équipement industriel. Une fois les données collectées sur le système examiné, un traitement est réalisé, en utilisant le concept de Support Vector Machine, en vue d'extraire des indicateurs de performances pour la turbine à gaz examiné. Cela, permet à proposer une méthode de pronostic utilisant les données en temps réel, cette méthode est basée sur les données d'entrée / sortie de fonctionnement de la turbine à gaz examinée, comme il est montré sur la Figure III.3, conduisant à la modélisation de dégradation causée par les phénomènes vibratoires et de leurs influences sur le comportement de système de turbine à gaz examinée.





**Figure III.3: Stratégie de surveillance de vibrations d'une turbine à base Support Vector Machine**

La complexité de la supervision d'une turbine à gaz réside dans la difficulté d'obtenir un modèle mathématique fiable de la turbine à gaz, cette thèse est orienté dans ce sens pour illustrer et montrer comment, dans une politique de maintenance, les vibrations sont mesurées, traitées, surveillées et servent pour un diagnostic, afin d'apprécier l'état mécanique de la turbine à gaz. En effet, les phénomènes d'instabilité et critiques notamment le fatigue, l'usure sont amplifiés par les phénomènes de vibration des pièces sous contrainte dans les turbines à gaz examinée. La Figure III.4 montre un schéma simplifié de fonctionnement de la turbine à gaz examinée.

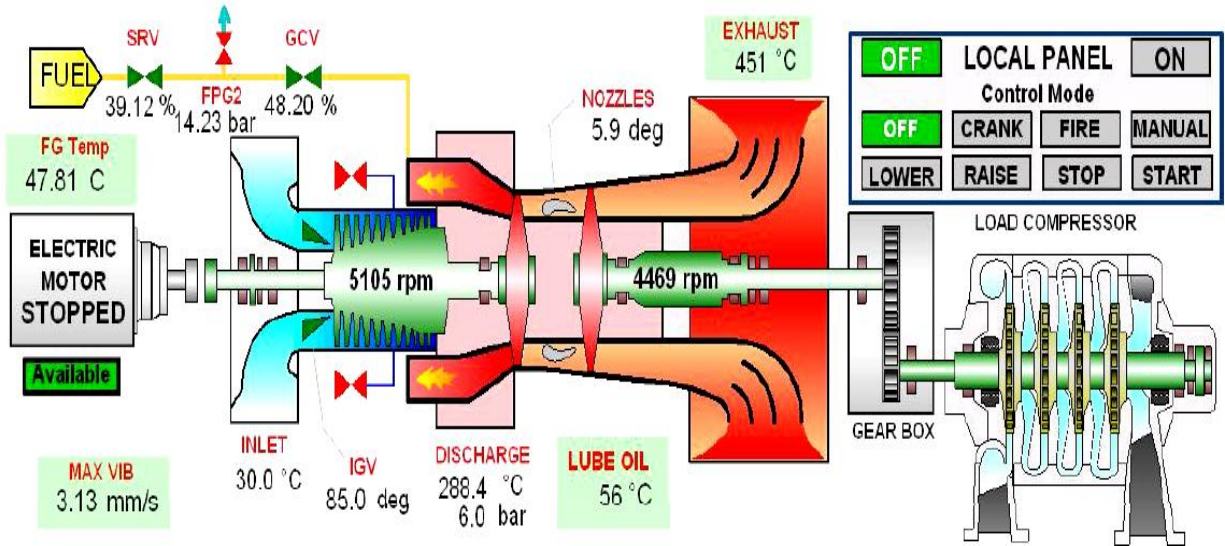


Figure III.4: Principe de fonctionnement de turbine à gaz examinée GE MS5002

L'analyse des données de vibrations dans turbines à gaz est utilisée pour collecter les données et de faire les différents traitements et ses mises à l'échelle. Pour notre application, nous considérons les positions radiales des capteurs de vibrations de la turbine examinée, représentées sur la Figure III.5.

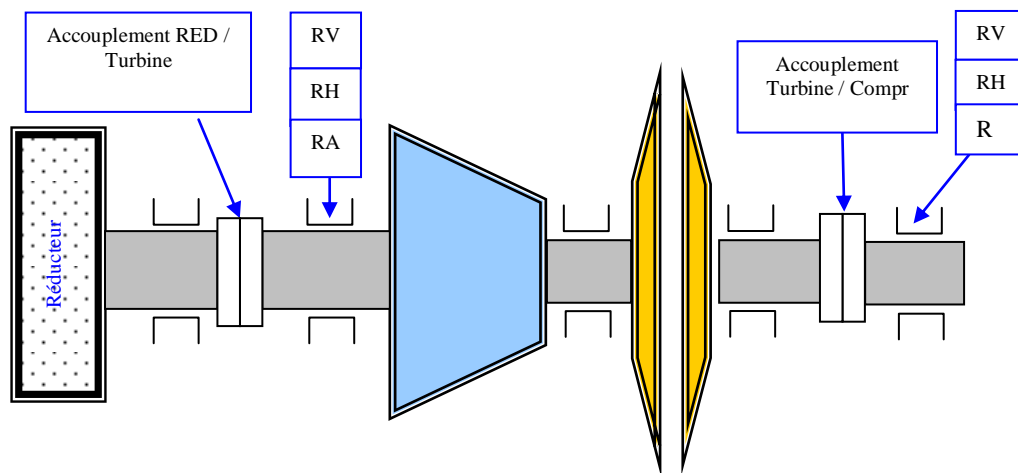
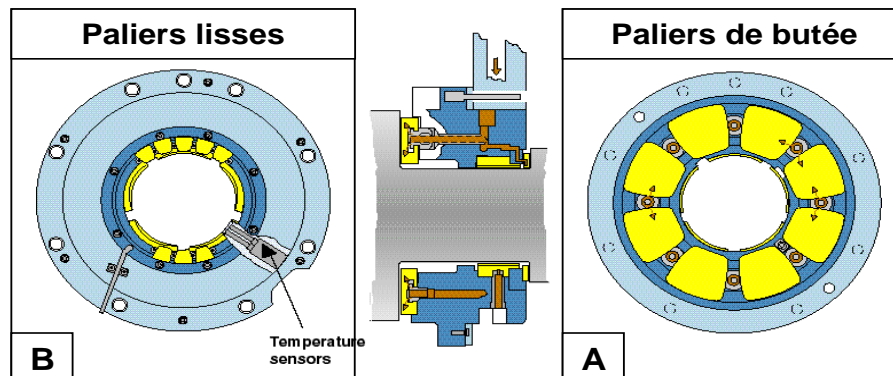


Figure III.5: Position de capteurs sur le système turbine à gaz examinée

Le rotor de la turbine examinée est soutenus par des paliers de butée et par des paliers lisses, le premier et le deuxième palier (1 et 2) se trouvent dans le générateur de gaz et le troisième et le quatrième paliers (3 et 4) se situent dans la turbine de puissance. Les logements des paliers N°1 et 4 contiennent à la fois un palier lisse et un palier de butée. Tous les logements de palier sont dotés de capteurs de vibrations, comme il est montré sur la Figure III.6.



**Figure III.6: Différent paliers au niveaux de la turbine à gaz examinée**

La procédure de détection de vibration a pour objectif de déterminer l'apparition et l'instant d'occurrence d'un défaut. Pour cela, la technique la plus courante dans les systèmes de diagnostic à base de modèle est la détermination de résidus, ses résidus sont obtenus en comparant le comportement du modèle du système à celui du système réel. Les résidus sont représentatifs des écarts entre le comportement observé du système et le comportement de référence attendu lorsque le système fonctionne normalement. Généralement sont à moyenne nulle et ont une variance déterminée en l'absence de défauts de fonctionnement. Un moyen générique de construire un résidu est d'estimer le vecteur de sortie  $y(.)$  du système. L'estimé  $\hat{y}(.)$  est alors soustrait du signal de sortie  $y(.)$  afin de former le vecteur de résidus  $r(.)$  suivant :

$$r(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (\text{III.17})$$

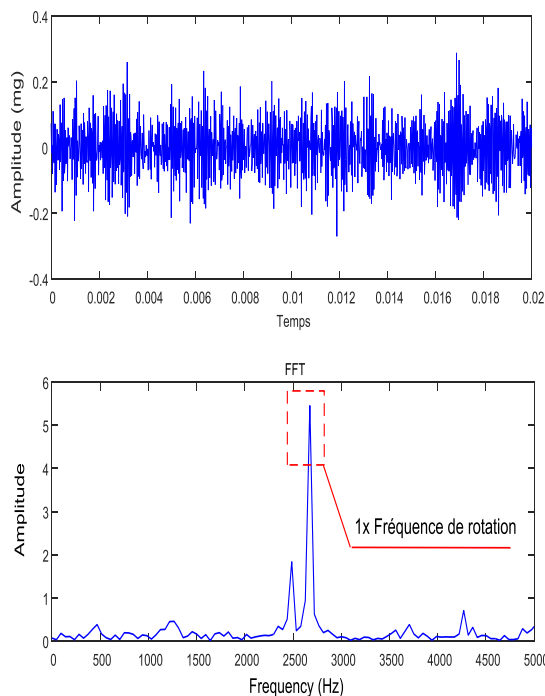
En présence de défauts, le signal  $r(.)$  ainsi formé s'écartera notablement de la valeur zéro et sera identique à zéro lorsque le système fonctionne normalement. Mais, dans la pratique, le résidu n'a pas exactement une valeur nulle en l'absence de défauts, car, lors de la phase de modélisation, plusieurs hypothèses simplificatrices sont introduites conduisant à un modèle qui ne reflète pas fidèlement le système réel. Cette méthode de détection élémentaire consiste à comparer la valeur du résidu à un seuil prédéfini  $\varepsilon$  (fonction des erreurs de modélisation). Une alarme est déclenchée à chaque franchissement de ce seuil :

$$\begin{cases} r(k) \leq \varepsilon \Leftrightarrow d(k) = 0 \\ r(k) > \varepsilon \Leftrightarrow d(k) \neq 0 \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

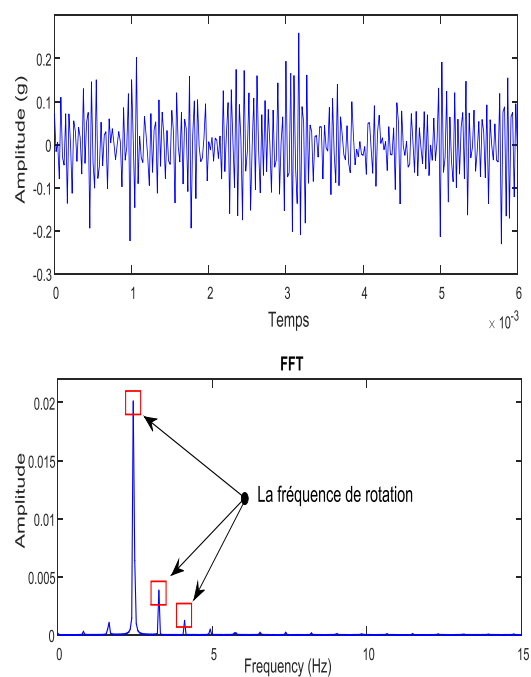
Où  $d(.)$  représente le vecteur des défauts.

Le principe de base consiste à établir le diagnostic à partir de faits mesurés sur le processus et de faits modélisés de la turbine à gaz. Cependant, pendant le fonctionnement de turbine à gaz, le système de supervision des vibrations est prévu pour assurer la surveillance de la turbine et se base sur la vérification de limites (seuils) des variables mesurables telles que : la pression, la température et la vitesse de rotation. Si cette valeur dépasse la zone de tolérance de ces variables, une alarme est déclenchée par le système de surveillance, permet ensuite à l'opérateur de cerner le défaut et de le localiser, afin de prendre les mesures nécessaires pour la protection de cette machine tournante et de l'établir à l'état de fonctionnement normal.

Dans le cas de sollicitations multiples et de défauts balourd, comme il est montré sur la Figure III.7, est exposé une poussée massive du rotor lors du fonctionnement à haute vitesse, à la fréquence de 2667 Hz ce traduisant par la présence d'un balourd mesuré sur une vitesse de rotation 5850 tr/min. Et la Figure III.8 montre l'apparition d'un balourd associé à un jeu de palier qui dépasse le seuil de danger à une fréquence caractéristique  $\approx 2.5$  Hz qui concorde à la vitesse de rotation de l'arbre.



**Figure III.7: Apparence de défaut de balourd dans la turbine à gaz examinée**



**Figure III.8: Apparence de défaut de balourd avec jeu de palier dans la turbine à gaz examinée**

L'analyse basée sur la méthode Support Vector Machine (SVM) permet de mieux gérer les défaillances causées par les vibrations, en détectant les défauts à un stade précoce, avant qu'ils ne deviennent critiques. En effet, si une variable mesurée dépasse la zone de tolérance, le système de surveillance déclenche des alarmes pour que l'opérateur procède à identifier le défaut en question afin de réagir immédiatement par les actions requises, sur les variables contrôlées par le changement de la dynamique avec les points de fonctionnement de la turbine examinée.

### **III.6. Investigation et résultats d'applications**

Pour évaluer et valider l'efficacité de la méthode des machines à vecteur support pour la surveillance des vibrations appliquée à une turbine à gaz GE MS 5002 pour le diagnostic de leurs défauts de fonctionnement. Dans cette section des comparaisons des résultats obtenus par les modèles SVM et la transformée de Fourier rapide FFT est présentée. Premièrement, l'analyse du comportement dynamique de vibrations de la turbine à gaz MS 5002 qui tourne à grande vitesse de l'ordre de 4469 tours /minute et supportée par des paliers est présentée. Ensuite, pour valeur la capacité de l'approche SVM proposée, plusieurs défauts sont introduits à différentes phases de fonctionnement de la turbine à gaz examinée, sur une large période de temps (609 jours). Les résultats sont présentés sous forme de Champs de mouvement et direction de plan (XY) de différents paliers avec les réponses de détection de défaut de vibration par la méthode Kernel-SVM proposée comme il est montrée sur la Figure III.3 . Aussi, pour plus de validité des résultats de comparaison entre la méthode SVM et la transformé de est présenté dans cette section. Des tests de validations ont été appliquée sur les paliers N°1 et 4 de la turbine examinée, comme il est montré sur la Figure III.9.

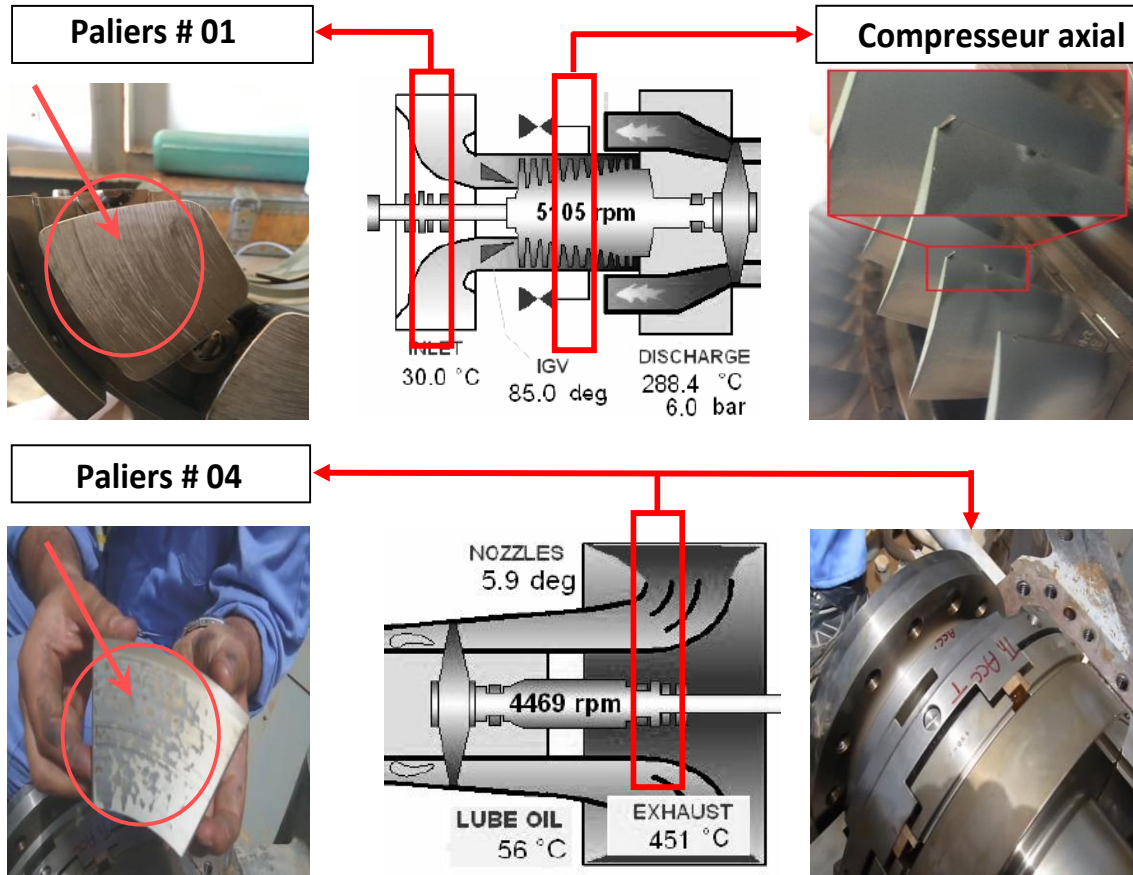
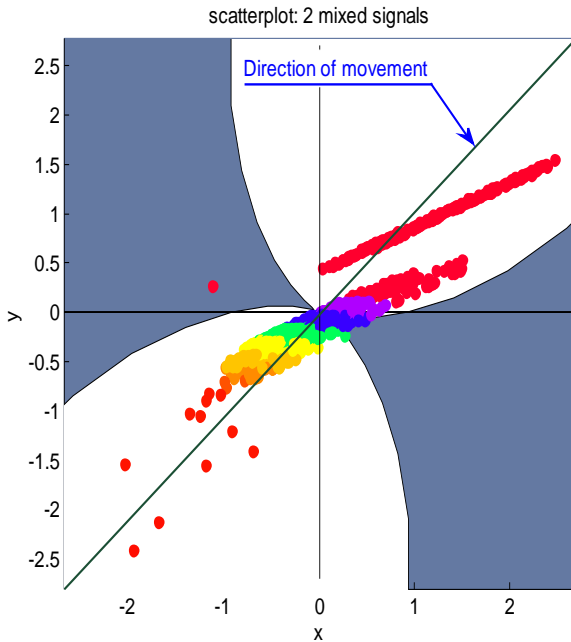
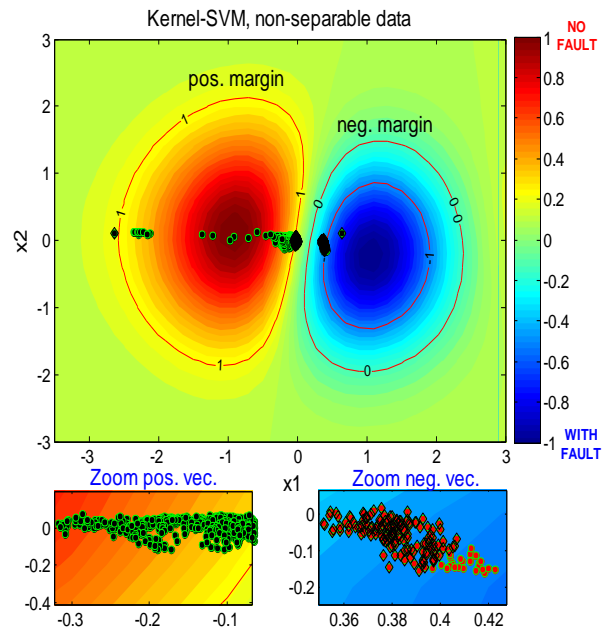


Figure III.9: Paliers N° 1 et 4 de de la turbine à gaz examinée

La Figure III.10 présente le test de champs de mouvement et sa direction sur l'horizon de prédiction (XY) de palier N° 01 perpendiculaire à l'axe du rotor de la turbine examinée pour observer le mouvement radial de l'arbre de rotation, dans lequel les données de mesures ont été recueillies par les capteurs de proximité, sans contact sont montés à 45 degrés à gauche (Y) et à droite de 45 degrés (X), cette représentation contient une des valeurs réelles de classes de données non linéairement séparable. La Figure III.11 montre les différents tests de détection Kernel SVM de défaillance appliqués sur le palier N° 01, ces tests montrent une très bonne capacité de classifier et distinguer les différentes régions des défauts de vibrations.

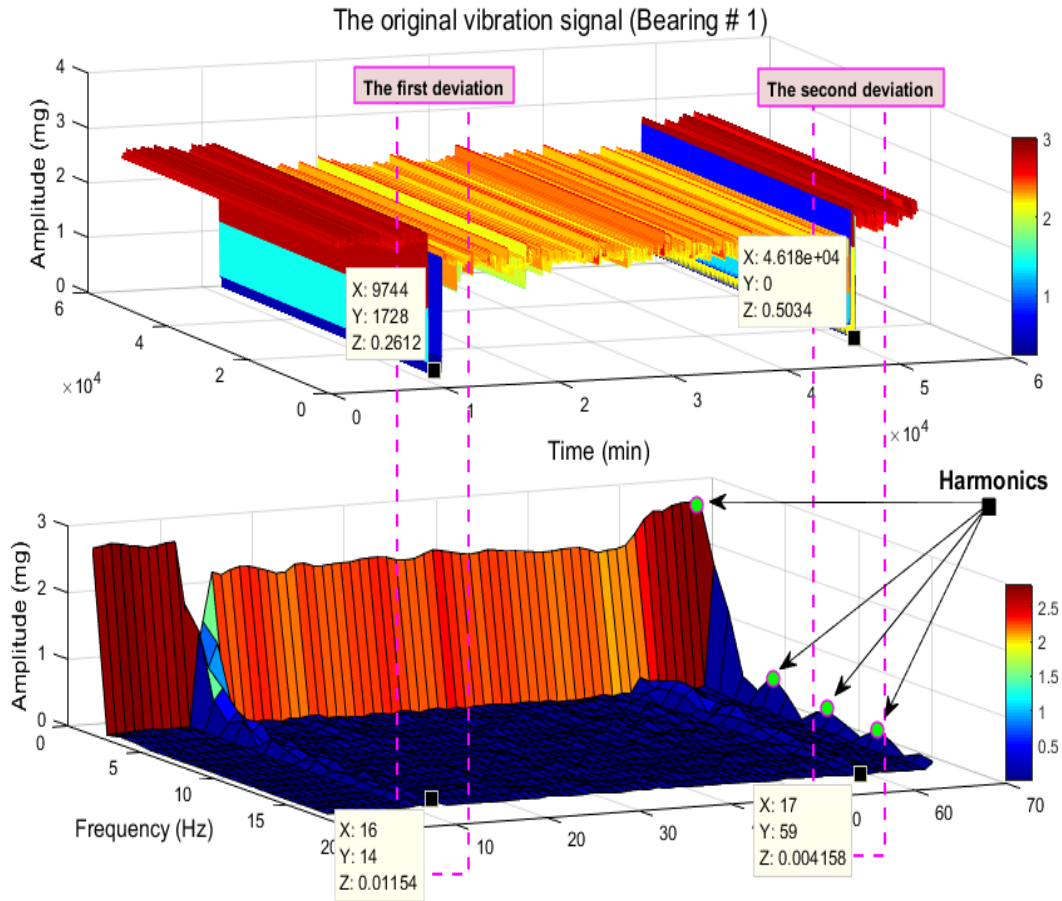


**Figure III.10: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 1**



**Figure III.11: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 1**

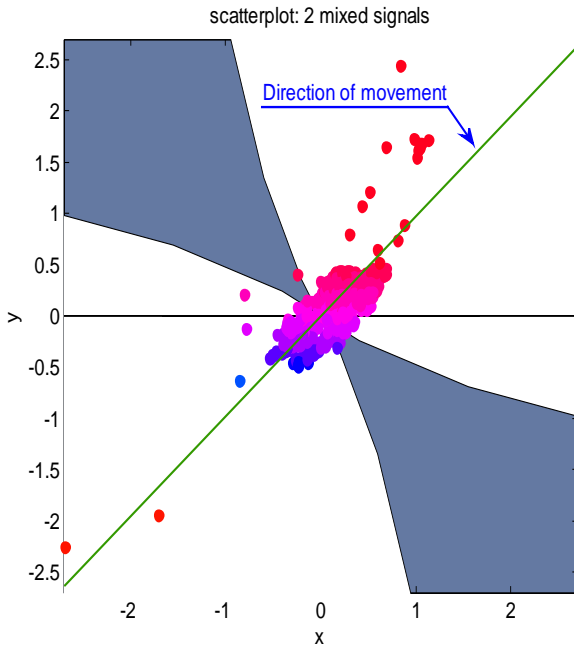
Les résultats obtenus par l'algorithme SVM montrent un renforcement du classificateur pour la détection des régions de vibrations sur le palier N° 01, et cela est dû à la robustesse et à l'efficacité de la méthode SVM. L'avantage de l'algorithme SVM est sa capacité de réaliser des taux de classification et de minimisation très importants avec un traitement des données a grandes dimensions. Cela est bien présenté sur la Figure III.12, d'où sur cette le spectre du palier 1 (fréquence, accélération (mg)) à la direction verticale présente un pic très important qui dépasse le seuil de danger à une fréquence caractéristique  $\approx 3.5$  Hz. Cela est traduit l'apparition d'un balourd d'origine thermique associé à un jeu de palier. La comparaison de la Figure III.12, entre les résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations de palier N°01 et les résultats obtenus par l'analyse de FFT représentant un autre indice de performance de l'algorithme Kernel-SVM.



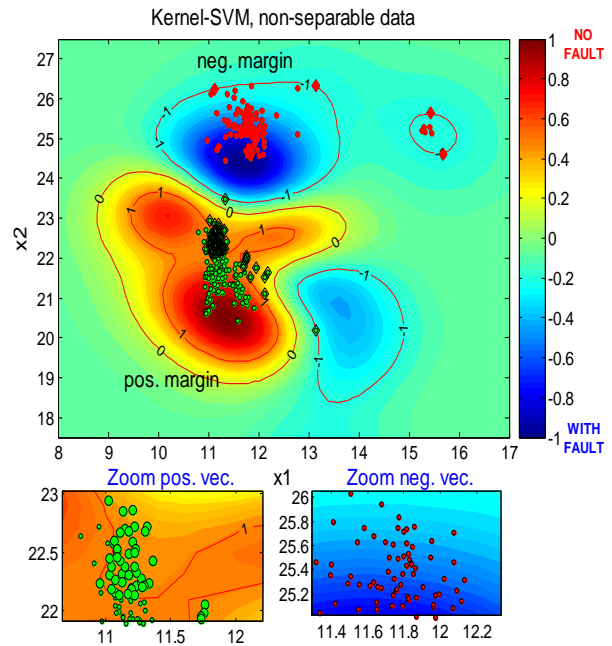
**Figure III.12: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 1**

La Figure III.13 présente suivante montre la répartition de données de test de champs de mouvement et sa direction sur l'horizon de prédiction de palier N° 04 de la turbine examinée, il apparaît bien que la concentration de données est affectée par non seulement par les bruits de mesures, mais aussi par des défauts de vibration ainsi que d'autres défauts (défauts multiples). La Figure III.14, montre les résultats de tests de détection Kernel SVM de défaillance appliqués sur le palier N° 04, ces tests traduisent bien l'amélioration de la qualité des prédictions de détections lors de l'utilisation de la détection Kernel SVM dans le cas de défauts multiples, de façon très significative pour les grands horizons de prédiction qui est le cas présenté dans les turbines à gaz.





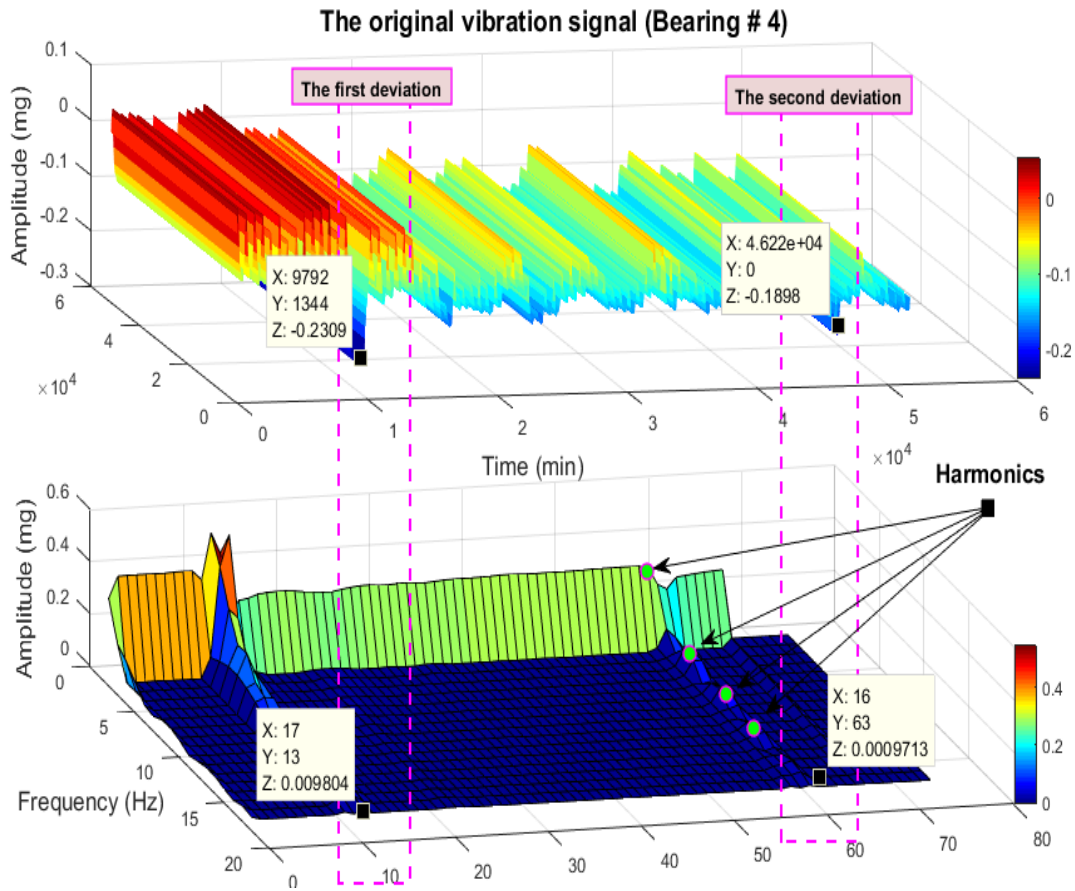
**Figure III.13: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 4**



**Figure III.14: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 4**

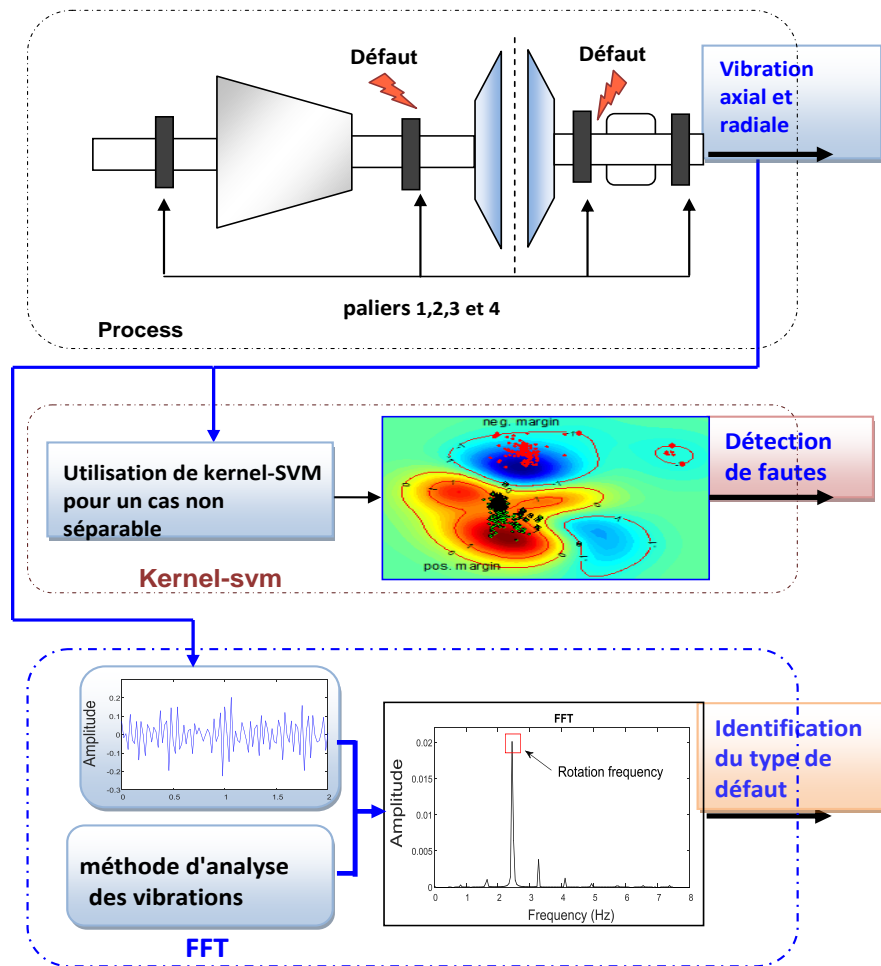
Les résultats obtenus par cette approche montre que le système hybride Kernel-SVM a de meilleures performances, ce qui confirme que l'analyse et les classifications obtenues; Zone de défauts de vibration en rouge et zone sans défauts en bleu, en utilisant l'ensemble des paramètres et données de mesures de détection de défaillance sur le palier N° 04 de la turbine examinée.

Les résultats présentés sur la Figure III.15 sont obtenus par la génération résidu filtrée à plusieurs défauts, rappelant que la courbe rouge définit l'état d'apparition de phénomène de vibration de palier N° 04, elle prend la valeur proche de zéro dans l'état normal de palier ou une valeur différente à zéro (hors de seuil de détection) dans le cas d'un défaut. Ici, les tests de détection Kernel SVM de défaillance donnent des résultats plus prometteurs et satisfaisants. Ces tests permettent d'extraits, sur la globalité de données de fonctionnement de la turbine examinée, les informations nécessaires à la surveillance de cette machine tournante pour compenser le problème induit par la présence de défauts multiples sur cette machine.



**Figure III.15: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 4**

Les résultats de détection ont montré la puissance donnée par l'algorithme de détection Kernel SVM de défaillance traduite par la détection de balourd d'origine thermique associée à un jeu de palier dans les paliers N° 1 et 4 de la turbine examinée avec un taux d'erreur en prédiction négligeable avec une projection du seuil de détection SVM acceptable.



**Figure III.16: Stratégie de surveillance de vibrations d'une turbine à base Support Vector Machine et FFT des paliers N° 2 et 3**

D'autres tests ont été effectués sur les paliers N° 2 et 3 comme il est montrée sur la Figure III.16 qui présent des défaillances de type fissures et des brûlures sur les ailettes de ces paliers, comme il est montré sur la Figure III.16 suivante, pour rajouter d'autres types de défauts affectant la turbine à gaz examinée et représentée d'autres indices de performance et améliorée l'approche de détection Kernel SVM.

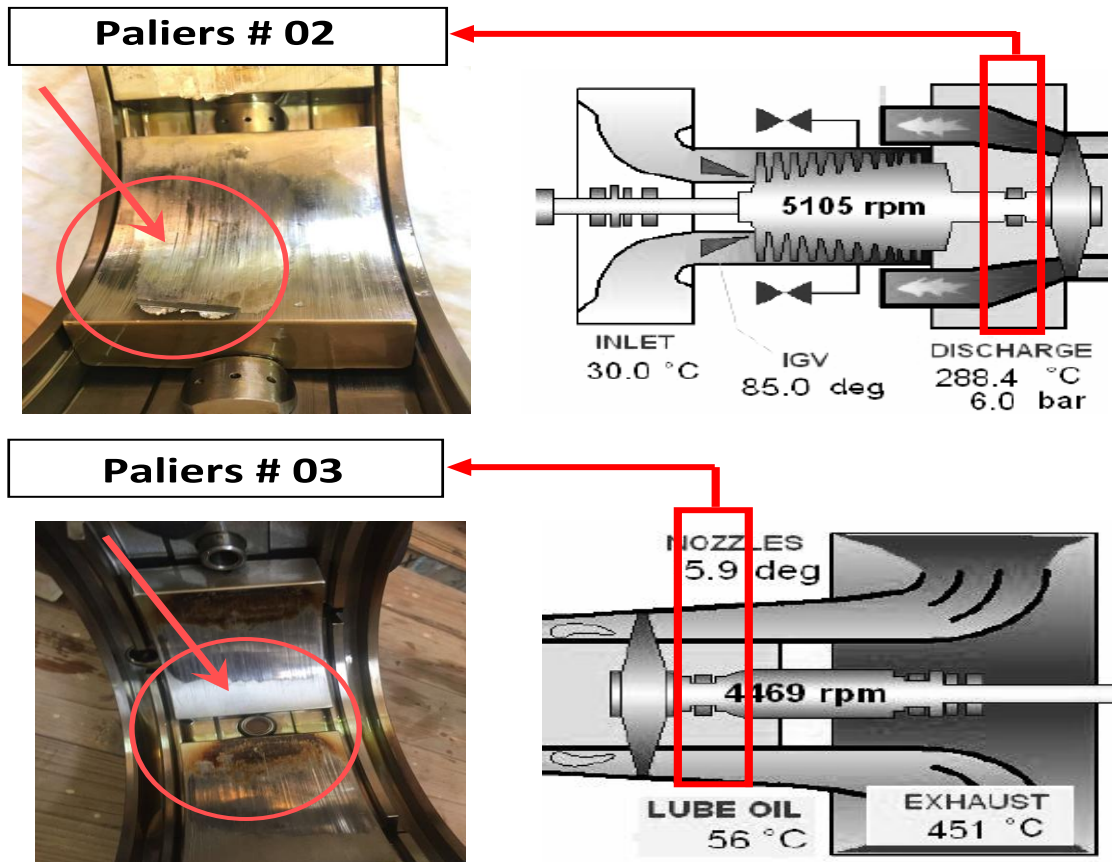


Figure III.17: Paliers N° 2 et 3 de la turbine à gaz examinée

Dans les Figures III.18 et III.21, l'hyperplan pointé en rouge représente l'hyperplan de marge maximale qui donne le champ de mouvement radial de l'arbre dans les paliers 2 et 3, avec d'autres points en d'autres couleurs à l'intérieur de la marge de détection. On remarque que le nombre des points en rouge écarté augmente avec l'apparition de défaut de vibration, d'où les données utilisées dans ces tests sont recueillies à partir des capteurs de vitesse montés sur le boîtier de la machine dans un plan (XY) perpendiculaire à l'axe du rotor de la machine examinée.

Malgré la complexité de l'interférence entre les classes de données utilisées, la méthode de détection Kernel SVM a pu détecter les vecteurs supports qui se trouvent aux frontières de séparation entre les différentes classes, comme il est montré sur les Figures III.19 et III.22, et qui ont suffi pour les séparer en zone bleue de fonctionnement normal, zone jaune de limite de fonctionnement normal et zone en rouge de fonctionnement en défaillances. En effet, si on augmente le nombre des classes à plusieurs zones de fonctionnement on peut augmenter le taux de détection de défaillance, n qui les couvrent par rapport à la classe opposée et ainsi on augmente leur chance d'être écartés et isolés.

Comme on peut le constater sur les Figures III.20 et III.23, traduit par l'apparition d'un balourd d'origine mécanique associée à un jeu de paliers sur les palier 2 et 3 de la turbine examinée. Ces résultats de résidu filtré dans laquelle ce résidu varie peu, ce qui assure une bonne stabilité de l'erreur de prédiction avec un résidu non critique.

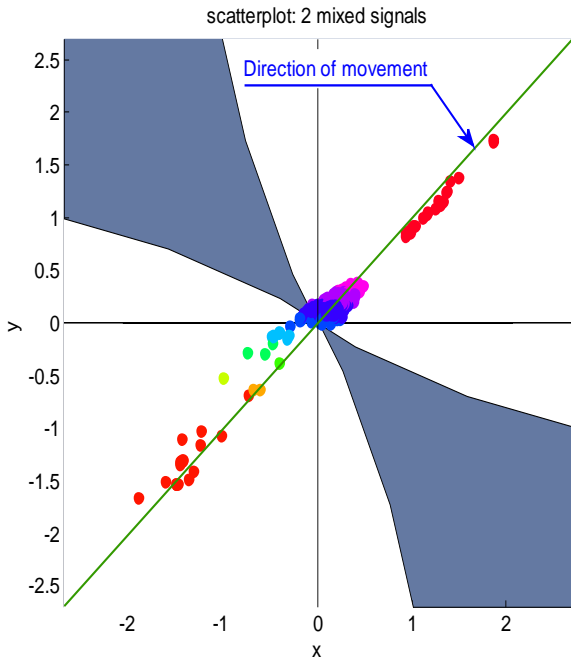


Figure III.18: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 2

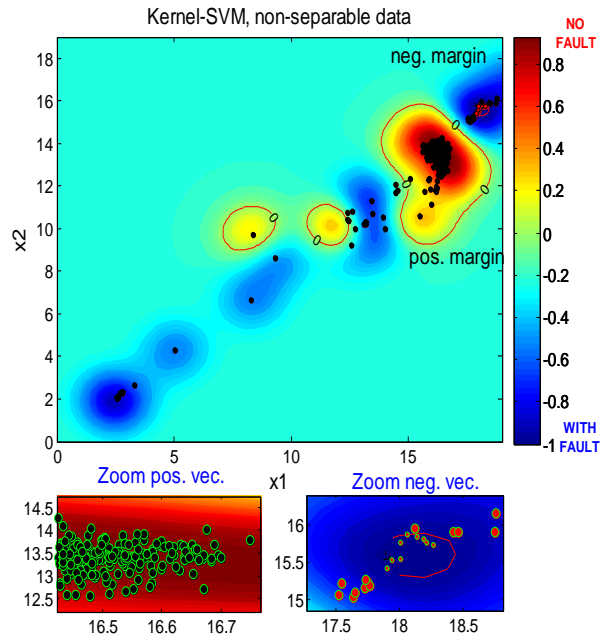


Figure III.19: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 2

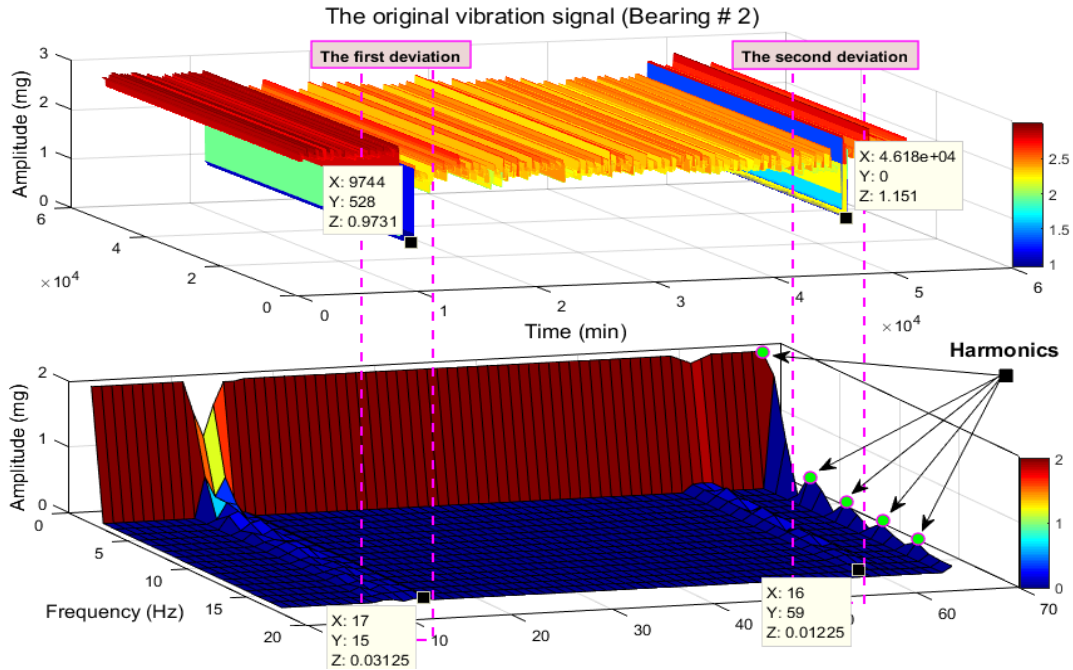


Figure III.20: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 2

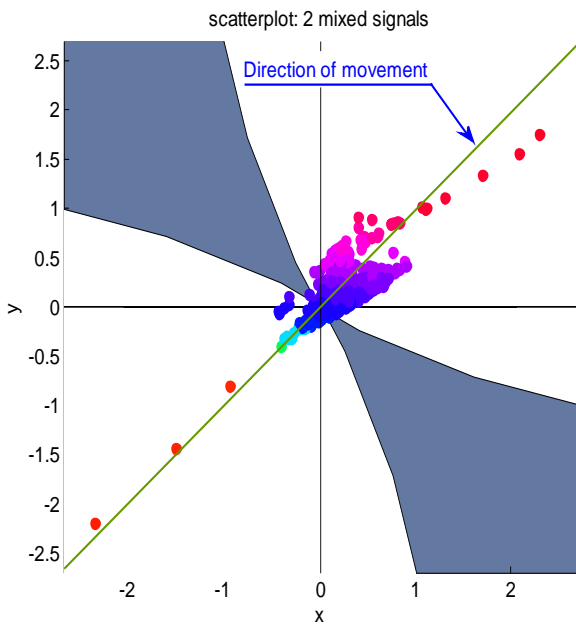


Figure III.21: Champs de mouvement et direction de plan (XY) de palier N° 3

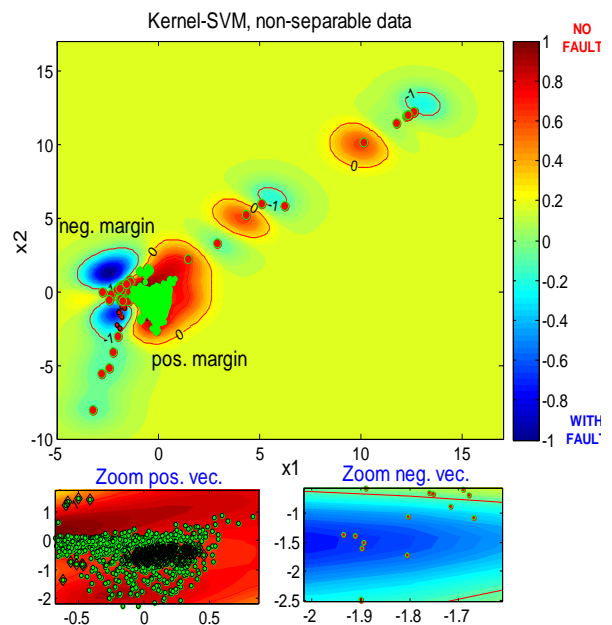
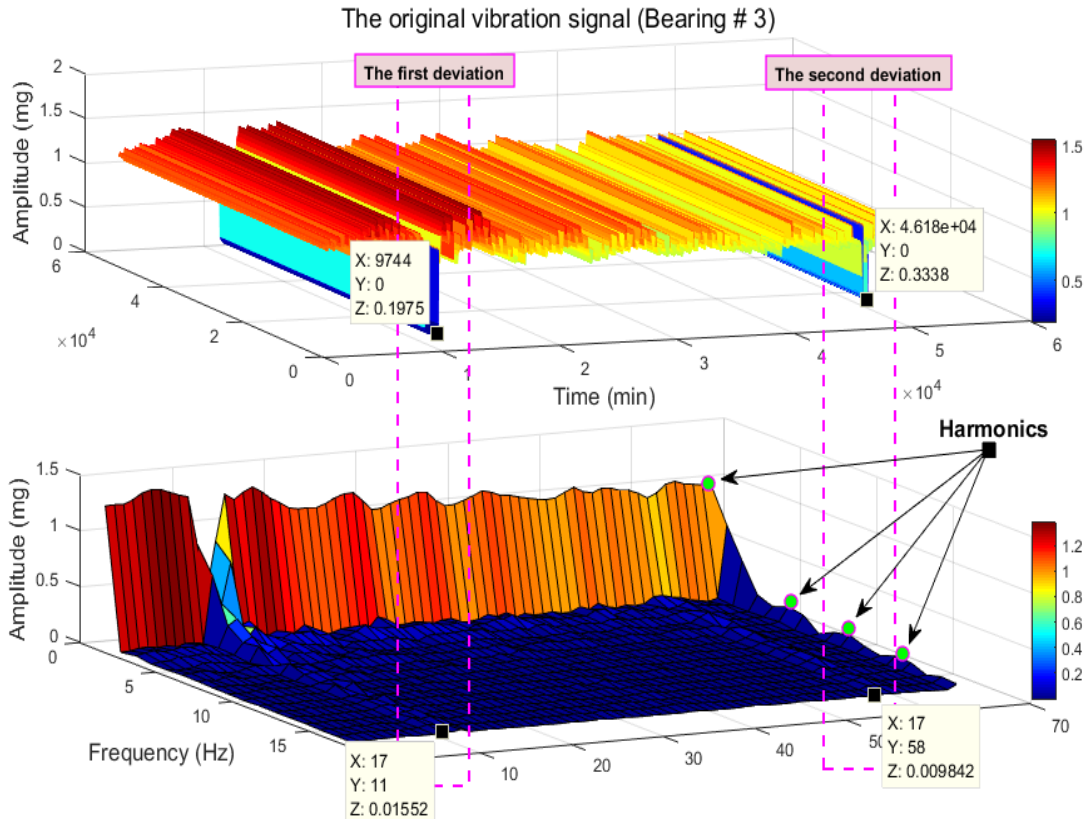


Figure III.22: Détection de défaut de vibration par Kernel-SVM méthode sur le de palier N° 3



**Figure III.23: Comparaison des résultats obtenus par la détection Kernel-SVM de vibrations et FFT de palier N° 3**

### III.7. Conclusion

Le système de surveillance de l'état de vibration d'une turbine à gaz basé sur Kernel-SVM a été amélioré et expérimenté. Cette technique de diagnostic utilisant l'approche Kernel-SVM pour la surveillance des machines tournantes a été présentée, afin de détecter les problèmes de vibrations des turbines à gaz. En effet, les résultats montrent que les systèmes de détection de vibration utilisant les techniques SVM avec noyau sont largement meilleurs que les résultats obtenus par le système de référence FFT. Le noyau utilisé dans cette thèse est le noyau gaussien qui est le mieux approprié à manipuler avec les données réelles d'exploitation de la turbine examinée incluant des bruits et des perturbations. Le système SVM utilise l'hyperplan optimal, pour calculer une frontière entre les différentes zones de fonctionnement de la turbine étudiée est implémenter, afin de détecter le défaut le plus rapidement possible tout en évitant au maximum les fausses alarmes, en projetant les données dans l'espace de caractéristiques en utilisant des fonctions non linéaires sur les modèles de données de la turbine à gaz examinée.

# CHAPITRE IV

## PRISE DE DECISION POUR UN DIAGNOSTIC BASEE SUR LE CONCEPT DE LA LOGIQUE FLOUE

---

Dans l'industrie moderne de transport par canalisations de pétrole brut, la prise de décision en maintenance pour la disponibilité fonctionnelle des équipements à une influence essentielle sur la rentabilité de ces installations pétrolières. Dans cette optique, cette thèse à pour objectif d'augmenter la capacité de surveillance du comportement d'une turbine à gaz de type TORNADO, installée à une station de pompage de pétrole brut à Hassi R'Mel, sud de l'Algérie, avec la modélisation des actions de dégradation de cette machine pour prendre les décisions efficaces de leur maintenance. Le processus d'aide à la décision de maintenance proposé dans cette thèse est basé sur le concept de la logique floue, permet d'aider l'opérateur de maintenance à choisir les actions de maintenance les plus adaptées en fonction de disponibilité, de productivité et de qualité du pétrole transporté. Cela, permet de minimiser les coûts et l'impact environnemental, en assurant un niveau optimal de transport du pétrole, pour la surveillance de défaillances des composants de turbine examinée avec une stratégie de maintenance soutenable et rentable.



#### IV.1. Introduction

Lors de l'exploitation du système de production industriel, le processus de maintenance assure la gestion puis l'exécution des interventions nécessaires au maintien en conditions opérationnelles du système. Concrètement, la maintenance utilise en permanence les indicateurs de performance du système de production (sûreté de fonctionnement, productivité, disponibilité, qualité des produits, sécurité...), avec rétroaction de corrections. Cette thèse, propose l'application d'une stratégie d'aide à la décision à base de logique floue en maintenance d'une turbine à gaz de type TORNADO, installée à une station de transport par canalisations de pétrole brut à Hassi R'Mel, sud de l'Algérie. Afin de valider cette méthode et d'assurer une disponibilité fonctionnelle du système examiné et assurer une fonction logistique permettant d'organiser et de réaliser toute les précautions pour éviter les défaillances imprévues, les avantages de techniques de logique floue seront utilisées pour déterminer les actions pour la mise en oeuvre d'une stratégie de maintenance prévisionnelle des systèmes examinés.

Cette thèse propose de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz TORNADO, basée sur le concept floues à partir de données expérimentales pour approximer les actions de maintenances en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme de règles et variables linguistiques. Cela, conduit à proposer une approche de modélisation basée sur les données en temps réel pour la maintenance d'une machine tournante, installé dans la station SP4 de l'oléoduc OZ2 de **34''**. Cette station de pompage SP4 comprenant quatre turbopompes, dont deux normalement en fonction et une de réserve. Les trois pompes en fonction sont en série, pour donner au fluide pompé la hauteur différentielle nécessaire pour transporté le pétrole brut de terminal départ HAOUUD EL HAMRA au terminal arrivé ARZEW avec une capacité de transport de pétrole brut 34 MTA (million de tonnes / An).

Cette thèse propose d'intégrer les outils de l'intelligence artificielle basée sur la logique floue[76,77], afin de garantir la supervision des turbines à gaz. Le principal intérêt de l'approche proposée à base de la logique floue, est de permettre l'amélioration du système de supervision d'un système de turbine à gaz, ce dernier est composé par des organes sensibles à des défauts accidentels. Les conséquences de ces défauts sur le fonctionnement des installations, peuvent être critiques et l'on conçoit alors l'intérêt de développer des méthodes pour la prise de décision en maintenance pour la disponibilité fonctionnelle de la turbine à gaz examinée en fournissant des indicateurs d'alerte de dysfonctionnement[78]. Car, lorsqu'un dysfonctionnement survient, le processus de maintenance doit proposer des opérations correctives destinées à garantir simultanément un niveau de performance souhaitables de l'installation, avec une réduction maximale des risques d'apparition d'incidents critiques.

## IV.2. Système d'aide à la décision flou en maintenance de turbine à gaz

Pour acquérir de nouvelles mécanismes d'aide à la décision pour faire le choix des actions de maintenance, la logique floue offre des avantages majeurs pour la prise et l'exécution des décisions. Cette thèse propose l'utilisation de concept flou pour la prise de décision pendant la surveillance d'une turbine à gaz à partir des données réelles des différents capteurs vibration de cette machine tournante. Cela, s'effectue dans le cadre d'analyse et d'identification des indicateurs de vibration d'un système de turbine à gaz, afin d'éviter la détérioration de leurs performances, approuvé par des tests de robustes basé sur une approche floue[79].

Le système d'aide à la décision flou permet à partir des données la turbine à gaz d'obtenir l'information sur les états du système, qui sera utile pour leur surveillance. En effet, l'utilisation de la logique floue a l'avantage d'exprimer les appartenances des données à plusieurs classes, ce qui permet de mieux connaître la situation réelle du système et de prévoir des changements vers des états de défaillance. Le système d'aide à la décision générer par les relations des règles flous est montrés sur la Figure IV.1. Toutefois, en assurant leurs performances, qui sont fortement liées aux états fonctionnels lors de l'implantation de cette stratégie de maintenance[79].

Dans cette Figure IV.1, pour prendre une décision de maintenance, il faut avoir les mesures de vibration de la turbine dans la première phase de fuzzification, ces mesures permettra de réviser la stratégie pour orienter la décision et ainsi d'agir ou de prendre la décision de maintenance dans la phase de défuzzification, après leurs traitement dans la phase de raisonnement flou.

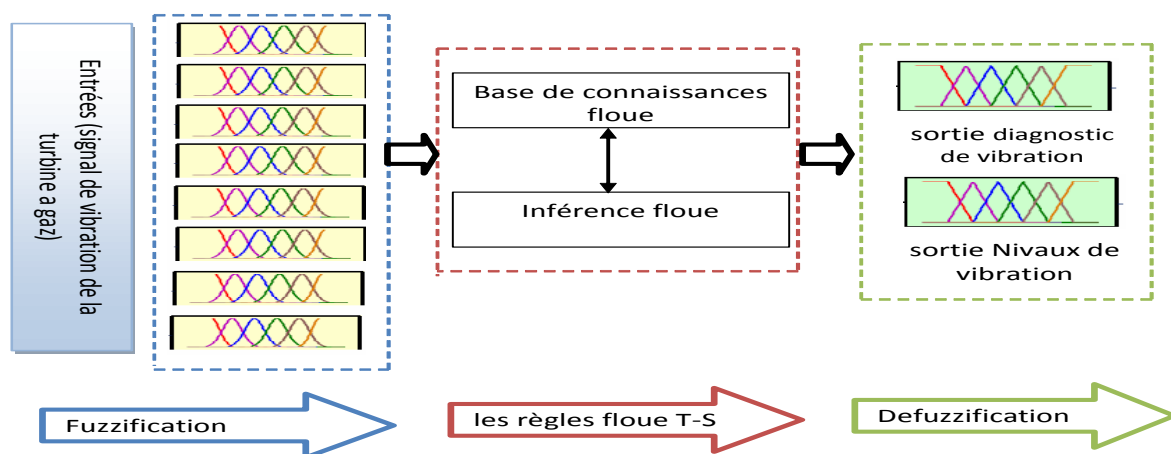


Figure IV.1: Système d'aide à la décision flou proposé

Le système d'aide à la décision flou proposé est basée sur le système d'inférence flou pour but de transformer les données d'entrée en données de sortie à partir de l'évaluation d'un ensemble des règles. En effet, la fuzzification assure la transformation des grandeurs d'entrées, mesures de données de vibration de la turbine à gaz, en valeurs linguistiques qui peuvent être traitées, ensuite, par le mécanisme d'inférence grâce aux fonctions d'appartenances des valeurs linguistiques concernées par les valeurs réelles de vibration de turbine à gaz examinée[77].

Pour modéliser le niveau de vibration de la turbine avec des variables linguistiques (variable floue), comme il est montré sur la Figure IV.2 [79], (Faible, Moyen et Haut) sont des variables dont les valeurs appartiennent à des ensembles flous. Ainsi que une variable floue peut prendre simultanément plusieurs valeurs linguistiques. La variable linguistique peut être représentée par un triplet  $(x, T(x), U)$ , dans lequel  $x$  est le nom de la variable linguistique,  $T(x)$  l'ensemble des noms des valeurs linguistiques de  $x$  et  $U$  l'ensemble de référence (univers de discours).

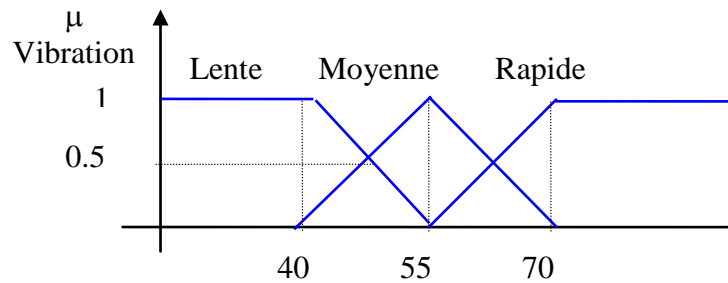


Figure IV.2 : Représentation floue de la variable vitesse

Soit  $X$ , un ensemble dénombrable ou non. Un sous-ensemble flou  $A$  de  $X$  est caractérisé par sa fonction d'appartenance  $\mu_A$ , telle que:

$$\begin{aligned} \mu_A : X &\rightarrow [0,1] \\ x &\rightarrow \mu_A(x) \end{aligned} \quad (IV.1)$$

Où :  $\mu_A(x)$  représente le degré d'appartenance de  $x$  à l'ensemble flou  $A$ .

A partir de ces niveaux de vibration peuvent être structurées les fonctions d'appartenances du système flou.

- Faible à des niveaux de vibrations qui varient dans l'intervalle  $[0,65-6,11] \mu\text{m}$  ;
- Moyen pour l'intervalle  $[6,11-35,4] \mu\text{m}$  ;

- Haut et pour des valeurs supérieures à [15,4-150] μm.

La création du système d'aide à la décision suppose la définition de variables floues ainsi que la détermination des ensembles floues correspondants, un ensemble flou A défini sur l'univers de discours X est noté :

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} = \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \dots + \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} \quad \text{Dans le cas discret}$$

$$A = \int \mu_A(x) / x \quad \text{Dans le cas continu} \quad (IV.2)$$

Pour modéliser le comportement de la turbine à gaz examinée et établir les stratégies de maintenance propre à cette turbine, les variables de vibration d'entrée du système flou sont présentés dans les tableau IV.1, avec la sortie de système floue proposée sera l'action de maintenance à faire sur la turbine à gaz examinée.

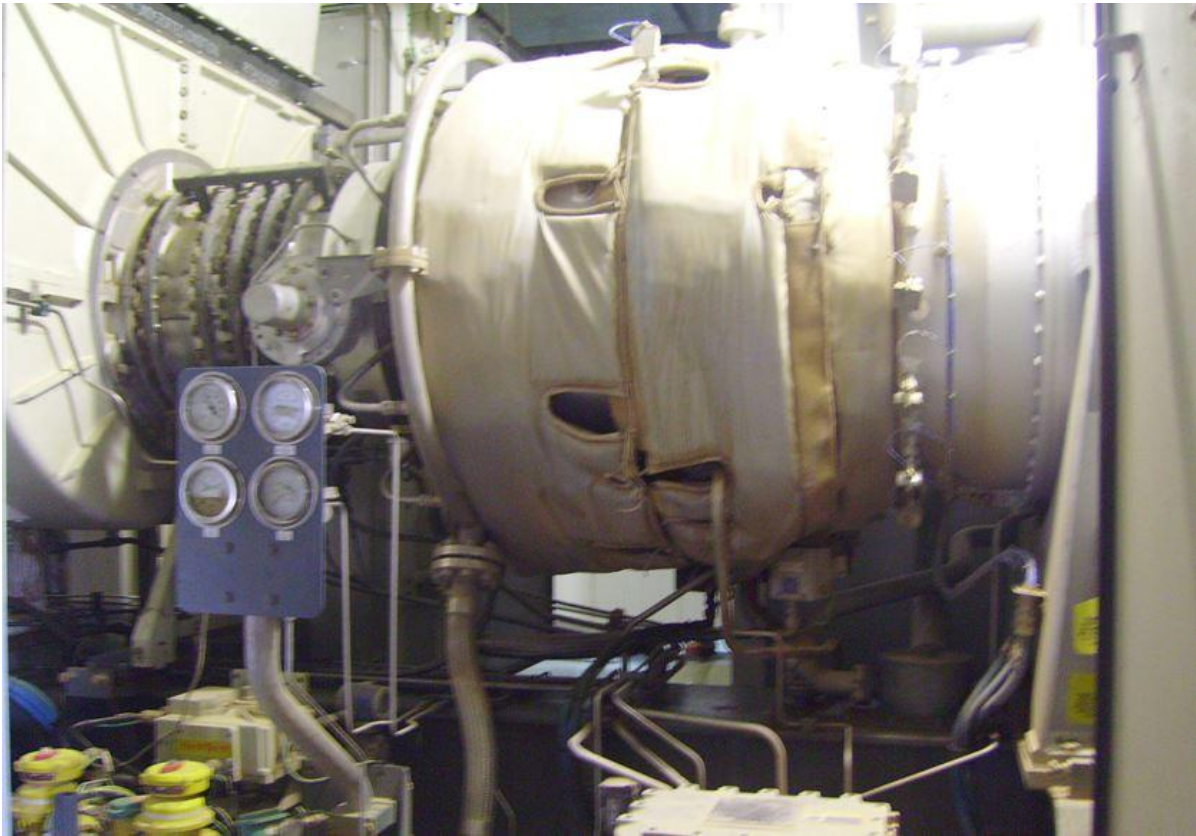
**Tableau IV.1: Variables d'entrée du système flou proposé**

Variable	Désignation
UD10X	Vibrations Entrées X de générateur à gaz
UD10Y	Vibrations Entrées Y de générateur à gaz
UD11X	Vibrations Sorties X de générateur à gaz
UD11Y	Vibrations Sorties Y de générateur à gaz
UD12X	Vibrations Entrées X de turbine de puissance
UD12Y	Vibrations Entrées Y de turbine de puissance
UD13X	Vibrations Sorties X de turbine de puissance
UD13Y	Vibrations Sorties Y de turbine de puissance

### IV.3. Résultats d'investigation

La turbine à gaz étudié dans cette thèse est de type TORNADO SGT-200, montrée sur la Figure VI.3, installée à la station de pompage SP4, implantée dans la région de Hassi R'Mel au sud de l'Algérie,

entraîne une turbo-pompe pour augmenté la capacité de transport et d'exportation du pétrole brut Algérien, dans l'oléoduc OZ2, reliant le terminal départ HAOUD EL HAMRA au terminal arrivé ARZEW.



**Figure IV.3: Turbine à gaz TORNADO Siemens SGT-200**

Les des données d'exploitation recueillis de l'historique de la turbine à gaz examinée, afin d'évaluer au mieux sa sûreté de fonctionnement ainsi que de proposer un planning des actions de maintenance, cette démarche consiste à observer ce système, pendant leur fonctionnement, dans des conditions réelles d'exploitation et de répertorier toutes les défaillances et les informations, qui permettent de quantifier le nombre d'interventions de maintenance de la turbine à gaz examiné. En effet, la surveillance en temps réel de l'état de la machine, en détectant les changements de mode de fonctionnement, permet de fournir les données dynamique de vibrations nécessaires à l'analyse et au diagnostic des défaillances pour chaque composants de la turbine à gaz examinée[80,81]. Le traitement des données. La Figure IV.4 présente la carte Bently Nevada avec quelques connexions pour l'acquisition de données utilisées pour surveiller les vibrations de la turbin\*e TORNADO SGT-200 .

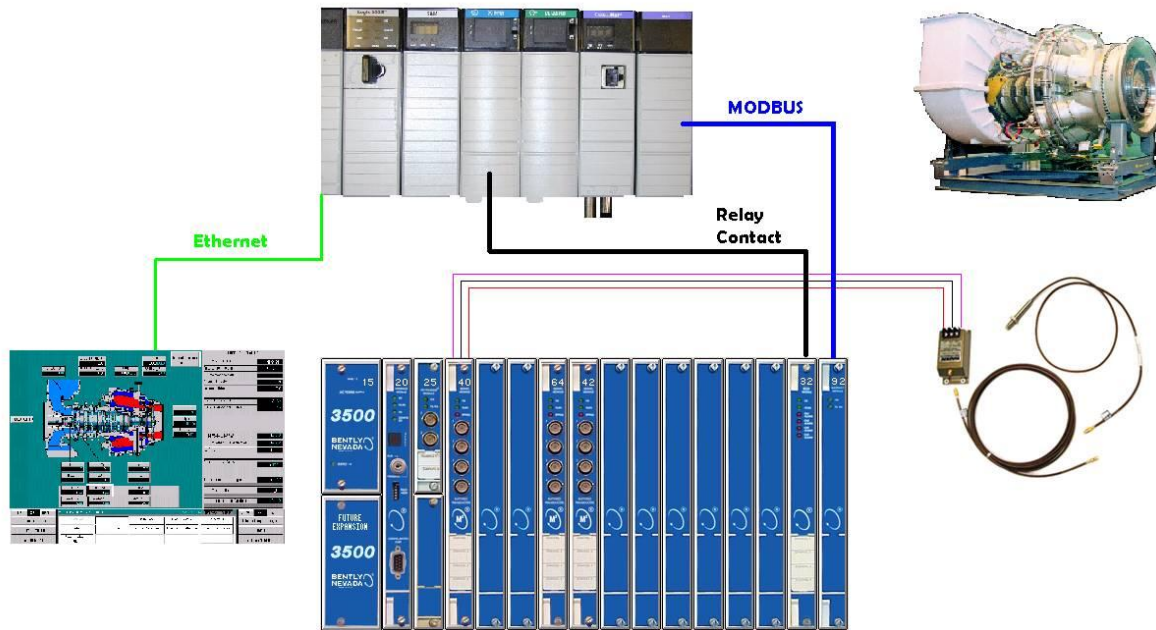
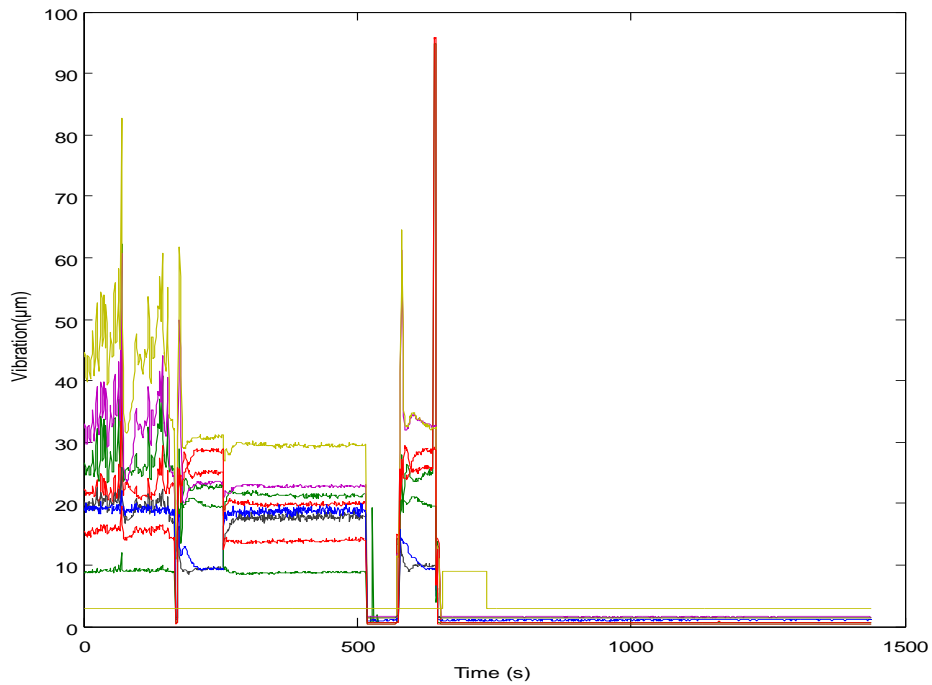


Figure IV.4: Système d'acquisition de données de la turbine TORNADO SGT-200

Les mesures de données de vibrations dans la turbine à gaz examinée, à partir des capteurs accéléromètres de l'arbre, sur la Figure IV.5, on constate l'évolution de signale de vibration avec le déclenchement de la turbine, a partir des valeurs de crête à crête obtenus l'arrêt d'urgence de la turbine se déclenche automatiquement. Pratiquement, le facteur de crête peut etre choisi comme un indicateur scalaire, qui représente le rapport entre la valeur crête et celle efficace d'une amplitude, il est déterminé de la manière suivante :

$$Facteur\ crête = \frac{valeur\ crête}{valeur\ efficace} = \frac{\sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (IV.2)$$

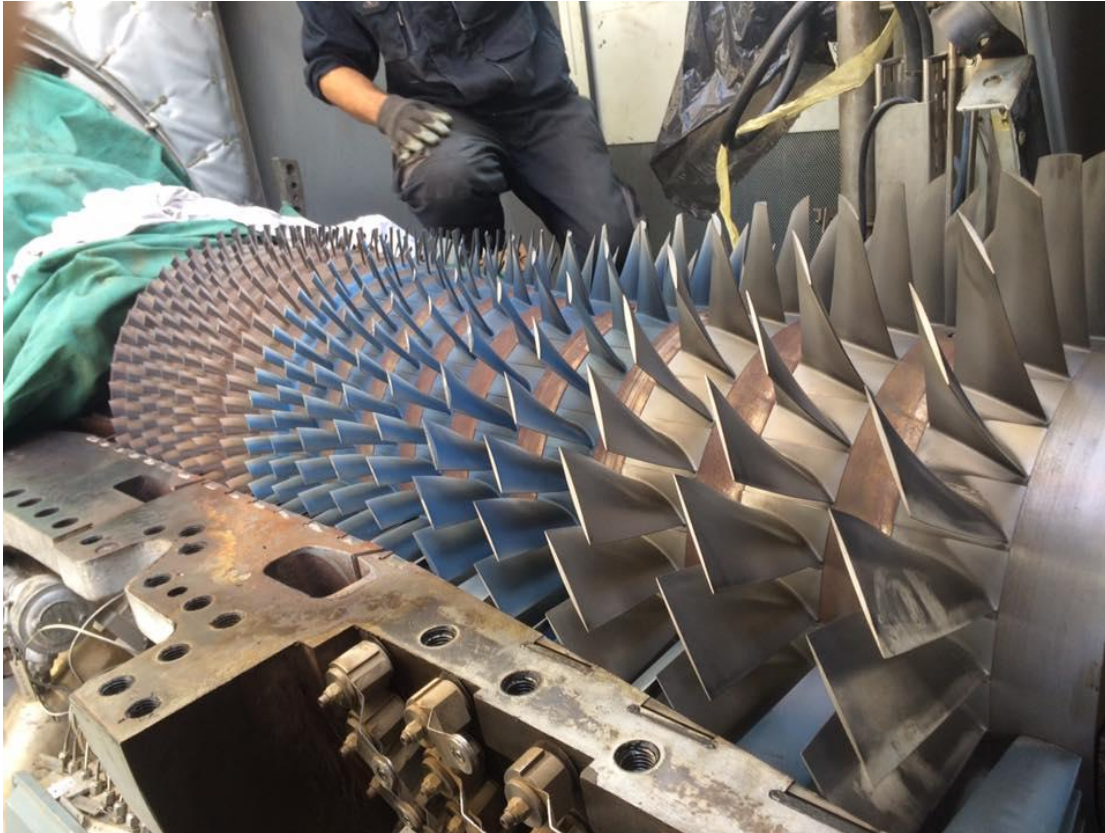
Où  $x(n)$  est le signal temporel mesuré,  $N_e$  représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.



**Figure IV.5: Signale de vibration avec déclenchement de la turbine**

Dans le but de conserver et améliorer les performances de turbine à gaz examinée et de le maintien en conditions opérationnelles, qui s'appuie sur les actions de maintenance, le processus d'aide à la décision de maintenance proposé de la logique floue permet d'augmenter la disponibilité et de maîtriser la sûreté de fonctionnement de turbine examinée, par la réduction des risques d'occurrence d'événements néfastes pour son environnement d'exploitation, les tests de mesures de données ont été réalisés sur la turbine à gaz examinée avec l'utilisation de techniques de la logique floue.

Une inspection programmée à été faite sur la turbine à gaz examinée démontée (maintenance préventive systématique), comme il est montré sur la Figure IV.6, sur un plan d'entretien pour une révision complète, selon l'état remplacement des composants arrivés en fin de vie après 54 000 heures d'exploitation.



**Figure IV.6 : Vue de la turbine tornado lors d'une révision complète**

Les actions de maintenance sur le système de turbine à gaz est résumé sont bine présentés, par la suite, sur les résultats obtenus, le niveau de maintenance opportune est lié à l'événement déclencheur de l'action de maintenance, l'apparition d'une défaillance, et au niveau lié à l'environnement vibratoire de la machine. La turbine peut continuer à fonctionner jusqu'à l'arrêt de maintenance préventive planifié, les résultats de la méthode floue est obtenus pour d'autre tests de validation pour la deuxième série des mesures vibratoires. Aussi, résultats obtenus montrent la variation des signaux de vibrations avec représentation floue les signaux surveillance de turbine à gaz examinée (maintenance et alarme).

Les résultats de tests vibratoire effectués après la révision complètes de la machine TORNADO sont montrés dans la section suivante. D'où, les actions de maintenances réalisées permet d'améliorer la disponibilité de la turbine en minimisant le nombre et la durée des pannes, permettant ainsi d'optimiser la production et de réaliser toute une série de précautions pour éviter les défaillances imprévues.



#### IV.4. Situations de fonctionnement de turbine examinée

Les systèmes de surveillance de turbine à gaz à partir des valeurs mesurées de ces variables permet de généré des fonctions de détection de cette machine. La Figure IV.7 montre le signales de vibration de la turbine fonctionnement normale. Grâce à ces données et selon l'historique de la maintenance de cet équipement et le nombre d'interventions relativement faible, dix interventions sur une période de deux ans, permettant que l'historique de la maintenance soit faible comme il est montré sur la sortie de diagnostic de la Figure IV.8, qui est en fonction de variation de vibration montré sur la Figure IV.9. D'autres tests de validation sont montrent sur les Figures IV.10, IV.11 et IV.12.

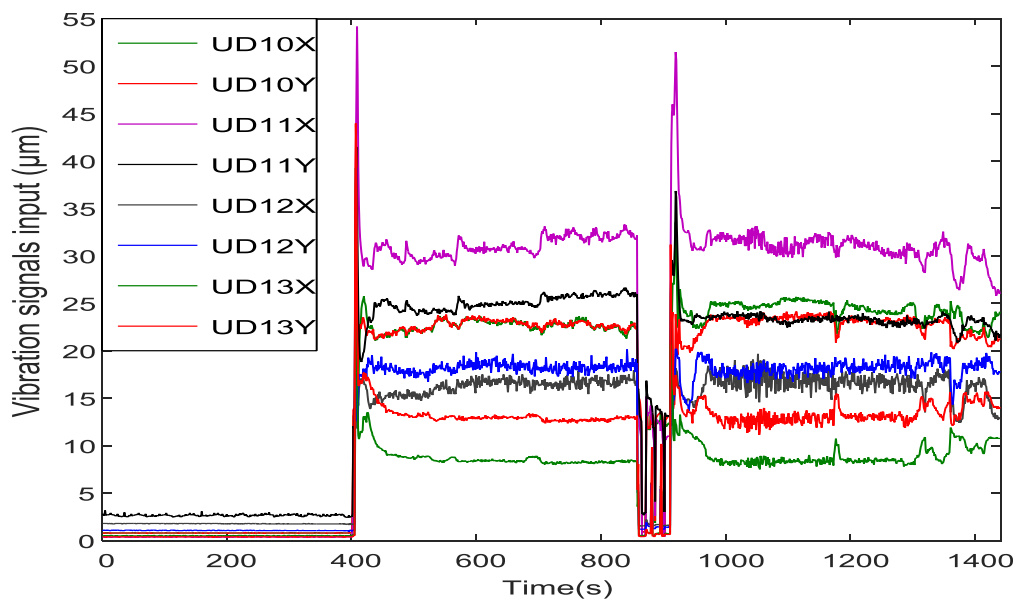


Figure IV.7 : Signales de vibration de la turbine fonctionnement normale

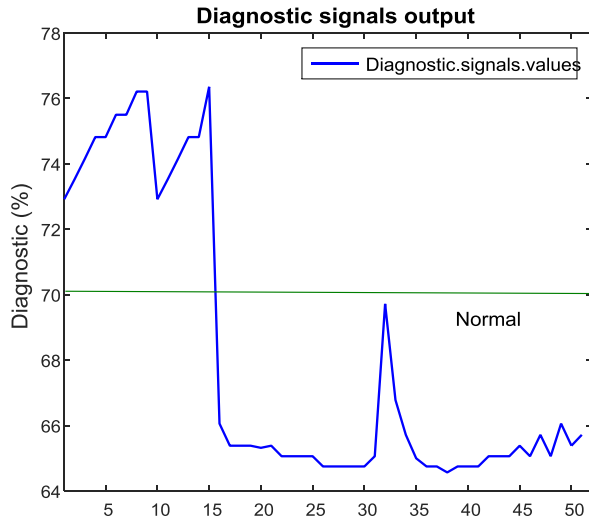


Figure IV.8 : Variation de sortie de fonction diagnostic en fonctionnement normale

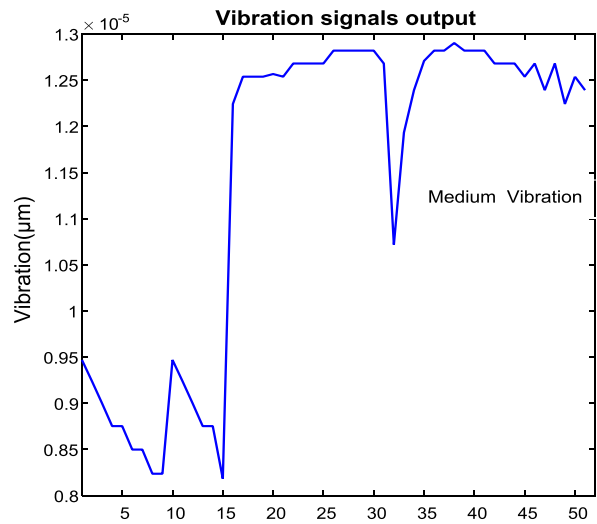


Figure IV.9 : Variation de sortie de vibration en fonctionnement normale

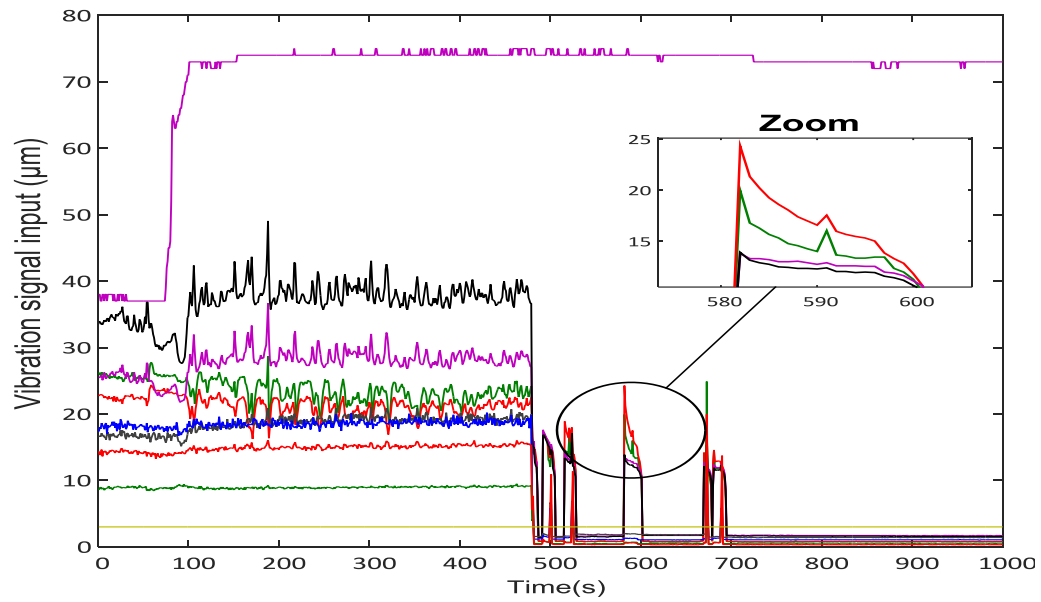
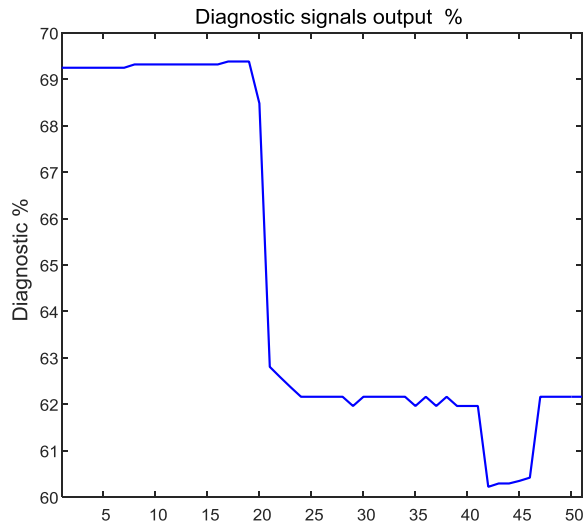
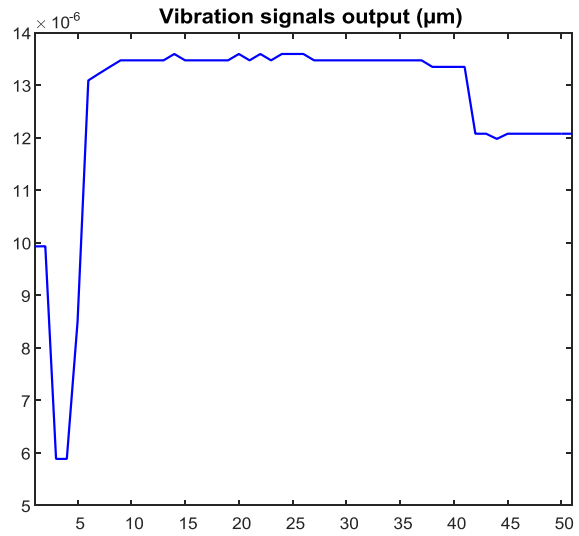


Figure IV.10 : Signales de vibration de la turbine fonctionnement normale



**Figure IV.11 : Variation de sortie de fonction diagnostic en fonctionnement normale**



**Figure IV.12 : Variation de sortie de vibration en fonctionnement normale**

La Figure IV.13, montre les variations de vibration de la turbine fonctionnement anormale dans le cas de 1<sup>er</sup> alarme, les niveaux de vibration sont faibles mais présente de défauts de 1er ordre. D'où la Figure IV.14 montre la variation de signales de vibration de la turbine dans le mode de fonctionnement anormale dans ce cas de 1<sup>er</sup> alarme et la Figure IV.15 montre la variation de sortie de fonction diagnostic pour ce mode de fonctionnement. D'autres tests de validation sont montrent sur les Figures IV.16, IV.17 et IV.18.

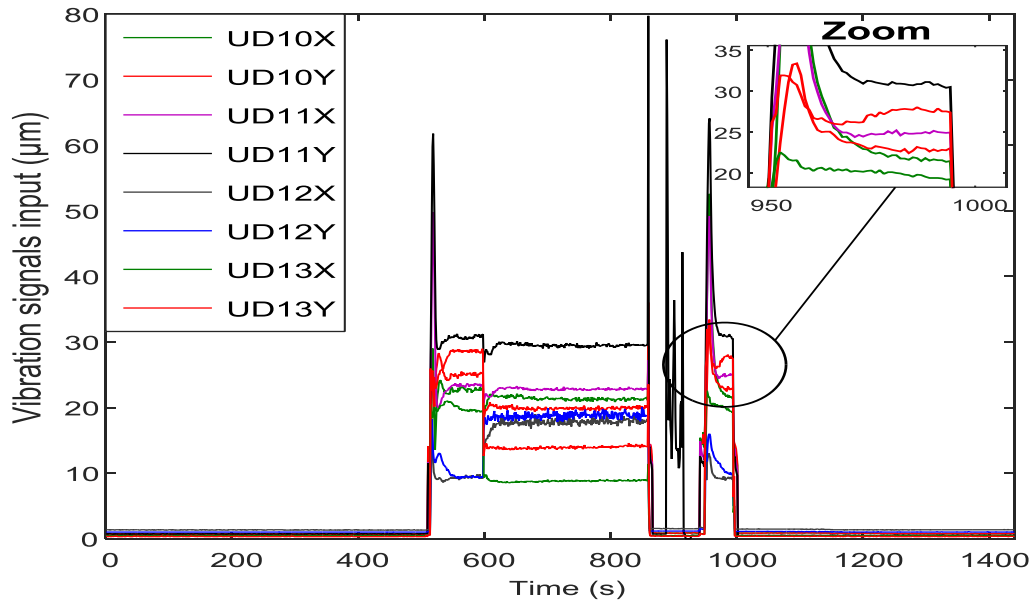


Figure IV.13: Signales de vibration de la turbine fonctionnement anormale 1<sup>er</sup> alarme

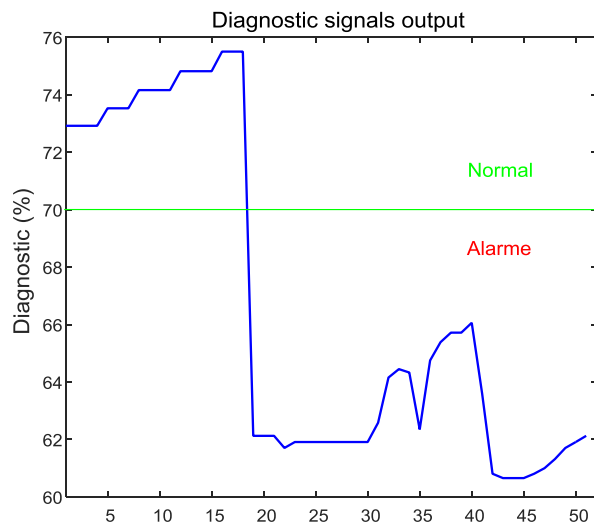


Figure IV.14: Variation de sortie de diagnostic en fonctionnement anormale cas de 1<sup>er</sup> alarme

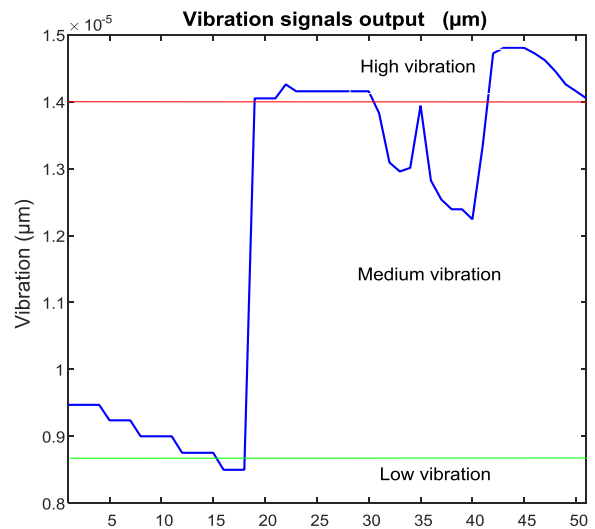


Figure IV.15: Variation de sortie de vibration fonctionnement anormale cas de 1<sup>er</sup> alarme

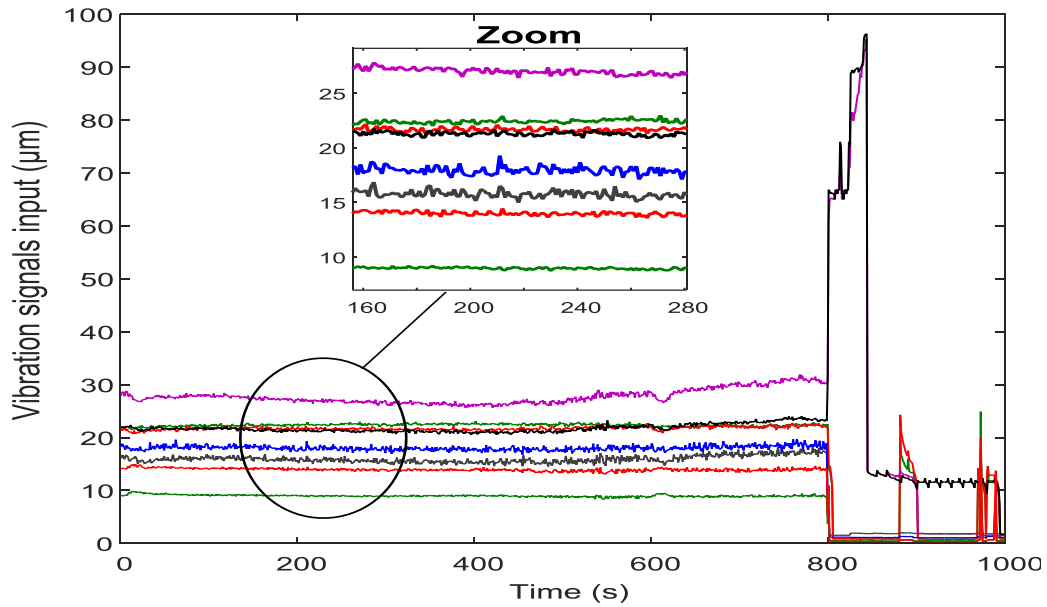


Figure IV.16: Signales de vibration de la turbine fonctionnement anormale 1<sup>er</sup> alarme

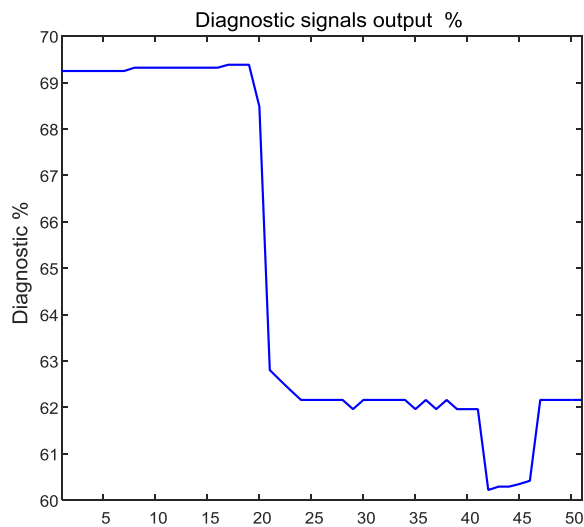


Figure IV.17: Variation de sortie de diagnostic en fonctionnement anormale cas de 1<sup>er</sup> alarme

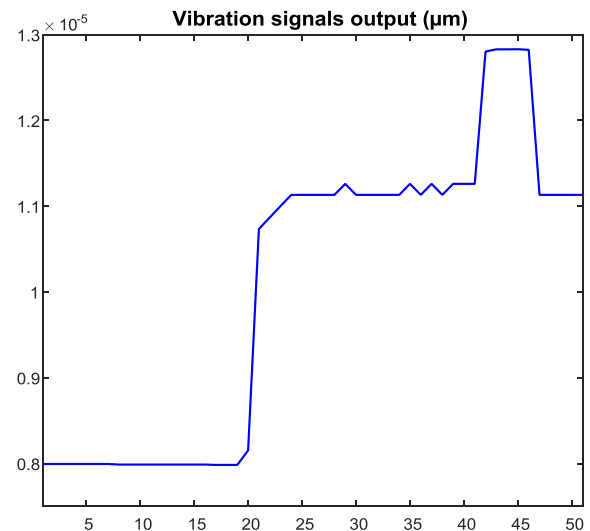
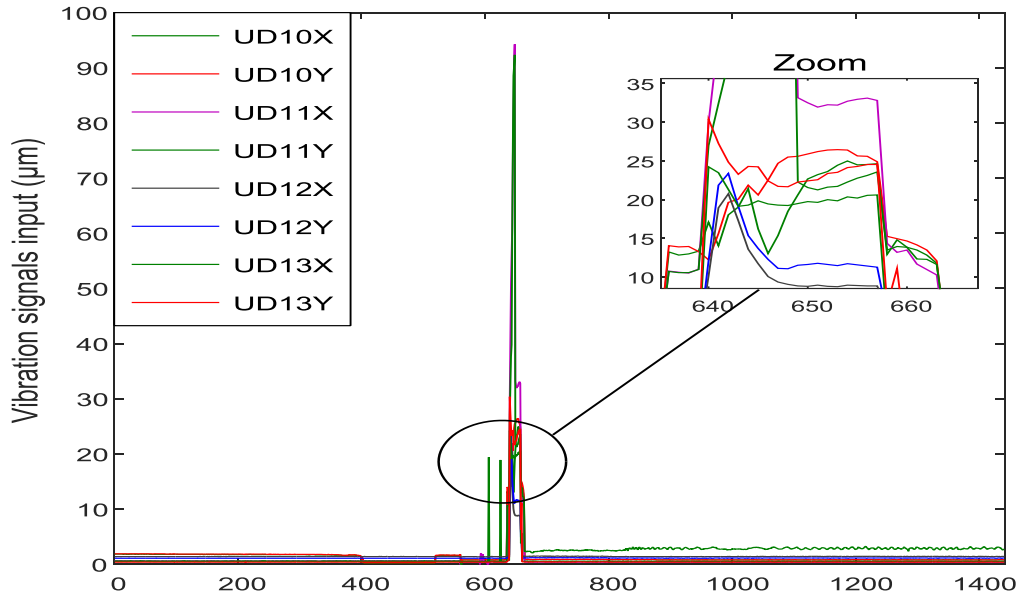
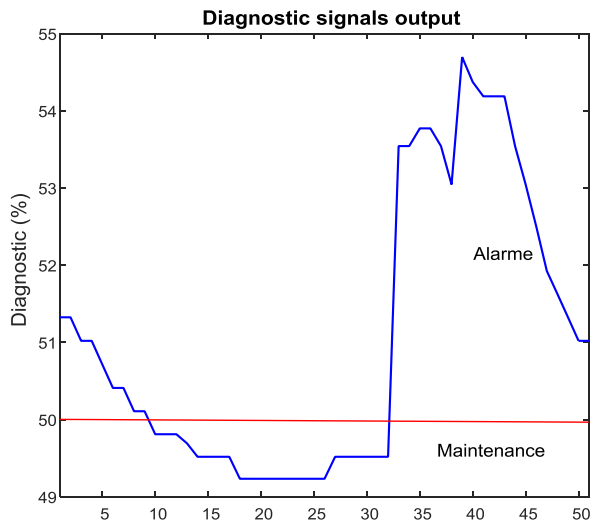


Figure IV.18: Variation de sortie de vibration en fonctionnement anormale cas de 1<sup>er</sup> alarme

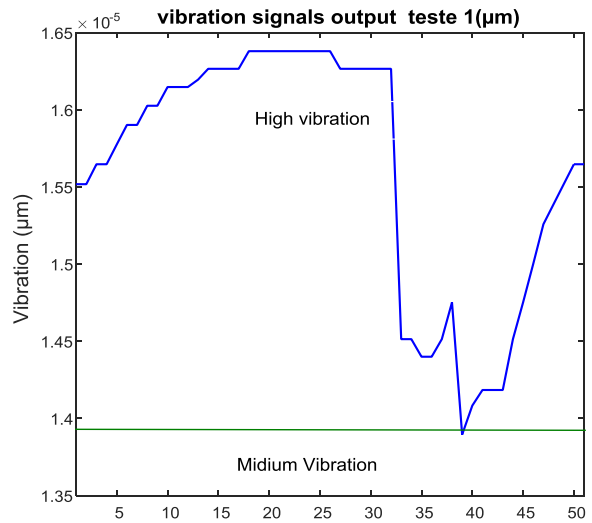
Avec l'augmentation de vitesse de rotation de la turbine, on constate sur la Figure IV.19 la variation de signales de vibration de la turbine fonctionnement anormale 2<sup>ème</sup> alarme en fonctionnement de mode dégradé. On a observe que avec l'augmentation des niveaux de vibrations montré sur la Figure IV.20, la fonction diagnostic indique l'état de l'alarme de 2<sup>ème</sup> ordre, comme il est montré sur la Figure IV.21. D'autres tests de validation sont montrés sur les Figures IV.22, IV.23 et IV.24.



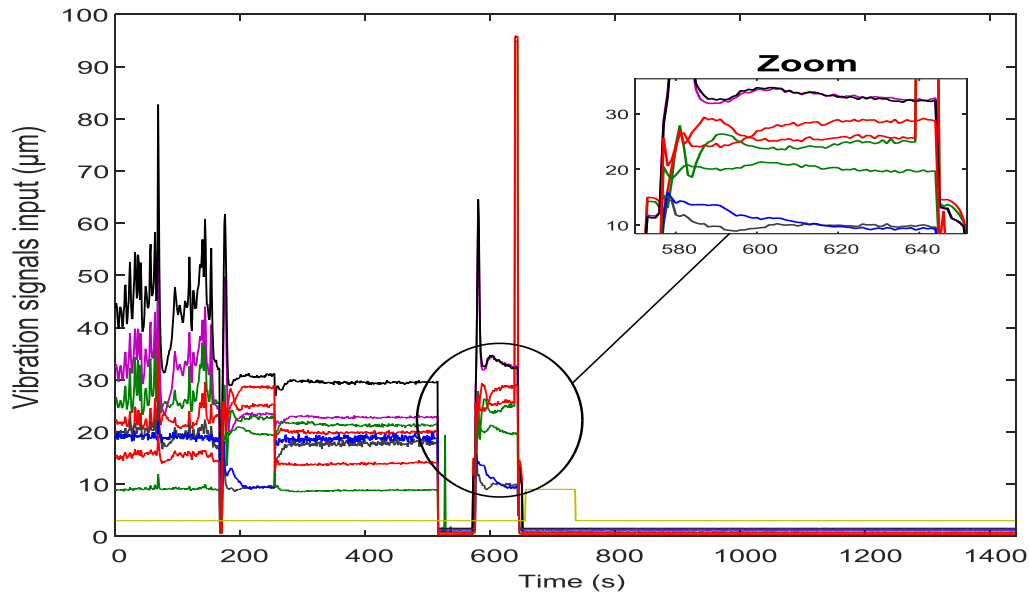
**Figure IV.19: Signales de vibration de la turbine fonctionnement anormale 2ème alarme, fonctionnement en mode dégradé**



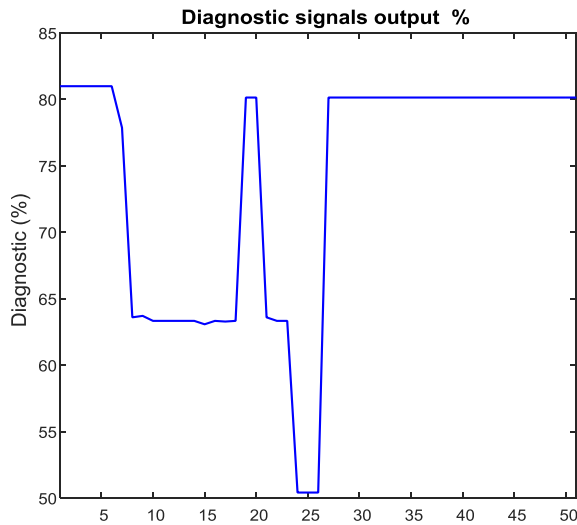
**Figure IV.20: Signales de Variation de sortie de diagnostic en fonctionnement anormale cas de 2ème alarme, fonctionnement en mode dégradé**



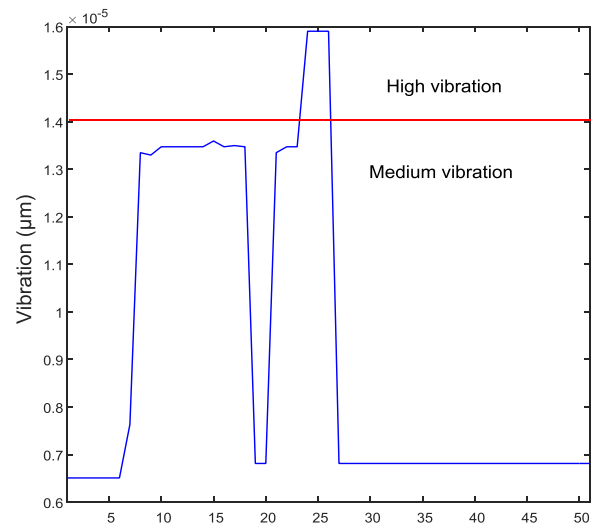
**Figure IV.21: Signales de variation de sortie de vibration en fonctionnement anormale cas de 2ème alarme, fonctionnement en mode dégradé**



**Figure IV.22: Signales de vibration de la turbine fonctionnement anormale 2ème alarme, fonctionnement en mode dégradé**



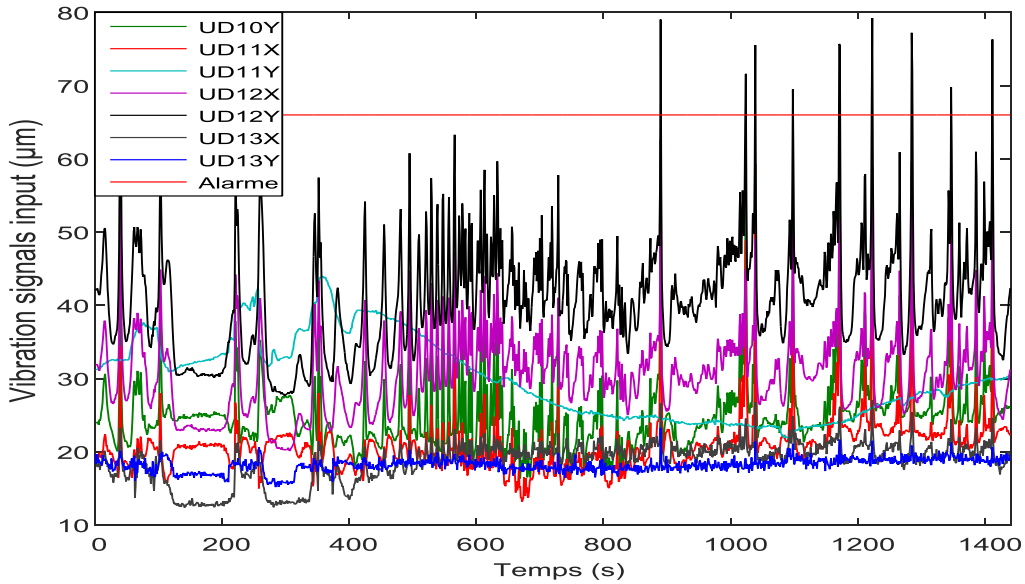
**Figure IV.23: Signales de Variation de sortie de diagnostic fonctionnement anormale cas de 2ème alarme, fonctionnement en mode dégradé**



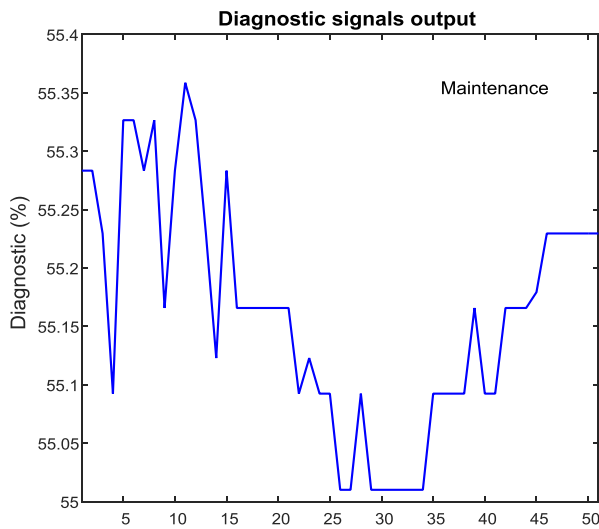
**Figure IV.24: Signales de variation de sortie de vibration en fonctionnement anormale cas de 2ème alarme, fonctionnement en mode dégradé**

Le dernier cas présente une situation de danger de 3ème ordre qui oblige l'arrêt de fonctionnement de la turbine comme il est montré sur la Figure IV.25. En effet, la variation de vibration est très élevées, comme il est montré sur la Figure IV.26, implique que la fonction de diagnostic indique cette situation de

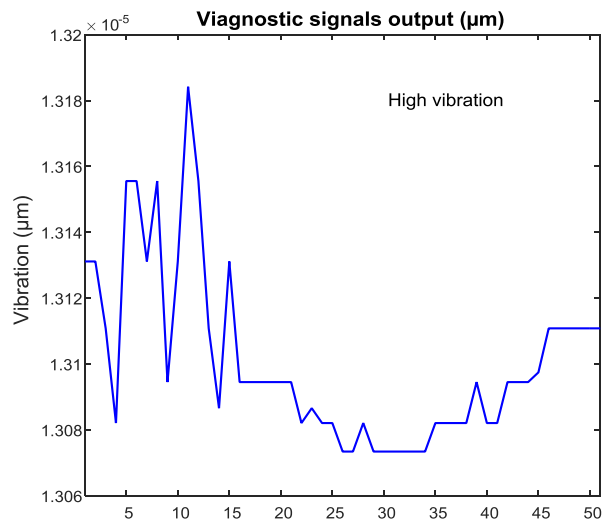
danger, comme il est montré sur la Figure IV.27. D'autres tests de validation sont montrés sur les Figures IV.28, IV.29, IV.30, IV.31, IV.32 et IV.33.



**Figure IV. 25: Signales de vibration de la turbine fonctionnement anormale cas de 3ème alarme avant arrêt de turbine**



**Figure IV. 26: Signales de Variation de sortie de diagnostic fonctionnement anormale cas de 3ème alarme avant arrêt de turbine**



**Figure IV. 27: Signales de variation de sortie de vibration en fonctionnement anormale cas de 3ème alarme avant arrêt de turbine**



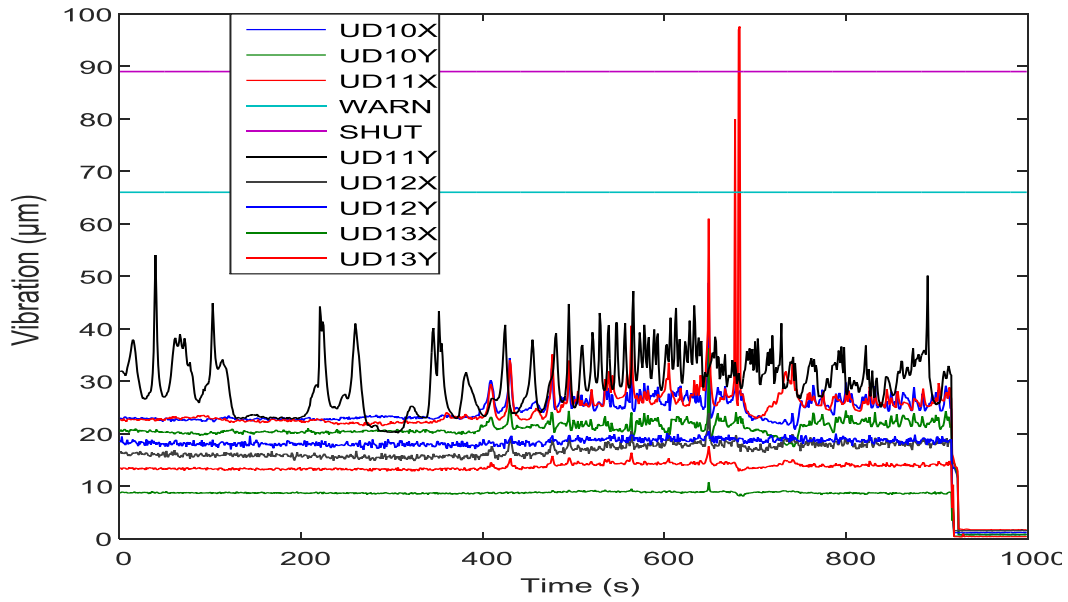


Figure IV. 28: Signales de vibration de la turbine fonctionnement anormal cas de 3ème alarme avant arrêt de turbine

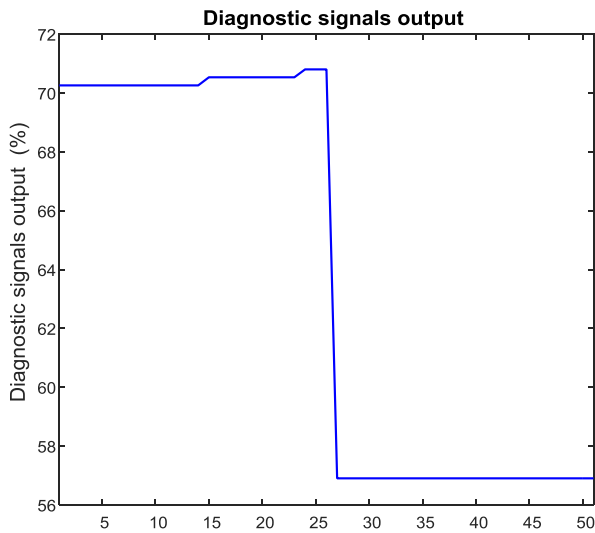


Figure IV. 29: Signales de Variation de sortie de diagnostic fonctionnement anormal cas de 3ème alarme avant arrêt de turbine

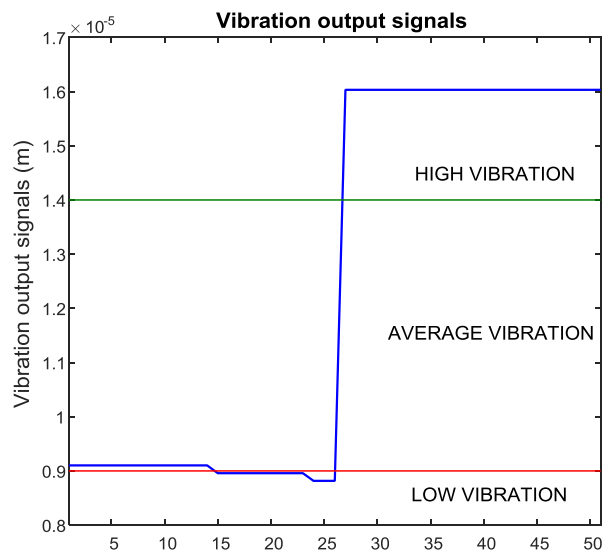


Figure IV. 30: Signales de variation de sortie de vibration en fonctionnement anormal cas de 3ème alarme avant arrêt de turbine

L'analyse des données de vibrations dans la turbine à gaz examinée est utilisée pour collecter les données et de faire les différents traitements et ses mises à l'échelle. Pour notre application, les points de mesures ont été réalisés sur le système de turbine à gaz, à partir des accéléromètres mobiles sur les paliers de turbine. Les résultats obtenus sont satisfaisants, d'où les règles de la structure floue réussissent à exprimer les connaissances des experts de maintenance de la turbine en ce qui concerne la détection de niveau de vibration.

#### **IV.5. Conclusion**

La turbine à gaz est un équipement très important dans les stations pétrolières qui nécessite une maintenance préventive bien planifiée. Dans ce cadre, une étude de prise de décision de maintenance basée sur la logique floue pour améliorer la disponibilité opérationnelle de turbine TORNADO est réalisée. Les indicateurs de signaux vibratoires sont exploités par le processus de prise de décision de maintenance, afin d'engager des actions de maintenance sur le système. L'intérêt de l'approche proposé dans cette thèse est de développer un système d'aide à la décision en maintenance pour la surveillance de fonctionnement d'une turbine à gaz et garantir leurs rentabilités optimales. En utilisant l'intérêt majeur de la logique floue à permet de déterminer les actions pour la mise en oeuvre d'une stratégie de maintenance prévisionnelle des systèmes examinés, illustrés sur des données réelles de la turbine à gaz étudiée. Ce qui a permis la synchronisation des actions des modules de surveillance de cette machine tournante.

Le but d'une stratégie de diagnostic est de percevoir l'apparition d'un défaut, d'en trouver la cause puis d'en déduire l'action à suivre, afin d'assurer la sûreté de fonctionnement de turbine. En effet, l'utilisation des méthodes basées sur la modélisation des variables de turbine permet d'identifier plus facilement leurs défaillances, parce que la définition des états est directement en relation avec les variables de turbine. Dans ce but de modélisation floue de défaillances de turbine, nous avons opté pour l'intérêt porté sur l'utilisation des modèles Takagi-Sugeno, qui à permet d'envisager une autre solution de surveillance des vibrations à partir des techniques floues, en mettant l'accent sur l'extraction d'information pour caractériser les états de cette turbine. Les résultats obtenus sont intéressants et permettent d'avoir des performances utiles pour le diagnostic de turbine examinée.

## Conclusion générale

---

L'évolution croissante des turbines à gaz dans les secteurs industriels oblige certains utilisateurs et les constructeurs de ce type des machines à se prémunir contre l'apparition d'un défaut provoquant le plus souvent un arrêt intempestif des turbines à gaz. Les travaux présentés dans cette thèse traitent du diagnostic et la détection des défauts pouvant survenir au sein des turbines a gaz par la méthode d'intelligence artificielle "logique floue" . L'objectif donné pour ces travaux était suivi le comportement vibratoire des machines .

Notre travail a donc apporté quelques éléments méthodologiques, les résultats obtenus à partir de l'étude réalisée sur un système de turbine à gaz reflétant leur comportement dynamique. Ces résultats bases sur une approche de diagnostic propose ont été testés ensuite valides avec des erreurs de prédiction convergente vers zéro. Cette approche a permis de modéliser les actes de dégradations par vibrations des composants de la turbine à gaz examinée et d'estimer et planifier la durée de dysfonctionnement de ce système de turbine à gaz.

L'utilisation de la logique floue dans le processus de prise de décision, pour l'application à l'étude, les résultats ont été satisfaisants dans cette demande parce que les règles de la structure floue réussissent à exprimer les connaissances des experts de maintenance de la turbine en ce qui concerne le niveau de vibration et de température. La fiabilité que nous devons appliquer à l'entretien des équipements pétroliers doit ouvrir de très larges horizons. Elle doit intégrer de mieux en mieux le rôle de l'entretien dans la gestion globale des équipements. La fiabilité contribue à atteindre mathématiquement l'optimum dont l'approche est en fait, le gage le plus sérieux du succès et d'avenir. Elle nous montre que la vie d'un équipement forme un tout du fabricant à l'utilisateur.

Le modèle développe dans cette thèse a donc simule le comportement dynamique de cette turbine tournant a haute vitesse, destinée a entraînée une pompe centrifuge utilise dans le transport du pétrole. Une approche de surveillance utilisant logique floue proposée a bien donné une réponse sollicitée à partir de la variable d'entrée (défauts de vibration) pour caractériser les variables de sortie représentant l'état de fonctionnement de ce système.

Les résultats obtenus dans les différentes étapes présenteront une efficacité des systèmes conçus, d'où le système de diagnostic global est capable de détecter le défaut dans la turbine à gaz et de le classer grâce à la capacité d'approximation et de généralisation de ces systèmes intelligents.

Le choix de ce système dans notre travail vient de son importance comme il est exposé à de nombreuses erreurs et défauts, y compris les inconvénients du système par le changement climatique il est lié au climat, où nous avons trouvé des défauts dans la turbine a gaz.

Cette thèse de thèse apporte des éléments pratiques et montre les résultats obtenus à partir des modèles flous proposés, qui visent la mise en place de cette approche floue pour le diagnostic appliqué à une turbine à gaz.

En effet, l'utilisation des méthodes basées sur la modélisation des variables de turbine permet d'identifier plus facilement leurs défaillances, parce que la définition des états est directement en relation avec les variables de turbine. Dans ce but de modélisation floue de défaillances de turbine, nous avons opté pour l'intérêt porté sur l'utilisation des modèles Takagi-Sugeno, qui à permet d'envisager une autre solution de surveillance des vibrations à partir des techniques floues, en mettant l'accent sur l'extraction d'information pour caractériser les états de cette turbine. Les résultats obtenus sont intéressants et permettent d'avoir des performances utiles pour le diagnostic de turbine examinée.

Enfin, les résultats obtenus montrent que logique floue dédiée à la détection et localisation de défaut dans la turbine ont été parfaitement modélisées. Ils permettent de présenter le comportement dynamique de cette machine et assurent leur fonctionnement optimal. Ces résultats montrent qu'utiliser une modélisation avec l'approche logique floue pour la turbine étudiée est très important et un effet bénéfique surtout avec une plus forte influence des données utilisées selon leurs contenues et qualité qui peuvent apportées des modèles améliorées. Le modèle décision de maintenance de la turbine et le modèle de détection et localisation de défaut sont fournit des outils de surveillance pratique les plus adaptes pour la modélisation de la turbine a gaz TORNADO .

**Des résultats fructueux ont été obtenus grâce à l'approche de diagnostic des défaillances proposée dans cette, des résultats qui contribuent l'amélioration de leur disponibilité et maintenabilité.**

Enfin, nous espérons que notre contribution présentée dans cette thèse ouvre de nouvelles perspectives:

- Un travail de robustesse pour la génération d'indicateurs par des implications floues doit être considéré,
- Un travail sur la génération d'indicateurs de défaillances par des observateurs flous.

## Bibliographie

---

- [1]. Steffens K., Walther R.: Driving the Technological Edge in Airbreathing Propulsion, 16th International Symposium on Air-Breathing Engines, ISABE-2003-1002, Cleveland, OH, Aug 31 - Sep 5, 2003.
- [2]. Palade V., Bocaniala C.D., Jain L. (Hrsg): Computational Intelligence in Fault Diagnosis, 1st Edition, Springer, London, 2006 .
- [3]. Welsh G., Bishop G.: An Introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina, Chapel Hill, TR-95-041, July, 2006 .
- [4]. Yan W., Li C.J., Goebel K.: A Multiple Classifier System for Aircraft Engine Fault Diagnosis, Proceedings of the 60th Meeting of the Society for Machinery Failure Prevention Technology (MFPT), pp. 271-279, 2006.
- [5]. Litt J.S., Simon D.L.: A Survey of Intelligent Control and Health Management Technologies for Aircraft Propulsion Systems, National Aeronautics and Space Administration (NASA), NASA TM-2005-213622, 2005.
- [6]. Sqn Ldr Andrew J. Green : The Future Direction And Development Of Engine Health Monitoring (Ehm) Within The United States Airforce : 1998 Technology Showcase Joap International Condition Monitoring Conference.
- [7]. David Clifton : Condition Monitoring of Gas-Turbine Engines ; St. Cross College, December, 2005
- [8]. Koenig R.W., Fishbach L.H.: GENENG II - Program for Calculating Design and Off-Design Performance of Two- and Three-Spool Turbofans with as Many as Thress Nozzles, National Aeronautics and Space Administration (NASA), NASA/TN-D 6553, 1972.
- [9]. Sqn Ldr Andrew J. Green RAF & Capt Dana G. Alien USAF : Artificial Intelligence For Real Time Diagnostics And Prognostics Of Gas Turbine Engines.
- [10]. Allan J Volponi Gas Turbine Engine Health Management Past, Present And Future Trends : Proceedings Of Asme Turbo Expo 2013: Turbine Technical Conference And Exposition Gt2013 ,June 3-7, 2013, San Antonio, Texas, USA.
- [11]. Palade V., Bocaniala C.D., Jain L. (Hrsg): Computational Intelligence in Fault Diagnosis, 1st Edition, Springer, London, 2006.
- [12]. Koenig R.W., Fishbach L.H.: GENENG II - Program for Calculating Design and Off-Design Performance of Two- and Three-Spool Turbofans with as Many as Thress Nozzles, National Aeronautics and Space Administration (NASA), NASA/TN-D 6553, 1972

- [13]. Koenig R.W., Fishbach L.H.: GENENG - Program for Calculating Design and Off-Design performance for Turbojets and Turbofan Engines, National Aeronautics and Space Administration (NASA), NASA/TN-D 6552, 1972.
- [14]. Kurzke J.: Calculation of Installation Effects Within Performance Computer Programs, AGARD Lecture Series on Steady and Transient Performance Prediction of Gas Turbine Engines, AGARD-LS-183, 1992.
- [15]. Urban L.A.: Gas Path Analysis Applied to Turbine Engine Condition Monitoring, AIAA/SAE 8th Joint Propulsion Specialist Conference, AIAA-72- 1082, New Orleans, Louisiana, Nov 29 - Dec 1, 1972.
- [16]. Kurzke J.: Gas Turbine Cycle Design, DGLR Short Course - Gas Turbine Performance, Stuttgart, Germany, Sept 24-28, 2007
- [17]. Ogaji, S.O.T.; Li, Y. G.; Sampath, S. et al. (2003). Gas path fault diagnosis of a turbofan engine from transient data using artificial neural networks, Proceedings of IGTI/ASME Turbo Expo 2003, 10p., Atlanta, Georgia, USA .
- [18]. Kamboukos, Ph. and Mathioudakis K. (2005). Comparison of linear and non-linear gas turbine performance diagnostics, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol.127, No. 1, pp.49-56 .
- [19]. Loboda, I.; Zelenskiy, R.; Nerubasskiy, V. and Lopez y Rodriguez, A.R. (2005). Verification of a gas turbine model regularizing identification procedure on simulated and real data, Memorias del 4to Congreso Internacional de Ingenieria Electromecanica y de Sistemas, ESIME, IPN, 6p., Mexico, November 14-18, ISBN: 970-36-0292-4 .
- [20]. Köhli R., Lipowsky H.: Literaturrecherche zum Thema: Monitoring und Diagnose von Gasturbinen, Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, Interner Bericht, ILA-05-A01, 2006
- [21]. Doel D.L.: Interpretation of Weighted-Least-Squares Results with General Rules of Thumb, VKI Lecture Series, Gas Turbine Condition Monitoring & Fault Diagnosis, LS-2003-01, Brussels, Belgium, January 13-17, 2003 .
- [22]. Karvounis G., Frith P.: Automated Detection of Engine Health Using a Hybrid Model-Based and Fuzzy-Logic Approach, 16th International Symposium on Air-Breathing Engines, ISABE-2003-1232, Cleveland, OH, Aug 31 - Sep 5, 2003.
- [23]. Welsh G., Bishop G.: An Introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina, Chapel Hill, TR-95-041, July, 2006
- [24]. Wiener, N., « The Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series. New York: Wiley, 1949.

- [25]. Kalman R.E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Journal of Basic Engineering, Vol. 82 (3), 1960.
- [26]. Welsh G., Bishop G.: An Introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina, Chapel Hill, TR-95-041, July, 2006 .
- [27]. Kobayashi T., Simon D.L.: Evaluation of an Enhanced Bank of Kalman Filters for In-Flight Aircraft Engine Sensor Fault Diagnostics, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 127, July, 2005.
- [28]. Aretakis N., Mathioudakis K., Stamatis A.: Non-Linear Engine Component Fault Diagnosis from a Limited Number of Measurements Using a Combinatorial Approach, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 125 (3), pp. 624-633, 2003.
- [29]. Bauer M.: Steady State Test Data Analysis & Engine Monitoring, DGLR Short Course - Gas Turbine Performance, Stuttgart, Germany, Sept 24-28, 2007.
- [30]. Visser W.P.J., Kogenhop O., Oostveen M.: A Generic Approach for Gas Turbine Adaptive Modeling, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 128, pp. 13-19, January, 2006.
- [31]. Nelder J.A., Mead R.: A Simplex Method of Function Minimisation, Computer Journal, Vol. 7, pp. 308-313, 1965.
- [32]. Mathioudakis K.: Non-linear Methods for Gas Turbine Fault Diagnostics, VKI Lecture Series, Gas Turbine Condition Monitoring & Fault Diagnosis, LS-2003-01, Brussels, Belgium, January 13-17, 2003.
- [33]. Grodent M., Navez A.: Engine Physical Diagnosis Using a Robust Parameter Estimation Method, 37th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference, AIAA 2001-3768, Salt Lake City, Utah, July 8-11, 2001.
- [34]. McCulloch W.S., Pitts W.: A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, 1943.
- [35]. Lippe W.M.: Soft-Computing, Springer, Berlin, 2006.
- [36]. G. Denney, F16 jet engine trending and diagnostics with neural networks. Proc. SPIE 1965, Applications of Artificial Neural Networks IV, 419 (September 2, 1993).
- [37]. Sampath S., Singh R.: An Integrated Fault Diagnostics Model Using Genetic Algorithm and Neural Networks, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol. 128, pp. 49-56, January, 2006 .
- [38]. Mathioudakis K., Romessis C.: Probabilistic Neural Networks for Validation of On-Board Jet Engine Data, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, Vol. 218 (1), pp. 59-72, 2004 .

- [39]. Romessis C., Mathioudakis K.: Bayesian Network Approach for Gas Path Fault Diagnosis, *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 128, pp. 64-72, January, 2006
- [40]. Qiu H., Eklund N.H., et al.: Estimating Deterioration Level of Aircraft Engines, *ASME Turbo Expo 2007*, GT2007-27519, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [41]. Nagy D., Staudacher S.: An Enhanced Combinatorial Approach for Fault Allocation Based on a Limited Number of Measurements, *Institut für Luftfahrtantriebe, Universität Stuttgart, Interner Bericht*, ILA-09-B03, 2009.
- [42]. Zadeh L.A.: Fuzzy Sets, *Journal of Information and Control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [43]. Marinai L., Singh R.: A Bias-tolerant Gas Path Diagnostics Approach Based on Fuzzy Logic, *17th International Symposium on Air-Breathing Engines*, ISABE-2005-1285, Munich, Germany, September 4-9, 2005.
- [44]. Priya A., Singh R.: Gas Turbine Engine Fault Diagnostics Using Fuzzy Concepts, *AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference*, AIAA 2004- 6223, Chicago, Illinois, September 20-22, 2004.
- [45]. Diao Y., Passino K.M.: Fault Diagnosis for a Turbine Engine, *Journal for Control Engineering Practice*, Vol. 12, pp. 1151-1165, 2004.
- [46]. Ganguli R.: Fuzzy Logic Intelligent System for Gas Turbine Module and System Fault Isolation, *Journal of Propulsion and Power*, Vol. 18 (2), pp. 440-447, 2002.
- [47]. Yu L.J., Cleary D.J., Cuddihy P.E.: A Novel Approach to Aircraft Engine Anomaly Detection and Diagnostics, *Proceedings of the IEEE Aerospace Conference 2004*, Vol. 5, pp. 3468-3475, Big Sky, Montana, March 6-13, 2004.
- [48]. Yu L.J., Cleary D., et al.: Information Fusion Strategy for Aircraft Engine Health Management, *ASME Turbo Expo 2007*, GT2007-27174, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [49]. Karvounis G., Frith P.: Automated Detection of Engine Health Using a Hybrid Model-Based and Fuzzy-Logic Approach, *16th International Symposium on Air-Breathing Engines*, ISABE-2003-1232, Cleveland, OH, Aug 31 - Sep 5, 2003.
- [50]. Grönstedt T.: A Multi-Point Gas Path Analysis Tool for Gas Turbine Engines with a Moderate Level of Instrumentation, *15th International Symposium on Air-Breathing Engines*, ISABE-2001-1051, Bangalore, India, September 3-7, 2001.
- [51]. Sampath S., Singh R.: An Integrated Fault Diagnostics Model Using Genetic Algorithm and Neural Networks, *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 128, pp. 49-56, January, 2006.
- [52]. Kobayashi T., Simon D.L.: A Hybrid Neural Network-Genetic Algorithm Technique for Aircraft Engine Performance Diagnostics, *Journal of Propulsion and Power*, Vol. 21 (4), 2001.



- [53]. Brotherton T., Volponi A., et al.: eSTORM: Enhanced Self Tuning Onboard Real-time Engine Model, Proceedings of the IEEE Aerospace Conference 2003, Vol. 7, Big Sky, Montana, March 8-15, 2003.
- [54]. Dewallef P., Romessis C., et al.: Combining Classification Techniques With Kalman Filters for Aircraft Engine Diagnostics, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, Vol.128, pp. 281-287, April, 2006.
- [55]. Brotherton T., Jahns G., et al.: Prognosis of Faults in Gas Turbine Engines, Proceedings of the IEEE Aerospace Conference 2000, Vol. 6, Big Sky, Montana, March 18-25, 2000.
- [56]. Eustace R.W: A Real-World Application of Fuzzy Logic and Influence Coefficients for Gas Turbine Performance Diagnostics, ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27442, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [57]. Borguet S., Léonard O.: A Sensor-Fault-Tolerant Diagnosis Tool Based on a Quadratic Programming Approach, ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27324, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [58]. Spieler S., Staudacher S., et al.: Probabilistic Engine Performance Scatter and Deterioration Modeling, ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27051, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [59]. Li Y.G., Nilkitsaranont P.: A Gas Path Diagnostic and Prognostic Approach for Gas Turbine Applications, ASME Turbo Expo 2007, GT2007- 27275, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [60]. Marinai L., Singh R., et al.: Detection and Prediction of the Performance Deterioration of a Turbofan Engine, Proceedings of the International Gas Turbine Congress, IGTC-2003-TS-005, Tokyo, Japan, November 2-7, 2003.
- [61]. Box G.E.P., Jenkins G.M.: Time Series Analysis - Forecasting and Control, Revised Edition, Holden-Day, 1976.
- [62]. Wang W., Lee J., et al.: Engine Health Assessment and Prediction Using the Group Method of Data Handling and the Method of Match Matrix - Autoregressive Moving Average, ASME Turbo Expo 2007, GT2007-27672, Montreal, Canada, May 14-17, 2007.
- [63]. Venkat Venkatasubramanian, Raghunathan Rengaswamy, Kewen Yinc, Surya N. Kavuri, A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods, Computers and Chemical Engineering 27 (2003) 293/311
- [64]. Alzghoul A, Backe B, Löfstrand M, et al., 2014. Comparing a knowledge based and a data driven method in querying data streams for system fault detection: a hydraulic drive system application. Comput Ind, 65(8):1126–1135. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2014.06.003>.
- [65]. Xuewu Dai and Zhiwei Gao, From Model, Signal to Knowledge: A Data-Driven Perspective of Fault

- Detection and Diagnosis, November 2013 .IEEE Transactions on Industrial Informatics 9(4):2226-2238 DOI: 10.1109/TII.2013.2243743.
- [66]. Patton R J, Chen J & Liu G P , Robust fault detection of dynamic systems via genetic algorithms, Proc. of IMechE Part I-J. of Syst. & Contr. Eng. 211 (5): 357-364.
- [67]. Lu, P., Van Eykeren, L., van Kampen, E., Chu, Q., and Yu, B., "Adaptive Hybrid Unscented Kalman Filter for Aircraft Sensor Fault Detection, Isolation and Reconstruction," AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, AIAA, Reston, VA, 2014, pp. 1–18; also AIAA Paper 2014-1145, 2014.
- [68]. Ghosh K., Ng Y.S., Srinivasan R. Evaluation of decision fusion strategies for effective collaboration among heterogeneous fault diagnostic methods Computers & chemical engineering, 35 (2) (2011), pp. 342-355
- [69]. Lifson, A., Quentin, G. H., Smalley, A. J., and Knauf, C. L. 1989. Assessment of Gas Turbine Vibration Monitoring. ASME Journal of Engineering for Gas Turbine and Power Volume 111: pp 257-63.
- [70]. JOHANSEN, T. A., SHORTEN, R., MURRAY-SMITH, R., On the interpretation and identification of dynamic Takagi-Sugeno fuzzy models, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol.8, n3, pp. 297-313, 2000.
- [71]. F.R. Bach, M.I. Jordan, Kernel independent component analysis. J.Mach. Learn. Res. 3, 1–48 (2002).
- [72]. F. Al-Badour, M. Sunar , L. Cheded, , Vibration analysis of rotating machinery using time-frequency analysis and wavelet techniques, Mechanical Systems and Signal Processing, 2083-2101, 2011.
- [73]. S.Ayache, G. Quénot, J.Gensel, Classifier fusion for SVM-based multimedia semantic indexing, in Advances in Information Retrieval, pp. 494–504 (Springer, 2007).
- [74]. S. Yoon and J. F. MacGregor, "Statistical and Causal Model-Based Approaches to Fault Detection and Isolation," AIChE J, vol. 46, p. 1813, 2000..
- [75]. Yoon and J. F. MacGregor, "Statistical and Causal Model-Based Approaches to Fault Detection and Isolation," AIChE J, vol. 46, p. 1813, 2000.
- [76]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Fuzzy logic addresses turbine vibration on Algerian gas line. Oil & Gas Journal, 2016, vol. 114, no. 1, pp. 22-28.
- [77]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine modelling based on fuzzy clustering algorithm using experimental data. Journal of Applied Artificial Intelligence, Taylor & Francis, 2016, vol. 30, no. 1, pp. 29-51.

- [78]. Ahmed Hafaifa, Guemana Mouloud, and Belhadef Rachid, Fuzzy Modeling and Control of Centrifugal Compressor Used in Gas Pipelines Systems. Multiphysics Modelling and Simulation for Systems Design and Monitoring, Book Chapter, Applied Condition Monitoring, 2015, vol. 2, pp.379-389.
- [79]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Attia Daoudi, Fault detection and isolation in industrial systems based on spectral analysis diagnosis. Intelligent Control and Automation, February 2013, vol. 4, pp. 36-41.
- [80]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Attia Daoudi, Vibration supervision in gas turbine based on parity space approach to increasing efficiency. Journal of Vibration and Control, June 2015, vol. 21, pp.1622-1632.
- [81]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Saadat Boulanouar, Monitoring system based on real data acquisition for vibrations control in gas turbine system. Revue de Nature & Technologie: A-Sciences fondamentales et Engineering, Janvier 2016, n° 14, pp. 13 - 18.
- [82]. Ahmed Hafaifa, Rachid Belhadef and Mouloud Guemana, Modelling of surge phenomena in a centrifugal compressor: experimental analysis for control. Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal, Taylor & Francis, 2014, vol. 2 no.1, pp.632-641.