

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université DJILALI BOUNAAMA



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de la Technologie

Mémoire du Projet de Fin d'Etudes
Pour l'obtention d'un diplôme de MASTER

EN :

« **Automatique et informatique industrielle** »

Sujet :

Contributions à l'analyse vibratoire d'une turbine à gaz par les approches de l'intelligence artificielle : système neuro-floue (ANFIS)

Présenté par :

Mr. HAIDOUR NABIL
Mr. BENZOHRA AMINE

Encadré par :

Dr. NAIL BACHIR

Année Universitaire : 2019/2020

Remerciements

*Tout d'abord nous remercions le bon Dieu pour son aide dans
l'accomplissement de ce travail.*

*Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à notre promoteur
DR. NAIL BACHIR pour nous avoir encadrés durant notre projet de
fin d'études et de nous avoir conseillé tout au long de notre travail.*

*Nous remercions chaleureusement les membres du jury pour
l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'évaluer notre projet.*

*Nos sincères remerciements aux ingénieurs de SONATRACH, DP-
STAH, AIN AMINES, et en particulier **MR.MELAB MOHAMED.** et
MR.HAIDOUR MOUNIR ingénieurs en instrumentation, qui nous ont
conseillés et éclairés sur notre travail tout au long de notre projet.*

*Nous souhaitons aussi remercier tous les enseignants de l'université de
Khemis Miliana et tous nos enseignants pour les connaissances qu'ils
nous ont transmis, leur disponibilité et leurs efforts.*

*Nous remercions tout le personnel de l'université, de SONATRACH et
tous les étudiants de notre groupe automatique et informatique
industrielle.*

*Que tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de
ce modeste travail trouvent ici l'expression de notre sincère gratitude.*

HAIDOUR NABIL & BENZOÛRA AMINE

Résumé

La turbine à gaz est considérée comme un système très complexe en raison de sa structure physique ainsi que son comportement dynamique provoqué par des phénomènes de vibration. Pour éviter les grandes pannes et la dégradation et assurer un bon fonctionnement des grandes machines tournantes comme les turbines à gaz. Il faut mettre en œuvre des méthodes de surveillance et diagnostic pour la détection et la localisation des défauts vibratoire. Le but de ce travail est de proposer un modèle de surveillance et diagnostic des vibrations d'une turbine à gaz GE MS3002 et son compresseur centrifuge entraîné en utilisant une approche basée sur une l'analyse spectrale. Par la suite une autre méthode a été proposer en collectant des mesures vibratoires pour une modélisation du compresseur centrifuge, cette méthode est basée sur l'approche neuro-floue de type ANFIS, elle a le but de créer un système équivalent capable de prendre des décisions sans consulter l'être humain pour détection de défauts vibratoires. Les résultats de cette méthode étaient satisfaisants en présence des défauts sur le compresseur examiné.

Mots clés : Analyses vibratoire, Turbine à gaz, réseaux de neurones, la logique floue, ANFIS

Abstract

The gas turbine is considered to be a very complex system due to its physical structure as well as its dynamic behavior caused by vibration phenomena. To avoid major breakdowns and degradation and ensure the proper functioning of large rotating machines such as gas turbines. Monitoring and diagnostic methods must be implemented to detect and locate vibration faults. The aim of this work is to propose a model for monitoring and diagnosing the vibrations of a GE MS3002 gas turbine and its centrifugal compressor driven using an approach based on spectral analysis. Subsequently another method was proposed, by collecting vibration measurements for a modeling of the centrifugal compressor, this method is based on the neuro-fuzzy approach of ANFIS type, it aims to create an equivalent system capable of taking decisions without consulting the human being for detection of vibratory faults. The results of this method were satisfactory in the presence of faults on the compressor examined

ملخص

يعتبر التوربين الغازي نظامًا معقدًا للغاية بسبب هيكله المادي وكذلك سلوكه الديناميكي الناتج عن ظاهرة الاهتزاز. لتجنب الأعطال والتدهور الكبير وضمان الأداء السليم للألات الدوارة الكبيرة مثل توربينات الغاز. يجب تنفيذ طرق المراقبة والتشخيص للكشف عن أخطاء الاهتزاز وتحديد موقعها. الهدف

من هذا العمل هو اقتراح نموذج لرصد وتشخيص اهتزازات التوربين الغازي **GE MS3002** وضغط الطرد المركزي مدفوعاً باستخدام نهج قائم على التحليل الطيفي. في وقت لاحق تم اقتراح طريقة أخرى، من خلال جمع قياسات الاهتزاز لنموذج ضاغط الطرد المركزي، تعتمد هذه الطريقة على النهج الضبابي العصبي لنوع **ANFIS** ، وتهدف إلى إنشاء نظام مكافئ قادر على أخذ القرارات دون استشارة الإنسان للكشف عن العيوب الاهتزازية. كانت نتائج هذه الطريقة مرضية في وجود أخطاء على الضاغط الذي تم فحصه.

Liste des abréviations

SE : Système Expert

BF : Base de faits

BR ; base de règles

RMS : Root Mean Square

FFT : Transformée de Fourier

WT : Wavelet Transforme (Les ondelettes)

HP : Haute pression

BP : Basse pression

GE : GENERAL ELECTRIC compagnie

ANFIS : Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System

PE : Processing Element

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

FIS : Système d'Inférence Flou

Position X : direction horizontale

Position Y : direction verticale

f_r : Fréquence de rotation

Chapitre I	1
I.1 Introduction	1
I.2 Surveillance et diagnostic	1
I.2.1 La surveillance	1
I.2.2 Le diagnostic	2
I.3 La surveillance et le diagnostic dans le cadre de la supervision	3
I.3.1 Principes de la supervision	3
I.3.2 Architecture générale de la supervision en ligne	3
I.4 Méthodes de surveillance	5
I.4.1 La surveillance avec modèle	5
I.4.2 La surveillance sans modèle	6
I.5 Techniques d'analyses	7
I.6 Généralité sur L'analyse vibratoire	7
I.6.1 Caractéristique d'une vibration	8
I.6.2 Méthodes de mesure vibratoire	9
I.6.3 Les capteurs de vibration	9
I.6.4 Positionnement des capteurs de mesures	10
I.7 Représentation temporelle	11
I.8 Représentation spectrale	12
I.8.1 Transformée de Fourier FFT	12
I.8.2 Les Ondelettes	13
I.8.3 Transformée d'une ondelette	13
I.9 Les principaux défauts dans les machines tournantes	14
I.9.1 Le balourd	14
I.9.2 Défaut d'alignement	15
I.9.3 Courbure d'arbre	17
I.9.4 Jeu d'arbre	18
I.10 Conclusion	18
Chapitre II	19
II.1 Introduction	19
II.2 Définition d'une turbine à combustion	19
II.2.1 Classification des turbines à combustion	20
II.3 Principe de fonctionnement d'une turbine à gaz	22
II.4 Description de la turbine à gaz GE MS-3002	23
II.4.1 Section aspiration	24
II.4.2 Section Compression	26

II.4.3	Section Combustion	28
II.4.4	Section Turbine	31
II.4.5	Section Echappement	35
II.4.6	Le multiplicateur (GEAR BOX)	37
II.4.7	Les Paliers	37
II.5	Compresseur Centrifuge (la charge)	39
II.6	Les systèmes de surveillance	39
II.6.1	MARVK VI	39
II.6.2	Système 1	40
II.7	Conclusion	41
Chapitre III		42
III.1	Introduction	42
III.2	Concept d'un Réseau de Neurone Artificiel	42
III.2.1	Modèle neuronal	42
III.2.2	Fonction d'activation	43
III.3	Architectures des réseaux de neurones artificiels	45
III.3.1	Réseaux Statiques « Feed-forward »	46
III.3.2	Réseaux Dynamiques « Feed-back »	47
III.4	L'apprentissage	47
III.4.1	L'apprentissage supervisé	48
III.4.2	L'apprentissage non supervisé	48
III.5	Algorithme de Back-Propagation	49
III.6	Système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS)	52
III.6.1	Le réseau Adaptative (Adaptive Network)	52
III.6.2	Système d'inférence Flou (FIS)	53
III.6.3	ANFIS architecture	54
III.7	Conclusion	57
Chapitre IV		58
IV.1	Introduction	58
IV.2	Premier cas d'étude : compresseur centrifuge	59
IV.2.1	Mesure Radiale du compresseur centrifuge	59
IV.2.2	Mesure Axiale du compresseur centrifuge	61
IV.3	Deuxième cas d'étude : Vibration de la turbine	62
IV.3.1	Variation de la vitesse du rotor HP et BP	62
IV.3.2	Mesure au niveau du palier 1 du rotor HP avec des vélocimètres	63
IV.3.3	Mesure au niveau du palier 1 et 2 du rotor BP avec des proximètres	65

Table des matières

IV.4	Troisième cas d'étude : Gear box (Multiplicateur)	66
IV.5	Surveillance du compresseur centrifuge à base de l'ANFIS	68
IV.6	Conclusion	71
	Bibliographie	75

Figure I-1 : Surveillance et diagnostic.....	1
Figure I-2: Structure général de la surveillance et diagnostic.....	3
Figure I-3 : Architecture général de la supervision en ligne.....	4
Figure I-4: Classification des méthode de surveillance.....	5
Figure I-5: structure d'un système expert.....	6
Figure I-6: Pourcentage des techniques d'analyse utilisées.....	7
Figure I-7: Représentation des différents amplitudes caractéristiques dans le cas d'un signal sinusoïdal	8
Figure I-8: Schéma d'un vélocimètre.....	10
Figure I-9: schéma d'un accéléromètre.....	10
Figure I-10: Positionnement des capteurs de déplacement à 90°	10
Figure I-11: Positionnement du capteur dans la direction axiale.....	11
Figure I-12 :signal temporel.....	11
Figure I-13: Représentation temporelle des différentes composantes d'un signal complexe...	11
Figure I-14: Transformée de Fourier	12
Figure I-15 : Spectre d'un défaut de balourd.....	15
Figure I-16: Défaut d'alignement parallèle	16
Figure I-17 : spectre d' un défaut d'alignement parallèle.....	16
Figure I-18: Défaut angulaire.....	16
Figure I-19: Spectre d'un défaut d'alignement angulaire.....	17
Figure I-20: Courbure d'arbre	17
Figure I-21: Spectre typique de courbure d'arbre	17
Figure I-22 : Exemple de spectre d'un jeu de palier	18
Figure II-1: Turbine à gaz modèle GE MS-5002	19
Figure II-2: Turbine Mono-arbre.....	20
Figure II-3 : Turbine à deux arbre	20
Figure II-4: Schéma de principe d'une turbine à cycle simple	21
Figure II-5: Schéma de principe d'une turbine à cycle combiné	22
Figure II-6 : Cycle de Brayton : Diagramme Entropie (S) -Température (T)	22
Figure II-7 : Vue en section d'une turbine à gaz.....	23
Figure II-8: Schéma typique du système d'aspiration.....	24
Figure II-9: Filtre auto-nettoyant.....	24
Figure II-10: Silencieux	25
Figure II-11: Plenum d'entrée.....	25
Figure II-12 : Carter d'admission.....	26
Figure II-13 : Carter avant et arrière du stator	27
Figure II-14: Rotor du compresseur axial.....	27
Figure II-15: Partie inférieure de l'enveloppe de combustion	28
Figure II-16 : Vue de coté sur les chambres de combustion.....	29
Figure II-17: Chemises des chambres de combustion	29
Figure II-18 : Pièces de transition	30
Figure II-19: Bougie d'allumage.....	30
Figure II-20: Détecteur de flamme	31
Figure II-21 : Enveloppe turbine	32
Figure II-22: Assemblage de la directrice du premier étage.....	33
Figure II-23 : Assemblage de la directrice du deuxième étage.....	33
Figure II-24 : Partie inférieure du diaphragme	34
Figure II-25: Rotor Turbine HP	34

Figure II-26 : Rotor Turbine BP	35
Figure II-27: Diffuseur des gaz d'échappement.....	36
Figure II-28: Plenum d'échappement	36
Figure II-29: photo réelle montrant un multiplicateur (Gear Box)	37
Figure II-30 : Palier elliptique (A), Palier à patins (B)	38
Figure II-31: Palier de butée actif (C), Palier de butée inactif (D).....	38
Figure II-32: Photo réelle du compresseur centrifuge de la base DP-STAH.....	39
Figure II-33 : Vue global sur la plateforme du MARK VI.....	40
Figure II-34 : Vue global sur la plateforme du système 1	40
Figure III-1:Correspondance entre un neurone biologique et un neurone artificiel, (a) Schéma d'un neurone biologique, (b) Schéma d'un neurone McCulloch et Pitts.....	43
Figure III-2: La fonction linéaire	44
Figure III-3: La fonction échelon	44
Figure III-4: Fonction d'activation unipolaire sigmoïde.....	45
Figure III-5: fonction d'activation bipolaire sigmoïde.....	45
Figure III-6: Architecture des réseaux de neurones statiques et dynamiques.....	46
Figure III-7: Architecture d'un réseau de neurone statique multicouche	47
Figure III-8: Réseaux Dynamique	47
Figure III-9: Processus d'un apprentissage supervisé.....	48
Figure III-10: Processus d'un apprentissage non supervisé	48
Figure III-11: Réseau de neurone de Trois couches.....	50
Figure III-12: Un réseau adaptative.....	53
Figure III-13: système d'interférence flou (FIS).....	54
Figure III-14 : (a) Sugeno FIS « if-then » et le mécanisme de la logique floue. (b) ANFIS Architecture.....	55
Figure IV-1 : Points de mesures au niveau du compresseur centrifuge	59
Figure IV-2: Signaux vibratoires au niveau des deux paliers du compresseur centrifuge	59
Figure IV-3 : Spectre du palier 1 du compresseur centrifuge	60
Figure IV-4 : Signal vibratoire du palier de butée	61
Figure IV-5 : spectre du palier de butée	61
Figure IV-6: Variation de la vitesse du rotor HP de la turbine	62
Figure IV-7: Variation de la vitesse du rotor BP de la turbine	63
Figure IV-8: Signal vibratoire du palier 1 de la turbine HP	63
Figure IV-9: Spectre au niveau du palier 1 de la turbine HP.....	64
Figure IV-10: Spectre d'application d'ondelettes	64
Figure IV-11 : Points de mesures au niveau de la turbine BP	65
Figure IV-12 : signaux vibratoires aux niveau des paliers de la turbine BP	65
Figure IV-13 : spectre du palier 2 du rotor BP	66
Figure IV-14 : Points de mesures au niveau de Gear Box.....	66
Figure IV-15: Signal vibratoire du palier 2 du multiplicateur direction horizontale	67
Figure IV-16 : Spectre du palier 2 au niveau du gear box.....	67
Figure IV-17 : les fonctions d'appartenances de types gaussiens.....	68
Figure IV-18 : entrainement de données	69
Figure IV-19 : test de données	69
Figure IV-20 : Estimation de la sortie du signal sans défaut avec la sortie ANFIS et l'erreur entre eux.....	69
Figure IV-21 : Signal vibratoire mesuré avec le signal de sortie du modèle ANFIS.....	70

Liste des figures

Figure IV-22 : le résidu entre le signal actuel mesuré et le signal de sortie du modèle ANFIS	70
Figure IV-23 : l'évaluation des défauts sur le système examinée.....	71

Liste des Tableaux

Tableau II- 1 : Types de paliers de la turbine MS-3002.....	38
Tableau IV-1: Seuils d'alarmes	60
Tableau IV-2: Tableau qui résume les vitesses de nos mesures au niveau de chaque partie du système	62

Introduction générale

Le monde de l'industrie dispose de machines et d'installations de plus en plus performantes et complexes, en particulier les turbines à gaz. Elles ont connu ces dernières années un développement considérable dans de nombreuses applications industrielles en particulier dans le domaine de la production d'énergie électrique, notamment en Algérie.

L'évolution de la turbine à gaz et son succès ont été conditionnés par l'amélioration de ces performances techniques. Les exigences de haute sécurité, la réduction des coûts d'exploitation, la maîtrise de la disponibilité des équipements et l'amélioration de leur fiabilité donnent à la maintenance des systèmes un rôle prépondérant. Elle doit permettre de n'intervenir qu'en présence d'éléments défectueux, de minimiser le temps de réparation, et de fournir un diagnostic fiable et facilement interprétable malgré la complexité des équipements. Cela implique la mise en place impérieuse d'une maintenance préventive qui est l'une des méthodes actuelles les plus utilisées dans l'industrie. Cette dernière est devenue un vrai métier avec ses propres concepts et méthodologie. Parmi les facteurs qui ont favorisé ce type de maintenance, nous pouvons citer l'automatisation, le diagnostic et la surveillance industrielle.

Le diagnostic peut être vu comme une tentative pour expliquer un comportement anormal du système en analysant ses caractéristiques pertinentes. C'est un raisonnement menant à l'identification de la cause d'une anomalie à partir des informations révélées par des observations (mesure, signe, symptôme) [1].

Dans ce contexte, de nombreuses approches ont été développées, en vue de la détection de défaillances et du diagnostic, par les différentes communautés de recherche en automatique, et intelligence artificielle. L'utilisation des techniques et des méthodes issues de l'intelligence artificielle (IA), comme par exemple les systèmes experts (SE), les réseaux de neurones artificiels (RNA), la logique floue sont considérées comme une solution performante pour le développement des systèmes de surveillance fiables.

L'analyse Vibratoire est devenue aujourd'hui un outil indispensable à tout service maintenance pour assurer la surveillance efficace de machines dont les pannes ou les marches dégradé présentent un risque majeur pour la sécurité du personnel, la production ou la qualité du produit fini.

Notre projet est consacré à faire des mesures vibratoires sur une turbine à gaz du type MS 3002 à l'unité de DP-STAH SONATRACH, AIN AMEINAS, et d'après les mesures

collectées et une prise de décision basée sur l'analyse spectrale en appliquons la Transformée de Fourier (FFT) pour détection de défaut, comme nous allons proposer une approche adaptative d'un système d'inférence neuro-flou (ANFIS) dans un tel schéma de détection de défaut.

Pour cela nous avons réparti notre travail en quatre chapitres qui sont les suivants :

Dans le premier chapitre, on présentera quelque concept de la surveillance et le diagnostic, et les modèles de surveillance. Puis on abordera l'analyse vibratoire en détails et on terminera par définir les principaux défauts dans une machine tournante et comment les détectées à l'aide de l'analyse vibratoire en utilisant la FFT.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons la turbine à combustion de manière générale, ces types selon la construction, son principe de fonctionnement, ainsi on décrira les sections constituant la turbine à gaz GE MS 3002, le compresseur centrifuge et ses systèmes de surveillance à SONATRACH.

Dans le troisième chapitre, nous allons présenter les réseaux de neurones en général, le système d'inférence floue et l'architecture du système neuro-floue du type ANFIS.

Dans le quatrième chapitre, la première partie sera consacrée à présenter nos résultats vibratoires obtenus, et les traités pour détecter et localiser des défauts. Et dans une deuxième partie on proposera un système capable de détecter la présence d'un défaut avec l'approche ANFIS à base de données réelles vibratoires.

Chapitre I

I.1 Introduction

Une machine se compose d'un ensemble de mécanismes et d'organes combinés destinés à transformer une énergie ou à transmettre un mouvement. Ces mécanismes, mobiles entre eux, ne peuvent fonctionner sans jeux, contraintes, efforts dynamiques et chocs dont les effets se manifestent principalement sous forme de vibrations et de bruits. Tout changement dans l'importance de ces jeux, de ces contraintes, efforts ou chocs, se traduit inmanquablement par une modification de l'intensité ou des fréquences de ces vibrations. Or, cette modification de comportement vibratoire constitue souvent la première manifestation physique d'une anomalie affectant la machine, cause potentielle à termes de dégradations, voire de pannes. Cette particularité fait de l'analyse des vibrations un outil d'investigation indispensable à l'assise d'une maintenance moderne.

Dans ce chapitre, nous présenterons la surveillance et le diagnostic. Ensuite nous allons présenter ces deux derniers dans le cadre de la supervision en ligne, comme nous allons aborder les méthodes de surveillance industrielle. Puis nous parlerons de l'analyse vibratoire, ses caractéristiques, les méthodes mathématiques du passage temps fréquences. Nous terminerons ce chapitre par les principaux défauts des machines tournantes qu'on peut les rencontrer.

I.2 Surveillance et diagnostic

I.2.1 La surveillance

La surveillance est le suivi temporel de l'évolution d'une machine par comparaison des relevés successifs de ses vibrations. Une tendance à la hausse de certains indicateurs par rapport à des valeurs de référence, constituant la signature, alerte généralement le technicien sur un dysfonctionnement probable [2].

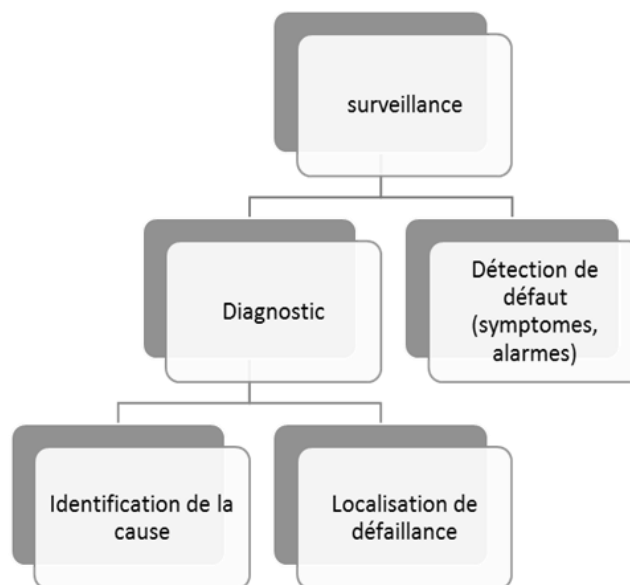


Figure I-1 : Surveillance et diagnostic

I.2.2 Le diagnostic

Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

Cette définition résume les deux tâches essentielles du diagnostic : l'observation des symptômes de la défaillance et l'identification de la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des observations du système [3].

Les deux étapes d'une méthode de diagnostic sont donc la localisation et l'identification des fautes sur les équipements responsables d'une ou plusieurs défaillances du système. L'étape de localisation permet d'isoler les équipements en panne, c'est-à-dire dans lesquels une faute est apparue.

L'étape d'identification détermine le type de faute apparue. Une fois le type de faute identifié et selon la connaissance disponible sur le système, il est parfois possible de propager les effets d'une faute sur les équipements du système afin de prédire les conséquences de ces défaillances [1].

En résumé, une procédure de diagnostic comprend deux étapes, une étape d'identification de défaut et une étape de localisation de défaut.

- **Localisation** : Cette étape s'exécute juste après qu'il ait une détection d'un défaut, elle consiste à repérer et à isoler l'élément défaillant et préparer ainsi la tâche à la prochaine étape qui est l'identification.
- **Identification** : Ici, on cherche à identifier les causes précises de cette anomalie grâce à des signatures répertoriées par les experts, et validées après expertise et réparation des dysfonctionnements. Les informations ainsi obtenues sont fournies au service de maintenance.

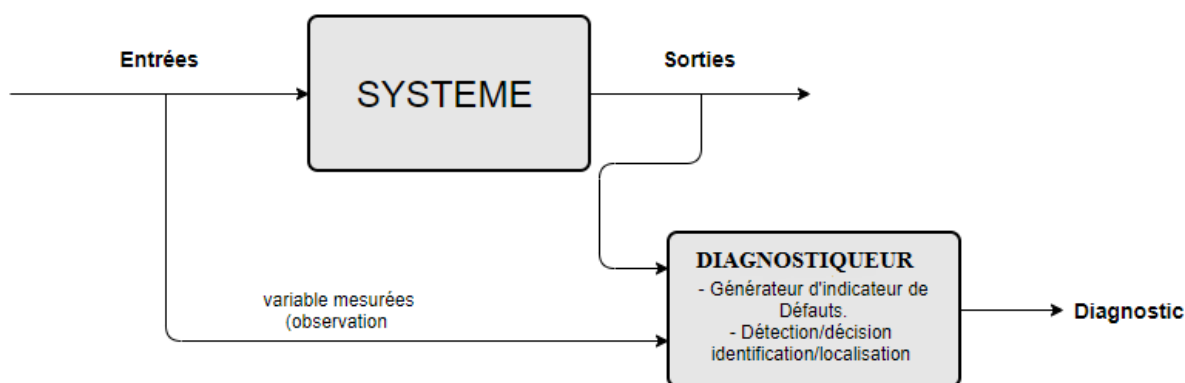


Figure I-2: Structure général de la surveillance et diagnostic

I.3 La surveillance et le diagnostic dans le cadre de la supervision

De manière générale, la supervision correspond à l'action de surveiller un système, afin de prendre des actions nécessaires si le système est hors de l'objectif de commande. De manière simple : la surveillance consiste à détecter le comportement présent du système en différenciant entre plusieurs états (normal et défaillants) du processus ; et le diagnostic est l'identification de la nature d'un dysfonctionnement, d'une difficulté.

On peut considérer aussi le diagnostic comme l'identification des causes des divers modes des processus, on inclut non seulement les modes de fonctionnement normal mais aussi les modes de défaillances, qui correspondent aux différents états que peut prendre un procédé affecté par une panne ou un dysfonctionnement, états qui sont beaucoup plus difficiles à prévoir [4].

I.3.1 Principes de la supervision

Le rôle de la supervision est de contrôler l'effet de la commande sur le procédé. Il s'agit alors de vérifier (surveiller) que le procédé est en fonctionnement normal. S'il ne l'est pas, il agit au moins pour éviter des dommages sur l'installation, pour limiter les arrêts intempestifs et au mieux pour garantir la continuité de la production. Un schéma de supervision inclut les tâches pour détecter l'état du système (surveillance), estimer les causes (diagnostic) et les tâches de corrections si le système s'écarte du point de fonctionnement (maintenance) [5].

I.3.2 Architecture générale de la supervision en ligne

A partir de l'observation d'un état de panne, la fonction diagnostic est chargée de retrouver la faute qui en est à l'origine. Ce problème est difficile à résoudre. En effet si, pour une faute donnée, il est facile de prédire la panne résultante, la démarche inverse qui consiste à identifier la faute à partir de ses effets, est beaucoup plus ardue. Une défaillance peut généralement être

expliquée par plusieurs fautes. Il s'agit alors de confronter les observations pour fournir la bonne explication. Dans la plupart des configurations industrielles, la surveillance se fait en ligne, dans ce cas, la figure suivante synthétise l'ensemble des fonctions connexes, en positionnant la surveillance dans le cadre de la supervision [6]

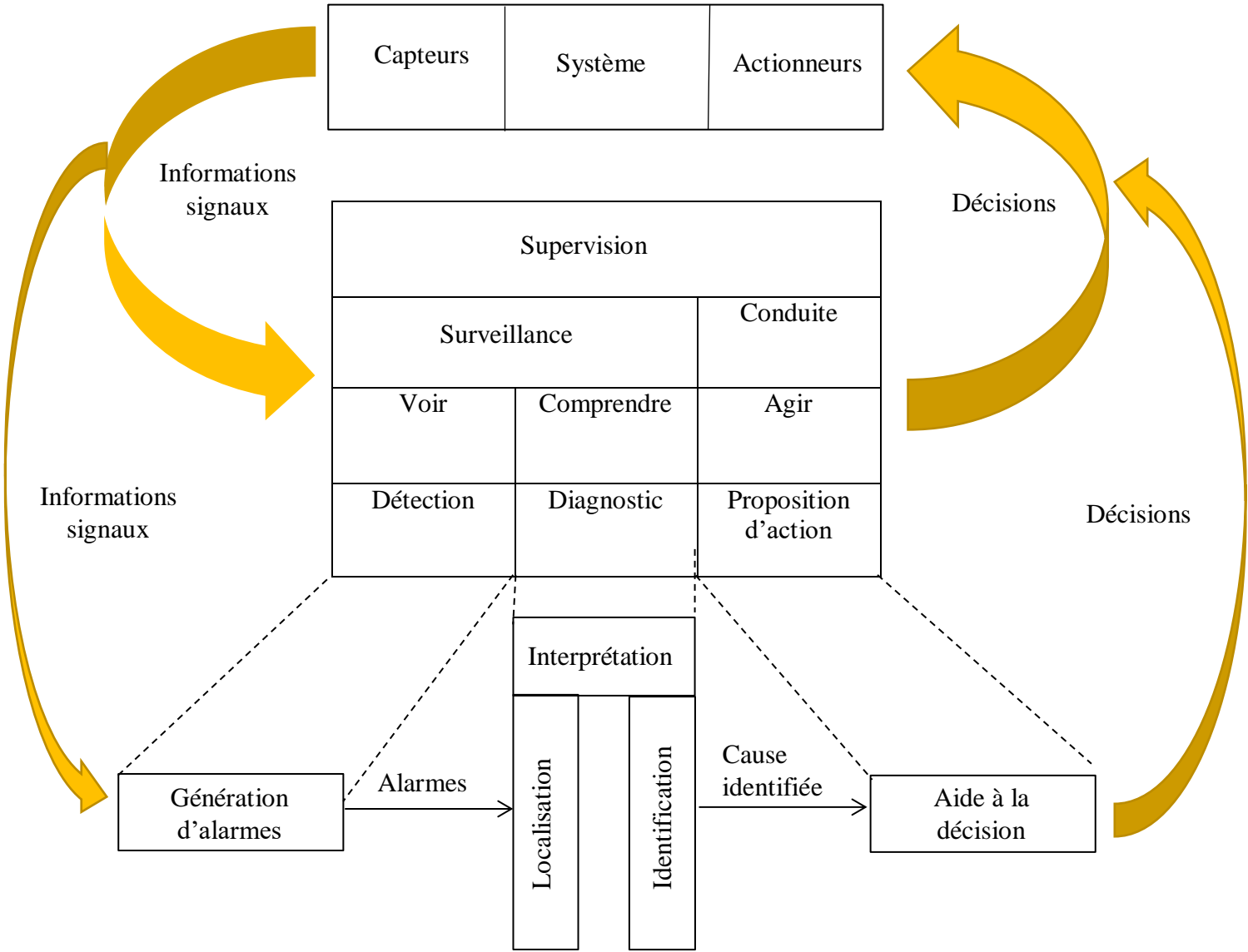


Figure I-3 : Architecture général de la supervision en ligne

I.4 Méthodes de surveillance

Les deux principaux critères de classification des méthodes de surveillance sont le type de connaissance utilisé, et la stratégie de diagnostic. Même si, il faut le souligner, la méthode de diagnostic utilisée dépend fortement du type de modèle, le type de la connaissance a priori sur le système reste le critère principal de classification des méthodes de surveillance. Les méthodes de surveillance sont principalement basées sur deux approches : les méthodes utilisant des modèles opératoires et celles utilisant des modèles de diagnostic. On les classe souvent en méthodes avec ou sans modèle [3].

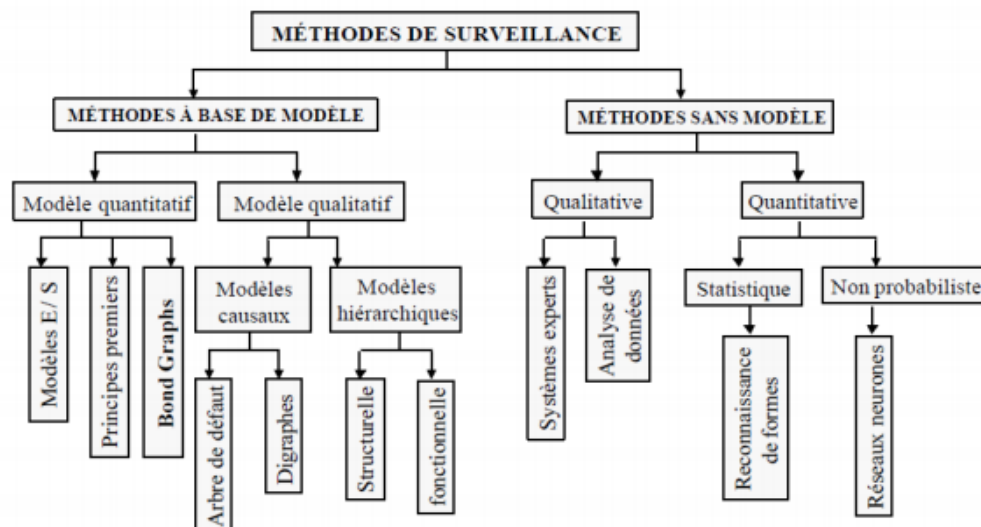


Figure I-4: Classification des méthodes de surveillance

I.4.1 La surveillance avec modèle

La surveillance avec modèle se base sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilise généralement les techniques de l'automatique. Les méthodes qui se basent sur une modélisation de l'équipement sont naturellement tributaires de l'existence ainsi que de la qualité d'une modélisation physique de l'équipement. Ce modèle servira de référence pour un fonctionnement nominal et tout écart par rapport au point de fonctionnement nominal est synonyme de défaillance. L'inconvénient de ces techniques est l'existence d'incertitudes de modélisation qui sont dues au fait que la modélisation physique ne prend pas en considération tous les paramètres et les aléas qui peuvent influencer sur une information d'un paramètre de surveillance.

Ces incertitudes de modélisation sont généralement prises en compte par le modèle d'une manière explicite [7].

I.4.2 La surveillance sans modèle

Cette catégorie de méthodologie est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Cette difficulté est justifiée par la complexité du système. En effet, seules les méthodes de diagnostic sans modèles sont opérationnelles pour ce type d'applications industrielles. Dans ce cas, on utilise les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle [8].

I.4.2.1 Méthodes Qualitatives

I.4.2.1.1 Systèmes expert

Un système expert (SE) est un logiciel destiné à assister l'homme en incorporant la connaissance et l'expérience des spécialistes. En d'autres termes le but de reproduire le raisonnement qui conduit un expert humain à prendre une décision sur l'état du système à partir d'observations de celui-ci, données sous forme symbolique [8].

Un SE est constitué de trois principaux éléments ; une base de connaissance, un moteur d'inférence et des interfaces utilisateurs.

- **La base de connaissance** : elle se compose généralement de deux parties : la base de faits et la base de règles. La base de faits (BF) regroupe toutes les observations faites sur le système à diagnostiquer. La base de règles (BR) contient les connaissances opératoires représentant le "savoir-faire" sur le domaine étudié.
- **Moteur d'inférence** : C'est le programme qui combine les faits, déclenche les règles applicables et génère de nouveaux faits. Le moteur répète le cycle suivant : sélection des règles, filtrage des règles, résolution des conflits et enfin exécution.
- **Interfaces utilisateurs** : Les interfaces utilisateurs permettent aux opérateurs de consulter le système expert. Ils peuvent ainsi vérifier et éventuellement mettre à jour leurs connaissances [9] .

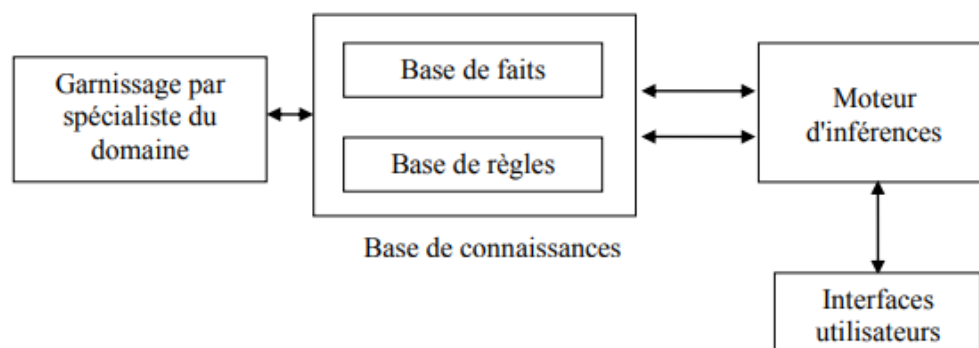


Figure I-5: Structure d'un système expert

I.4.2.2 Méthodes quantitatives

Les méthodes quantitatives consistent en l'exploitation des observations quantitatives, la seule information disponible, sous la forme de données historiques ou de traitement en ligne des signaux issus de capteurs. Parmi ces méthodes les réseaux de neurones artificiels que nous allons les voir en détails dans le troisième chapitre.

I.5 Techniques d'analyses

La surveillance d'un système est assurée en relevant périodiquement un indicateur d'état de dégradation (ou de performance). Il existe plusieurs techniques d'analyse telle que l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, la thermographie et l'analyse des huiles et des lubrifiants la (Figure I-6) montre le pourcentage d'utilisation de ces techniques [10].

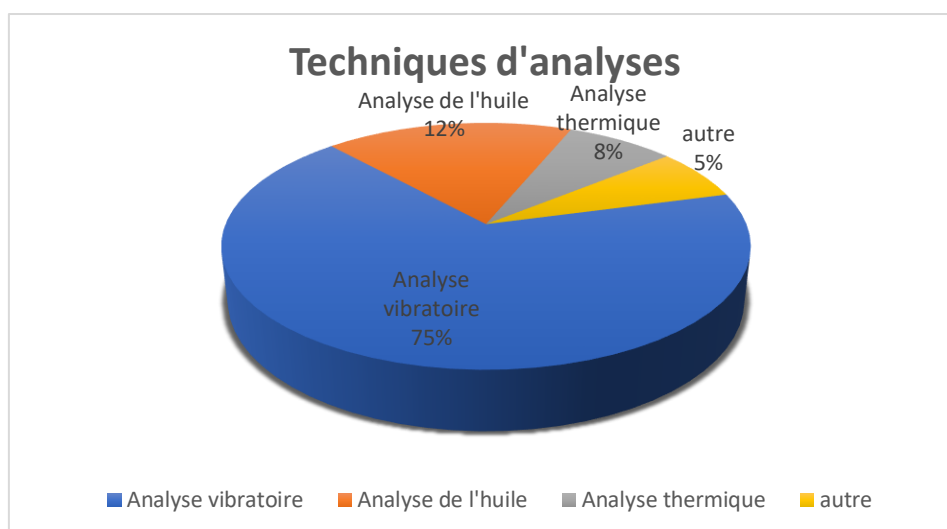


Figure I-6: Pourcentage des techniques d'analyse utilisées dans l'industrie

L'analyse vibratoire est la plus connue et la plus largement utilisée, car elle est adaptée aux composants mécaniques et aux machines industrielles en fonctionnement. Elle permet de détecter la majorité des défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes.

I.6 Généralité sur L'analyse vibratoire

Les techniques à base d'analyse vibratoire sont largement les techniques les plus célèbres dans le domaine de détection des défauts des machines tournantes.

En général, ils existent trois catégories de techniques de traitement du signal vibratoire pour le diagnostic de défauts des machines tournantes: les méthodes du **domaine temporel**, les méthodes **du domaine fréquentiel** et les méthodes **temps-fréquence**. [11]

Pour le domaine temporel, on trouve plusieurs techniques à savoir: facteur de crête, valeur efficace. Dans le domaine fréquentiel, les techniques utilisées sont basées sur l'analyse spectrale. Les techniques d'analyse temps-fréquence les plus utilisées sont : WT (wavelet transforme).

I.6.1 Caractéristique d'une vibration

I.6.1.1 La fréquence

La fréquence représente la cadence de répétition d'un phénomène ou le nombre de fois qu'il se reproduit en un temps donné. Lorsque l'unité de temps choisi est la seconde, la fréquence s'exprime en Hertz (Hz).

$$1 \text{ Hertz} = 1 \text{ cycle par second}$$

I.6.1.2 L'amplitude

On appelle **amplitude** d'un mouvement vibratoire la valeur de ses écarts par rapport à sa position d'équilibre.

De cette définition générale, la complexité d'un signal vibratoire réel conduit à définir plusieurs grandeurs pour caractériser son amplitude.

- **L'amplitude « crête »** : Elle représente l'amplitude maximale du signal par rapport à sa valeur d'équilibre.
- **L'amplitude « crête à crête »** : appelée « peak to peak » en anglais. Elle représente l'écart entre les amplitudes extrêmes du signal pour un temps d'observation donné. Dans le cas d'une vibration sinusoïdale, elle est parfois appelée « amplitude double »
- **L'amplitude « efficace » ou RMS en anglais (Root Mean Square)** : Comme en électricité, elle représente l'amplitude corrigée « statique » du signal redressé, indiquant ainsi l'énergie donnée par le mouvement vibratoire.

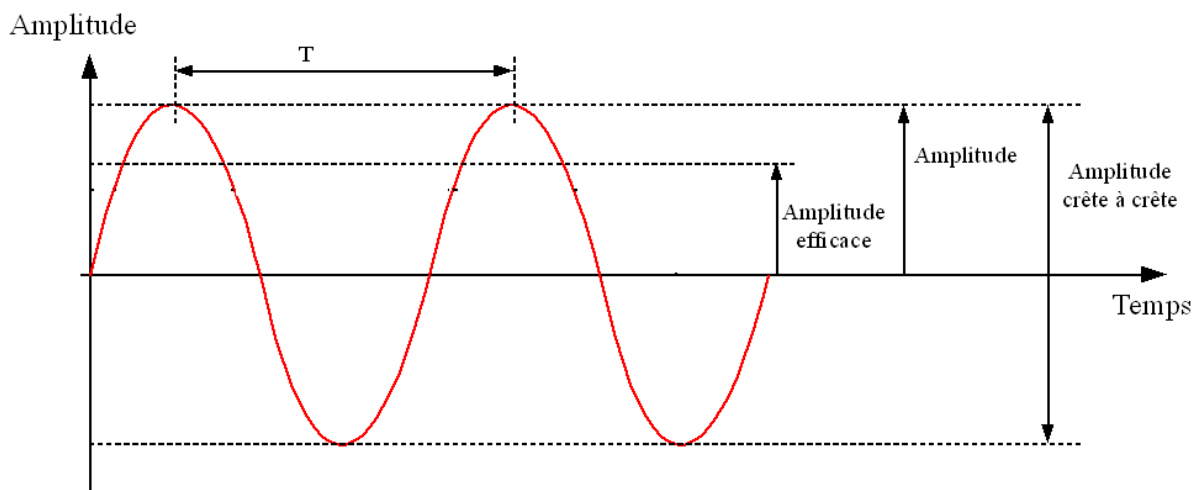


Figure I-7: Représentation des différents amplitudes caractéristiques dans le cas d'un signal sinusoïdal

I.6.2 Méthodes de mesure vibratoire

I.6.2.1 Caractéristique de mesure

I.6.2.1.1 Le déplacement

Mesuré en millimètres (*mm*) ou en micromètres (μm), le déplacement est le changement de distance ou de position d'un objet par rapport à une référence. Le déplacement est généralement mesuré à l'aide des capteurs de proximité.

I.6.2.1.2 La vitesse

Mesurée en millimètres par seconde (*mm/s*) ou pouce (inch) par seconde (*in/s*), la vitesse est la variation du déplacement d'un objet par rapport au temps, elle est mesurée à l'aide des vélocimétries.

I.6.2.1.3 L'accélération

L'accélération est la variation de la vitesse d'un objet dans le temps. La vibration en terme d'accélération est mesurée grâce à des accéléromètres. Son unité est (mm/s^2) ou (in/s^2).

I.6.3 Les capteurs de vibration

Le capteur, quelle que soit la nature du signal qu'il délivre (accélération, vitesse, déplacement) constitue le premier élément de la chaîne de mesure. Sa fonction est de transformer le mouvement vibratoire en un signal électrique.

I.6.3.1 Les proximètres

Les capteurs de déplacement ou proximètres (ou encore appelés capteurs de proximité) mesurent la distance comprise entre la surface surveillée (généralement celle d'un arbre tournant) et l'élément détecteur du capteur (appelée sonde). Un capteur de déplacement mesure le mouvement relatif de l'arbre par rapport au support sur lequel il est fixé (généralement le corps du palier)

I.6.3.2 Les vélocimètres

Les capteurs de vitesse ou vélocimètres sont constitués d'une sonde à contact dite sonde sismique qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée. Ce type de capteur présente l'avantage de ne nécessiter ni source d'alimentation ni préamplificateur.

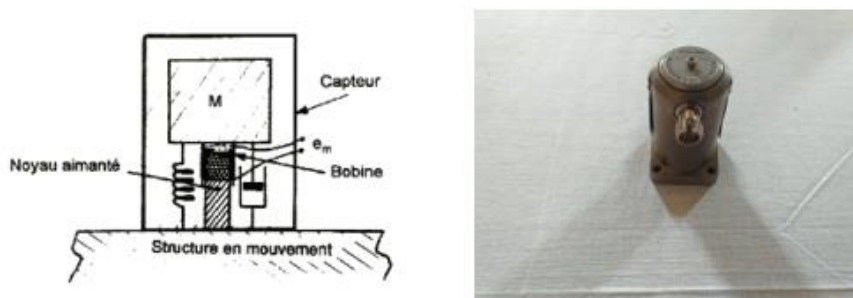


Figure I-8: Schéma d'un vélocimètre

I.6.3.3 Les accéléromètres

Leur principe de fonctionnement repose sur la propriété des matériaux piézo-électriques de générer une charge électrique proportionnelle à la contrainte de compression ou de cisaillement subie. Schématiquement (Figure I-9), un accéléromètre est composé d'un disque en matériau piézoélectrique qui joue le rôle d'un ressort sur lequel repose une masse sismique précontrainte. Quand la masse se déplace sous l'effet d'une accélération, elle exerce sur le disque piézoélectrique des contraintes, induisant à la surface de ce dernier une charge électrique proportionnelle à cette accélération. [12]

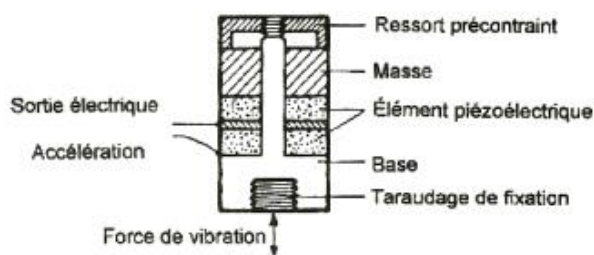


Figure I-9: schéma d'un accéléromètre

I.6.4 Positionnement des capteurs de mesures

I.6.4.1 Position radiale

Deux capteur de proximité orienté perpendiculairement au centre de l'arbre et avec une séparation de $90^\circ \pm$ de façon à pouvoir déterminer l'orbite de déplacement de l'arbre dans son palier. [13]

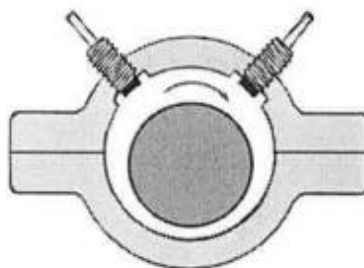


Figure I-10: Positionnement des capteurs de déplacement à 90°

I.6.4.2 Position axiale

La position axiale est une mesure de la position ou du changement d'un rotor dans le sens axial par rapport à une référence fixe. Généralement, la référence est la structure de support du palier axial ou une autre partie sur laquelle est monté le capteur. [13]

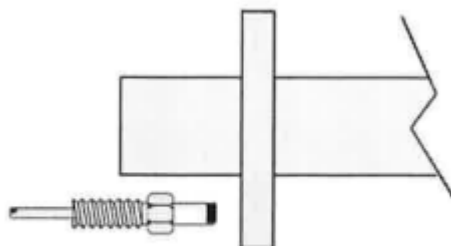


Figure I-11: Positionnement du capteur dans la direction axiale

I.7 Représentation temporelle

Le signal vibratoire délivré par un capteur peut être représenté de différentes façons. La première qui vient à l'esprit est la représentation de chaque événement en fonction de sa progression dans le temps

Cette représentation est d'ailleurs utilisée pour suivre le comportement vibratoire d'une machine en fonction de ses paramètres de fonctionnement pour l'étude. [14]

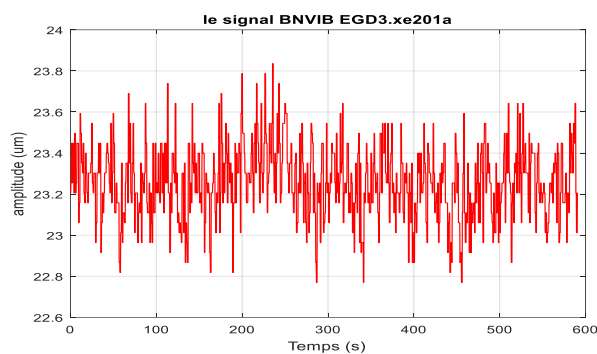


Figure I-12 :signal temporel

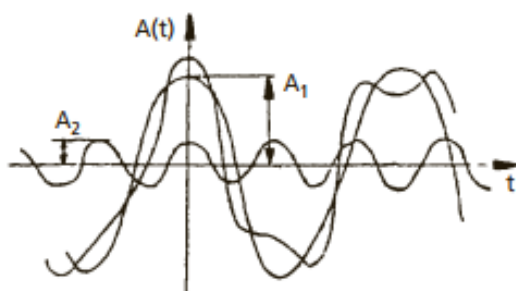


Figure I-13: Représentation temporelle des différentes composantes d'un signal complexe

I.8 Représentation spectrale

Un spectre est un graphe dans lequel sont représentées les amplitudes et les fréquences de toutes les composantes vibratoires induites par le fonctionnement d'une machine. Chaque composante est représentée par un segment vertical appelé raie dont l'abscisse représente la fréquence et l'ordonnée l'amplitude. [14]

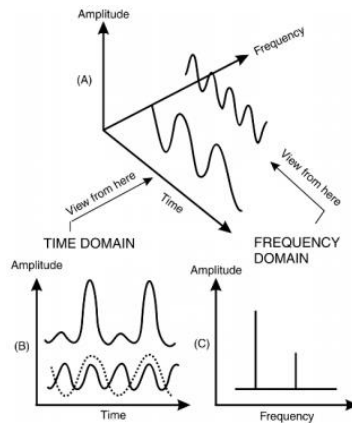


Figure I-14: Transformée de Fourier

I.8.1 Transformée de Fourier FFT

L'analyse « en fréquence » est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier, qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement par exemple permet sa localisation. Dans la pratique, on utilise la transformée de Fourier discrète rapide (FFT) sur des signaux numérisés [15]:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad \text{I-1}$$

- Où $X(f)$: est la transformée de Fourier.
- t : est la variable temps.
- f : est la variable fréquence.

$$X(K\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X(nt_e)e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad \text{I-2}$$

Où $X(K\Delta f)$ est la transformée de Fourier discrète rapide, t_e est la période d'échantillonnage du signal temporel, n est le numéro de l'échantillon, k est le numéro de la ligne fréquentielle, Δf est l'intervalle entre deux raies fréquentielles, N est le nombre d'échantillons prélevés.

I.8.2 Les Ondelettes

I.8.2.1 Définition des ondelettes

L'ondelette est considérée comme une forme d'onde avec une durée effective limitée et une valeur moyenne nulle. On peut aussi la définir comme une fonction qui vibre similairement à des sinusoides sur une certaine plage d'espace et qui s'amortit très fortement à l'extérieur de cette plage. Pour décomposer un signal $s(t)$ sur des fonctions d'ondelettes, il faut commencer avec une seule fonction bien localisée et bien oscillante $\Psi(t)$ appelée ondelette mère. La mère des ondelettes va engendrer les autres ondelettes de la famille $\Psi_{a,b}(t)$ par dilatation et par translation dans le temps.

La comparaison des ondelettes aux ondes sinusoidales permet de constater que : les sinusoides représentent une analyse essentielle de Fourier, elles n'ont pas une durée limitée, et s'étendent de moins au plus et elles permettent une prédiction ; quant aux ondelettes, elles sont irrégulières et asymétriques. Du point de vu mathématique, les ondelettes sont des fonctions élémentaires sur lesquelles sera décomposé le signal $s(t)$. Ces fonctions offrent une analyse temps-fréquence. Elles peuvent être également introduites à partir d'une seule fonction $\Psi(t)$ appelée ondelette analysante (ou mère) ; ensuite, les ondelettes $\Psi_{a,b}(t)$ seront construites par dilatation et par translation [16] [17]:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{I-3}$$

L'ondelette mère $\Psi(t)$ permet de déduire toutes les fonctions $\Psi_{a,b}(t)$ de la famille d'ondelettes, le paramètre (b) positionne l'ondelette sur l'axe du temps, alors que le paramètre (a) contrôle la fréquence de l'ondelette (contraction: haute fréquence, dilatation: basse fréquence).

Si $|a| \ll 1$, l'ondelette $\Psi_{a,b}(t)$ devient très concentrée de l'ondelette mère $\Psi(t)$ et le contenu fréquentiel tournera vers les hautes fréquences du plan d'analyse.

Si $|a| \gg 1$, l'ondelette $\Psi_{a,b}(t)$ est très large et le contenu fréquentiel se déplacera vers les basses fréquences du plan d'analyse.

Si on fait varier le paramètre de dilatation (a), l'ondelette garde le même nombre d'oscillations

I.8.3 Transformée d'une ondelette

La transformée en ondelette permet une localisation en temps et en fréquence. La transformée en ondelette $TO(a,b)$ est définie comme le produit scalaire entre $\Psi_{a,b}(t)$ et le signal $s(t)$ selon l'équation suivante [18] [16] [17]:

$$TO(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad \text{I-4}$$

I.9 Les principaux défauts dans les machines tournantes

Certains défauts de machines tournantes sont détectés à l'aide de l'analyse vibratoire. Nous allons maintenant examiner en détail chacun des cas ci-dessus et voir comment ils se manifestent dans analyse des vibrations. [19]

I.9.1 Le balourd

Le balourd est le résultat d'un ensemble de forces engendrées par les écarts existant entre les centres de gravité des différents éléments constituant le rotor et son axe de rotation. Cette force centrifuge, issue de ces défauts de « non-concentricité » ou d'ajustage, est proportionnelle à la masse de matière qui crée ce déséquilibre et au carré de la vitesse. Elle génère des efforts tournants qui vont agir sur les différents éléments constitutifs du rotor, les ancrages de la machine et les paliers jusqu'à entraîner leur dégradation. [14]

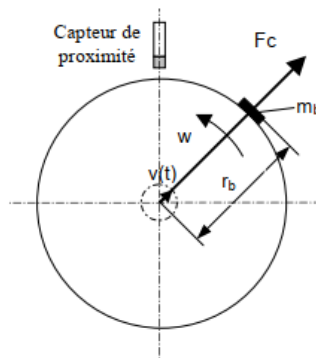


Figure I-16: Force centrifuge

Le balourd, peut provenir de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, mais aussi :

- d'une altération mécanique (perte d'ailette, érosion ou encrassement...)
- d'une altération thermique ou d'une déformation suite à des dilatations différentes des matériaux constituant le rotor ou encore à des différences de température localisées (balourd thermique) [20]

$$F_c = m_b w^2 r_b \quad [N] \quad \text{I-5}$$

m_b : masse théorique du balourd [Kg]

w^2 : pulsation ou vitesse angulaire [rad/s]

r_b : rayon théorique du balourd [m]

Un défaut de balourd est donc révélé par une composante d'amplitude élevée à la fréquence de rotation du rotor en direction radiale. [21]

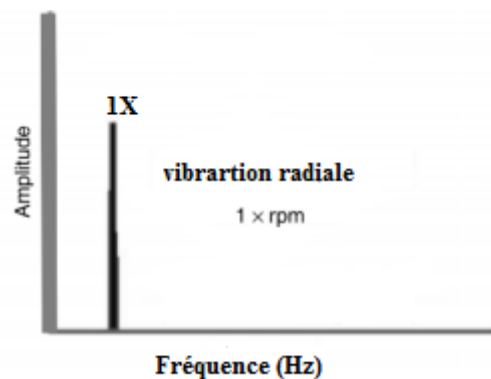


Figure I-15 : Spectre d'un défaut de balourd

L'amplitude de cette vibration croît fortement avec la vitesse de rotation. Elle se traduit sur le spectre par la présence d'une composante prépondérante à la fréquence de rotation du rotor.

La vibration radiale due au déséquilibre se mesure au mieux sur les paliers selon deux directions perpendiculaires au moyen soit :

- d'accéléromètres dont on intègre une fois le signal de sortie (unité en mm/s crête),
- de capteurs de proximité mesurant la vibration relative d'arbre (unité en μm crête).

I.9.2 Défaut d'alignement

Le défaut d'alignement est l'une des principales causes de réduction de la durée de vie des différents composants (accouplements, roulements, engrenages...) constituant un équipement. Il crée des efforts importants qui vont entraîner la dégradation rapide du système d'accouplement. Outre la dégradation de l'accouplement, ces efforts, dus à un défaut de montage ou à une usure des éléments d'entraînement. [14] [10]

I.9.2.1 Types de défauts d'alignement

Un désalignement est créé lorsque les axes des arbres des deux rotors sont pas correctement alignés le long de leurs axes. Les deux types de désalignement sont angulaires et parallèles (défaut de concentricité), ou une combinaison de tous les deux. [19]

I.9.2.1.1 Défaut Parallèle (concentricité)

En direction radiale, de composantes d'ordre 2, rarement 3 ou 4 de la fréquence de rotation dans le cas d'une non concentricité, avec des amplitudes généralement supérieures à celle de la composante d'ordre 1 comme le montre la (Figure I-16)

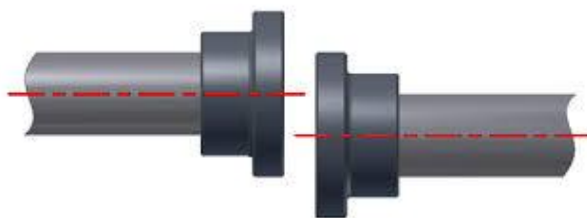


Figure I-16: Défaut d'alignement parallèle

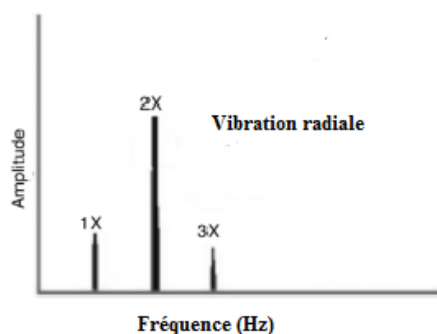


Figure I-17 : spectre d' un défaut d'alignement parallèle

I.9.2.1.2 Défaut Angulaire

En direction axiale, de composantes dont les fréquences correspondent à l'ordre 2 ou 3 de la fréquence de rotation (parfois à l'ordre 1) et dont les amplitudes sont supérieures à celles des composantes radiales correspondantes dans le cas d'un désalignement angulaire. [22]



Figure I-18: Défaut angulaire

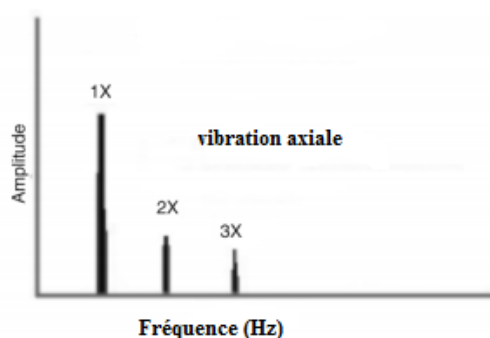


Figure I-19: Spectre d'un défaut d'alignement angulaire

I.9.3 Courbure d'arbre

Deux paliers du même arbre d'une machine : les axes des deux paliers d'un même corps de machine ne sont pas concentriques. Cette anomalie peut être la conséquence d'un défaut de montage d'un palier.



Figure I-20: Courbure d'arbre

Lorsque on a une courbure d'arbre les vibrations dans la direction radiale ainsi que dans la direction axiale seront élevées. Les vibrations axiales peuvent être supérieures aux vibrations radiales. La FFT aura normalement des composants $1 \times$ et $2 \times$ de la fréquence de rotation.

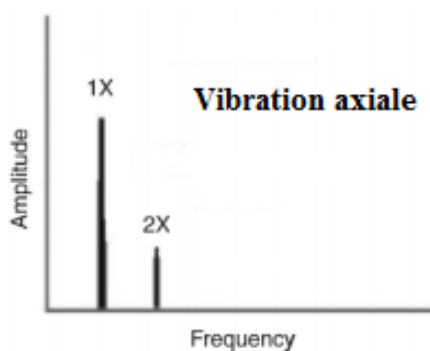


Figure I-21: Spectre typique de courbure d'arbre

I.9.4 Jeu d'arbre

Elle est normalement causée par un mauvais ajustement entre les composants, palier et rotor, ce qui produira de nombreuses harmoniques dans la FFT en raison de la réponse non linéaire des pièces détachées aux forces d'excitation du rotor.

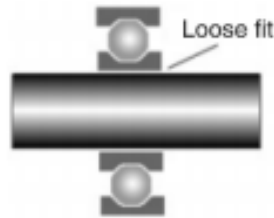


Figure I-22 : Exemple de spectre d'un jeu de palier

I.10 Conclusion

A travers ce chapitre on a présenté la surveillance et le diagnostic dans les systèmes industriels. On a parlé des méthodes de surveillance avec modèle et sans modèle, l'utilisation de cette dernière dans la surveillance est très nécessaire, car la plupart des systèmes industriels sont des systèmes complexes, dont le modèle physique est difficile à trouver ou introuvable.

Dans la deuxième partie nous nous sommes approfondies à l'analyse vibratoire sur les machines tournantes et son rôle sur la localisation du défaut et le diagnostic. Comme on a présenté quelques défauts connus sur les machines tournantes et comment les localiser à l'aide de la FFT.

Chapitre II

II.1 Introduction

Les turbines à gaz ont une très grande utilité dans l'industrie, leurs grandes puissances, le bon fonctionnement ainsi que les hautes performances font d'elles un des moyens les plus sollicités pour l'entraînement des charges mécaniques comme des générateurs d'électricités, compresseurs et pompes.

Dans ce chapitre, nous présenterons la turbine à combustion de manière générale, sa classification selon la construction mécanique et thermodynamique. Ensuite nous présenterons son principe de fonctionnement. Puis nous décrirons la turbine à gaz GE MS 3002 sur laquelle nous avons appliqué nos mesures et enfin nous parlerons de leurs systèmes de surveillance à SONATRACH.

II.2 Définition d'une turbine à combustion

Une turbine à combustion est une machine tournante qui convertit l'énergie thermique, résultat de la combustion d'un mélange air-combustible, en une énergie mécanique (rotation d'un arbre) capable d'entraîner une charge. La charge varie selon les applications : Elle peut être un alternateur pour la génération d'énergie électrique, un compresseur centrifuge pour des applications telles que la réinjection de gaz naturel.

C'est une machine qui tourne à grande vitesse dans la puissance varie entre 5 MW et 500 MW selon les modèles. Son rendement est de l'ordre de 25% et peut atteindre jusqu'à 40% pour les turbines de nouvelles génération. Elle peut fonctionner avec plusieurs types de combustible (gaz naturel, combustible liquide...) et son autonomie peut atteindre une année sans interruption.



Figure II-1: Turbine à gaz modèle GE MS-5002

II.2.1 Classification des turbines à combustion

Les turbines à gaz peuvent être classées selon plusieurs critères. Dans ce qui suit, nous présentons deux classifications : selon la configuration mécanique et selon le cycle thermodynamique.

II.2.1.1 Classification selon la construction mécanique

II.2.1.1.1 Turbine mono-arbre

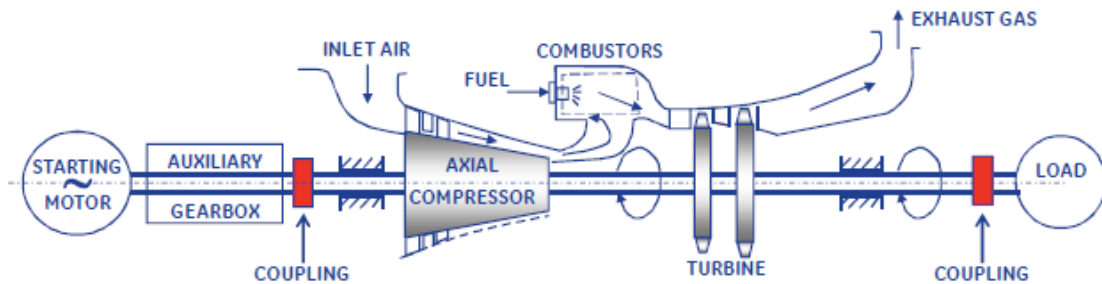


Figure II-2: Turbine Mono-arbre

Dans ce type de turbine à gaz, le compresseur axial, les turbines de détente et la machine entraînée sont sur le même arbre. Cette solution à l'avantage d'une grande simplicité mais conduit à une plage d'utilisation de vitesse limitée, a un moins bon rendement à charge partielle qu'une turbine à deux arbres. De plus, le moteur de lancement doit entraîner l'ensemble de la ligne d'arbre.

La turbine à un arbre est le plus souvent utilisée pour l'entraînement d'alternateur dont la vitesse de rotation est constante. [23]

II.2.1.1.2 Turbine à deux arbres

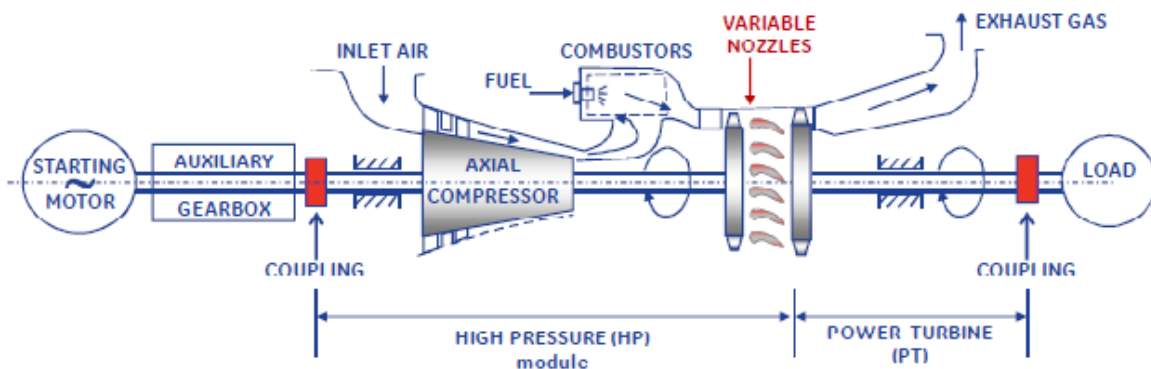


Figure II-3 : Turbine à deux arbre

Dans ce type de machine, les directrices variables du deuxième étage (variable nozzles) divisent l'énergie de la combustion entre les deux roues turbines. Cela permet de tourner le compresseur axial dans la plage de fonctionnement tolérable et aussi de tourner la roue BP à des vitesses variables afin répondre aux exigences du processus.

- La turbine HP entraîne le compresseur d'air et les pompes mécaniques attelées par l'intermédiaire d'un arbre.
- La turbine BP assure la fourniture d'énergie à la machine entraînée

La turbine à deux arbres est sur le plan mécanique plus complexe que la turbine à un arbre. Par contre, elle permet d'obtenir un meilleur rendement à charge partielle, elle s'adapte particulièrement bien à l'entraînement d'un compresseur dont la prise en charge s'effectue lors de la montée en vitesse et permet de travailler sur une large plage de vitesse. A noter également la puissance réduite du moteur de démarrage qui n'entraîne que le premier arbre. [24] [25]

II.2.1.2 Classification selon le cycle thermodynamique

II.2.1.2.1 Turbine à cycle simple

C'est une turbine utilisant un seul fluide pour la production de l'énergie mécanique. Après la détente, les gaz possédant encore un potentiel énergétique sont perdus dans l'atmosphère à travers l'échappement. [26]

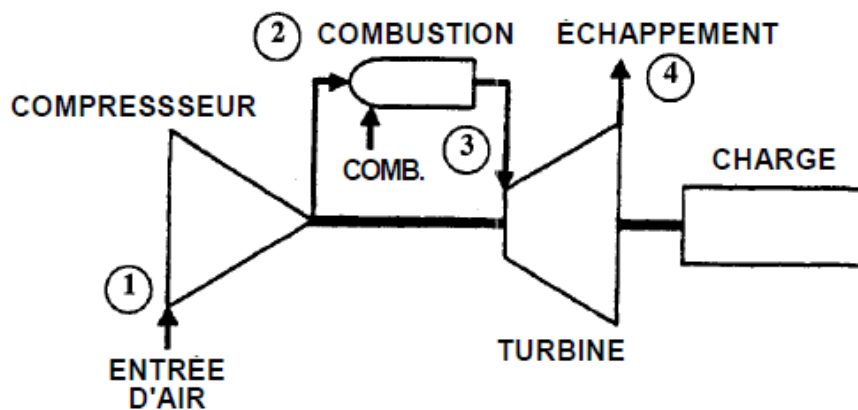


Figure II-4: Schéma de principe d'une turbine à cycle simple

II.2.1.2.2 Turbine à cycle combiné

C'est une turbine dont le cycle thermodynamique fait intervenir plusieurs fluides moteurs dans le but d'augmenter le rendement et la puissance de l'installation. Le débit de gaz chaud (environ 500°C) sortant de l'échappement est envoyé vers un système de récupération de chaleur. Dans ce système, le gaz chaud va permettre la vaporisation de l'eau. Cette vapeur sera

utilisée, à son tour, pour faire tourner un autre étage de turbine situé sur le même arbre. Le schéma suivant illustre le principe de la turbine à cycle combiné. [27] [28]

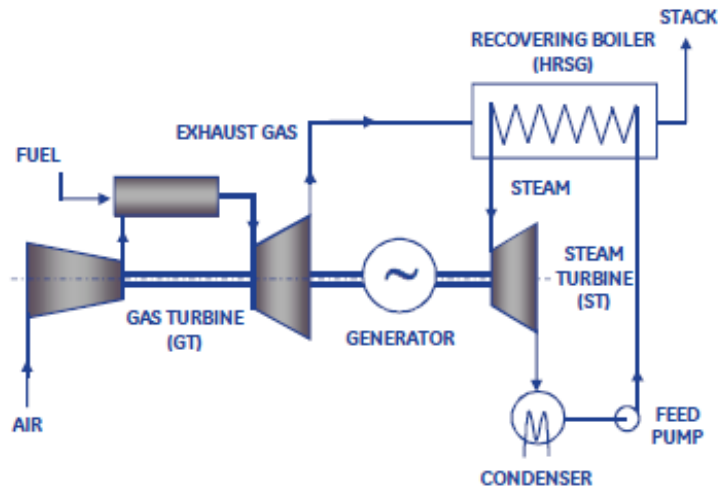


Figure II-5: Schéma de principe d'une turbine à cycle combiné

II.3 Principe de fonctionnement d'une turbine à gaz

Le fonctionnement de la turbine à gaz à cycle simple peut être décrit par le cycle de Brayton (Figure II-6)

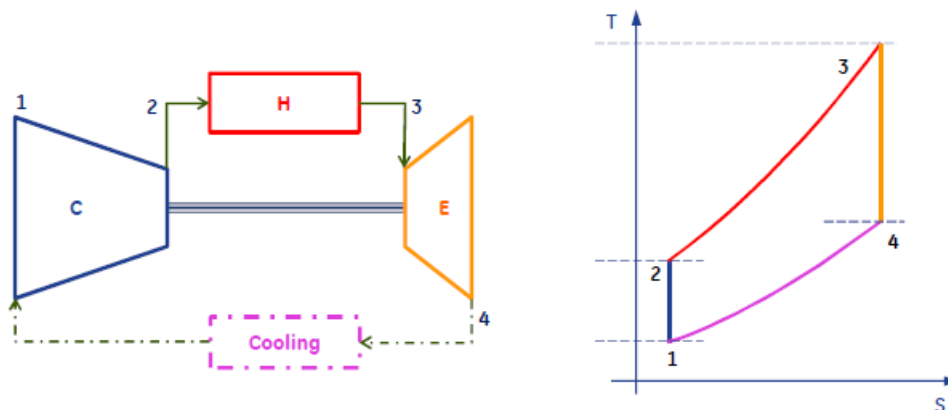


Figure II-6: Cycle de Brayton : Diagramme Entropie (S) -Température (T)

L'air entre dans le compresseur au point (1) qui représente les conditions de l'air atmosphérique (valeurs de pression et de température). L'air est comprimé à l'intérieur du compresseur et sort dans les conditions indiquées au point (2). La température de l'air et sa pression augmentent en raison de la compression polytropique.

Après avoir traversé le compresseur, l'air entre dans la chambre de combustion pratiquement dans les mêmes conditions qu'au point (2). Le combustible est injecté dans la chambre de combustion par l'intermédiaire des brûleurs et la combustion a lieu à pression constante. La transformation entre le point (2) et (3) ne représente pas seulement la combustion. En effet, la température du processus réel de combustion atteint localement dans la zone de

combustion à côté des brûleurs des valeurs d'environ 2000°C qui sont trop haute pour la résistance des matériaux en aval. Par conséquent, la température finale de la transformation au point (3) est inférieure car c'est le résultat du mélange de gaz de combustion avec l'air de refroidissement et de dilution.

La transformation suivante entre le point (3) et (4) représente l'expansion des gaz à travers la section de la turbine qui convertit l'énergie thermique et pression en une énergie cinétique et eu moyen de la rotation de l'arbre en une énergie mécanique. Cette énergie mécanique est partagée entre l'arbre haute pression HP qui fournit le travail de compression et l'arbre basse pression BP qui entraîne la charge (alternateur, compresseur...). [26] [29]

Il faut savoir que plus de 50% de l'énergie produite par la détente dans la section turbine est utilisée pour tourner le compresseur axial.

II.4 Description de la turbine à gaz GE MS-3002

La turbine modèle MS-3002 est une unité à entraînement mécanique à deux arbres, cycle simple. L'ensemble de la turbine à gaz consiste en cinq (05) sections principales :

- Section aspiration
- Section compression
- Section combustion
- Section expansion (turbine)
- Section échappement

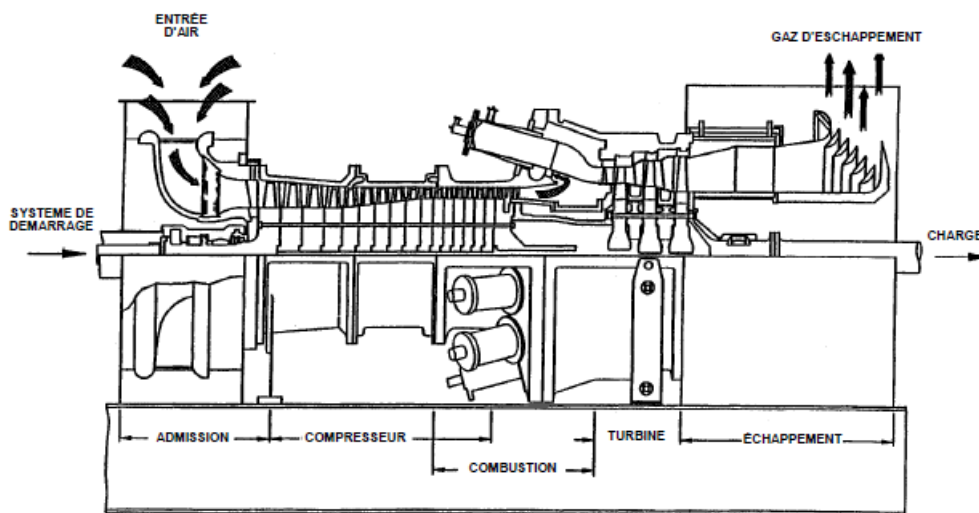


Figure II-7 : Vue en section d'une turbine à gaz

Dans ce paragraphe, nous allons décrire les différentes sections d'une turbine à gaz. Chaque section fera l'objet d'une description détaillée des différents éléments qui la compose.

II.4.1 Section aspiration

Le rendement et la fiabilité de la turbine à gaz dépendent de la qualité et la pureté de l'air qui entre dans la turbine à gaz. En conséquence, pour une exploitation efficace, il est nécessaire de traiter l'air atmosphérique par le filtrage des contaminants. C'est la fonction de la section d'aspiration. La (Figure II-8) Ci-dessous représente un schéma global du système d'aspiration. [30]

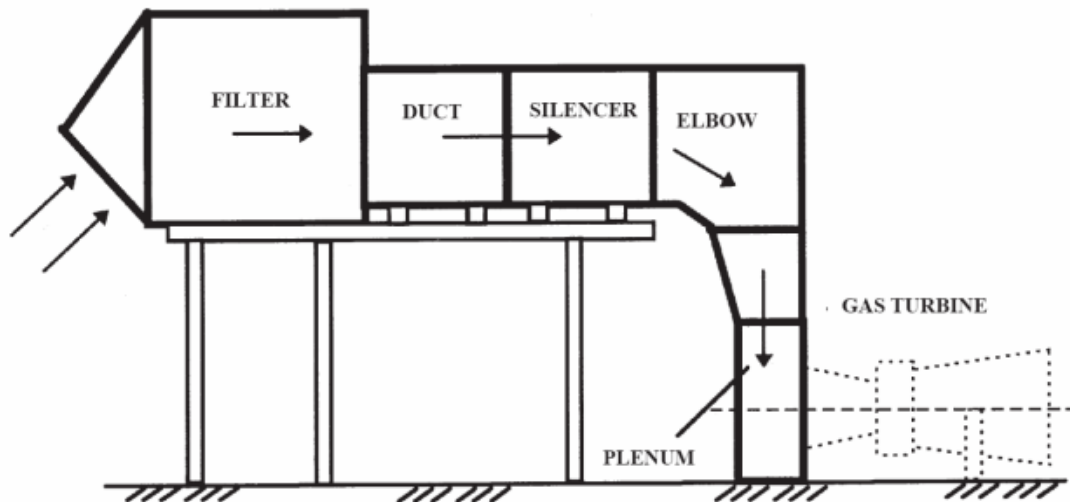


Figure II-8: Schéma typique du système d'aspiration

Le système d'aspiration se compose des éléments suivants :

II.4.1.1 Filtre auto-nettoyant

Son rôle est de délivrer un air sans poussières, ni fumées, ni vapeur d'hydrocarbures pour éviter l'érosion ou le dépôt de contaminants sur les ailettes du compresseur axial.



Figure II-9: Filtre auto-nettoyant

II.4.1.2 Silencieux

Le silencieux est formé d'un conduit avec revêtement acoustique qui comprend des chicane d'amortissement de bruit construits avec un matériau isolant. La configuration des chicane en position parallèle a été conçu afin d'éliminer le son fondamental du compresseur et d'atténuer le bruit d'autres fréquences aussi. Il est représenté sur la figure suivante :

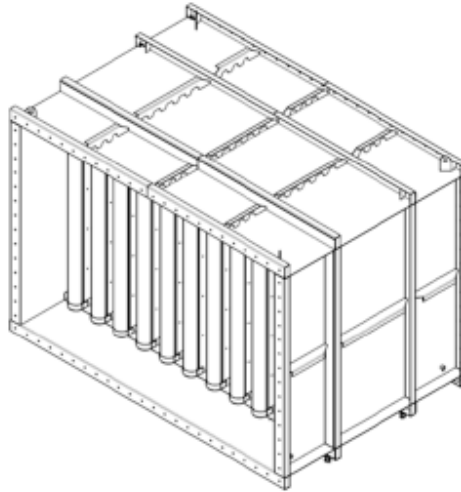


Figure II-10: Silencieux

II.4.1.3 Plenum d'entrée

Sa géométrie est très importante du point de vue aérodynamique puisque la direction du flux d'air change. Il va permettre d'alimenter le compresseur avec de l'air sans créer de vibration.



Figure II-11: Plenum d'entrée

II.4.2 Section Compression

La section du compresseur à flux axial est formée du carter d'admission, du rotor du compresseur et du stator. Dans le compresseur, l'air est enfermé dans l'espace entre le rotor et le stator où il est comprimé à travers une série d'étages alternés d'aubes mobiles (rotor) et d'aubes fixes (stator) à profile aérodynamique. Les aubes du rotor augmentent la vitesse de l'air puis les aubes du stator transforment cette énergie cinétique en une pression. Dans ce qui suit, nous détaillons les éléments qui compose la section compression. [31]

II.4.2.1 Carter d'Admission

Le carter d'admission dirige le débit de l'air vers les premiers étages du compresseur. Il comprend l'ensemble du palier N°1 et les joints d'étanchéité à air.

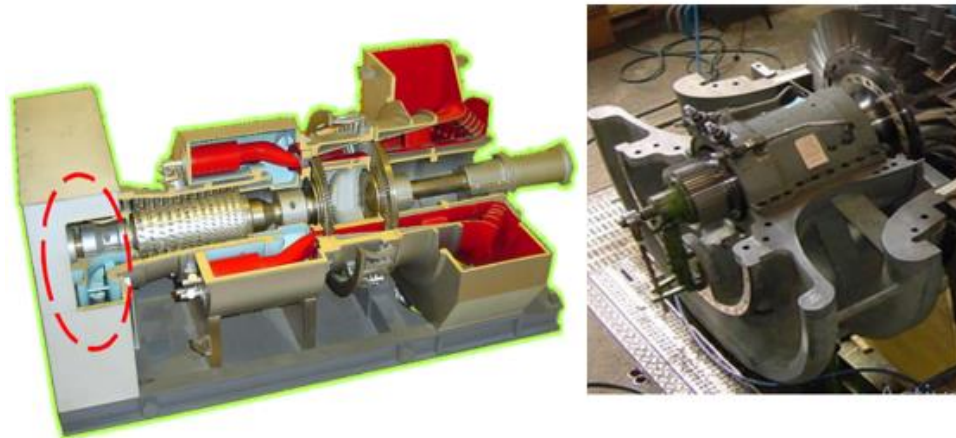


Figure II-12 : Carter d'admission

II.4.2.2 Le Stator du Compresseur

Il forme la structure externe principale de la turbine à gaz. Il supporte le rotor à l'endroit des paliers et constitue la paroi externe de l'espace annulaire de la veine des gaz. L'alésage du corps a, pour des raisons d'efficacité, des tolérances serrées par rapport aux extrémités d'aubes du rotor. Il est composé de 16 étages d'aubes fixes montées dans des segments demi-circulaires rainurés. L'ensemble aubes et segments du stator sont alors montés dans des rainures en queue d'aronde, usinées dans la paroi du corps d'admission. Une longue clavette de blocage, montée dans une rainure usinée dans une bride de raccordement horizontale de la moitié inférieure du corps, empêche ces ensembles de tourner dans les rainures du stator [32]. Il est représenté sur la (Figure II-13) suivante :

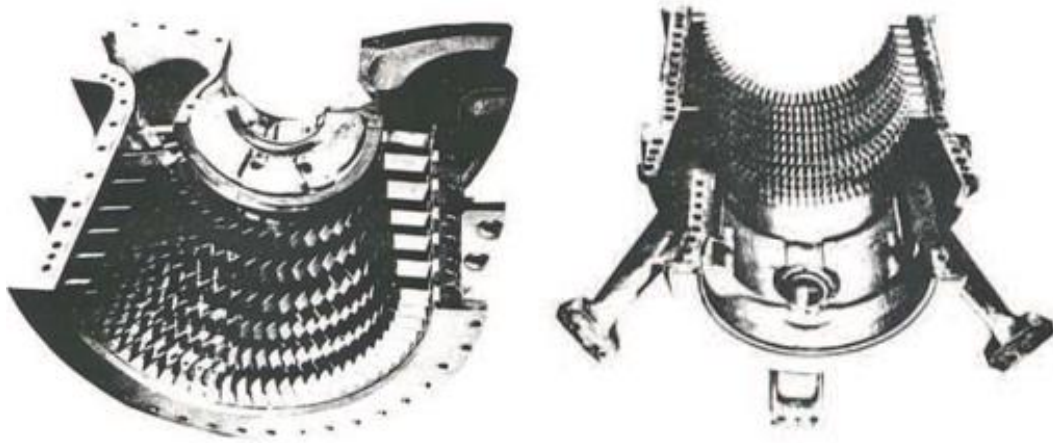


Figure II-13 : Carter avant et arrière du stator

II.4.2.3 Le Rotor du Compresseur

Le rotor du compresseur est un assemblage composé de quinze roues, d'un demi arbre, de tirants et des aubes du rotor du compresseur. Chaque roue comporte des rainures brochées dans les quelle s'insèrent les aubes et sont maintenues en place dans le sens axial par des entretoises, elles même bloquées à chaque extrémité des rainures. [33]



Figure II-14: Rotor du compresseur axial

II.4.3 Section Combustion

La section combustion de la turbine à gaz comprend six (06) chambres de combustion, trois du côté gauche et trois du côté droit. Chaque chambre de combustion contient un chapeau, une chemise de combustion, et un injecteur de combustible. Les trois chambres de combustion de chaque côté sont connectées entre elles par le biais de tubes d'interconnexion. L'enveloppe de combustion renferme quant à elle les six pièces de transition qui acheminent les gaz chauds vers la section turbine.

De plus, la section combustion est dotée de (02) bougies d'allumage et de (02) détecteurs de flamme de chaque côté ce qui fait un total de (04) bougies d'allumage et (04) détecteurs de flamme.

Le combustible est envoyé dans chaque chemise des chambres de combustion par un injecteur de combustible monté dans le couvercle de la chambre de combustion et pénétrant dans la chemise, la combustion du mélange air-combustible est déclenchée par les bougies. La flamme est détectée par les détecteurs de flamme qui donnent le signal au système de contrôle pour passer aux étapes suivantes du démarrage. Ci-dessous, la description de chaque élément de la section combustion.

II.4.3.1 Enveloppe de Combustion

L'enveloppe de combustion soutient les six chambres de combustion et renferme les six pièces de transition. C'est un élément soudé entourant la partie arrière du corps de refoulement du compresseur et recevant l'air de refoulement du compresseur à flux axial.

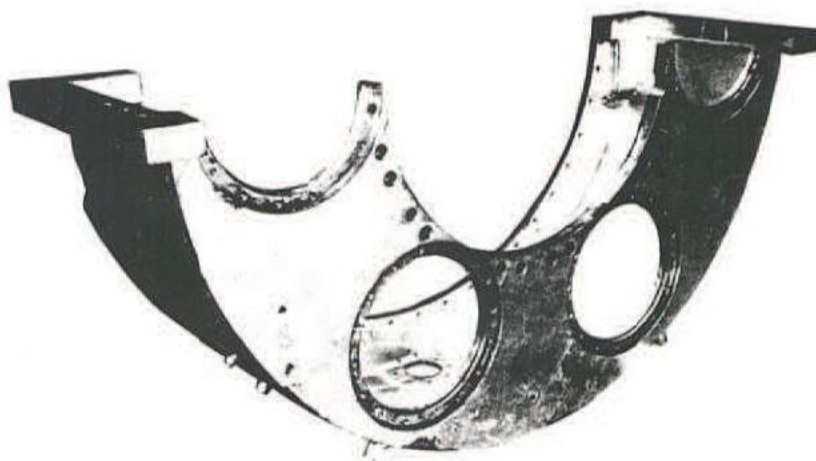


Figure II-15: Partie inférieure de l'enveloppe de combustion

II.4.3.2 Chambre de combustion

Ces corps de combustion sont numérotés de 1 à 6 et peuvent être identifiés en regardant en bas de l'entrée de la turbine et en comptant dans le sens inverse d'horloge d'une position midi. Pendant le fonctionnement, l'air du compresseur va dans l'enveloppe de combustion et dans l'espace annulaire entre les chambres de la chemise et la paroi de protection. L'air à haute pression circule dans la chemise et est mélangé avec le combustible et s'allume. Les gaz chauds résultant circulent dans la chemise et dans la pièce de transition puis sont acheminés vers la section turbine. Les détecteurs de flamme installés dans quatre des chambres envoient un signal au système de commande pour lui indiquer qu'il y a eu allumage. [33]



Figure II-16 : Vue de coté sur les chambres de combustion

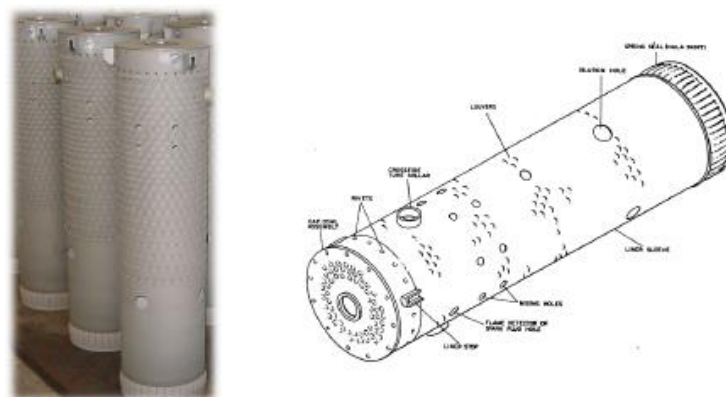


Figure II-17: Chemises des chambres de combustion



Figure II-18 : Pièces de transition

II.4.3.3 Bougies d'allumage

La combustion du mélange combustible-air est déclenchée par les bougies avec électrodes rétractables. Les bougies sont installées dans les chambres N°1 et N°2 du côté gauche et les chambres N°5 et N°6 du côté droit et reçoivent l'énergie à partir des transformateurs d'allumage. Les autres chambres sans bougies sont allumées à travers les tubes d'interconnexion.

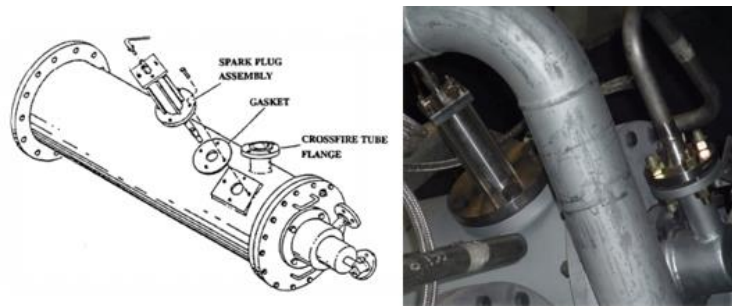


Figure II-19: Bougie d'allumage

II.4.3.4 Détecteurs de Flamme

Les détecteurs de flamme sont installés dans la chambre N°2 et N°3 au côté gauche et dans la chambre N°4 et N°5 au côté droit. Le détecteur de flamme ultraviolet est formé d'un capteur de flamme, contenant un détecteur rempli de gaz. Le gaz qui se trouve dans le détecteur de flamme est sensible à la présence de la radiation ultraviolette émise par une flamme hydrocarbonée. Un voltage de courant alternatif, fourni par l'amplificateur, est répandu aux terminaux du détecteur. Si la flamme est présente, l'ionisation du gaz dans le détecteur permet la circulation dans le circuit, en activant les électroniques de donner une certaine flamme de sortie. En opposition, l'absence de la flamme génère la sortie 'aucune flamme.



Figure II-20: Détecteur de flamme

II.4.4 Section Turbine

La section turbine est celle où les gaz chauds venant de la section combustion sont convertis en énergie mécanique. Cette section comprend les éléments suivants : le corps de la turbine, la directrice de premier étage, la roue de la turbine premier étage (appelée également turbine haute pression), la directrice à aubes variables de deuxième étage et la roue de la turbine de deuxième étage (appelée également turbine basse pression). Cette section comprend aussi le diaphragme et l'étanchéité air et la veine des gaz entre les divers étages. Pour faciliter l'entretien, toutes les pièces du stator peuvent être fondues en deux dans le sens horizontal. Ci-dessous le détail de chaque composant [34] [35].

II.4.4.1 Stator de Turbine

La caisse de la turbine est un des principaux éléments structuraux de la turbine à gaz ; elle est boulonnée extérieurement à l'avant aux entretoises du corps de refoulement du compresseur et extrêmement à l'arrière au cadre d'échappement. Dans la caisse de la turbine se trouvent les ensembles suivants, qui établissent la veine des gaz de la chambre de combustion au cadre d'échappement, en passant par la roue de la turbine : les cloisons et les segments de protection de la directrice de premier étage, les segments de parois interne et externe de la veine des gaz entre-étages, le diaphragme et l'étanchéité air du deuxième étage, et enfin les cloisons et les segments de protection de la directrice de deuxième étage. La bague de commande, qui actionne les cloisons de la directrice de deuxième étage à angle variable est soutenue par des galets montés sur la paroi extérieure de la caisse de la turbine.

La paroi interne de la caisse de la turbine est isolée des pièces de la veine des gaz chauds, sauf aux surfaces nécessaire de positionnement de la directrice et des segments de protection.

L'air de refoulement du compresseur, qui fuit au-delà des segments de la directrice de premier étage dans l'espace entre la paroi isolée de la caisse de la turbine et la paroi extérieure de la veine des gaz entre-étage, contribue à dissiper la chaleur dégagée par la paroi extérieure de la

veine de gaz. Les trous d'extraction de la bride de la caisse correspondent à ceux de la bride verticale avant du cadre d'échappement. L'air ambiant passe par ces trous pour refroidir l'arrière de la caisse de la turbine et les entretoises du cadre d'échappement dans la veine d'échappement. [36] [33]

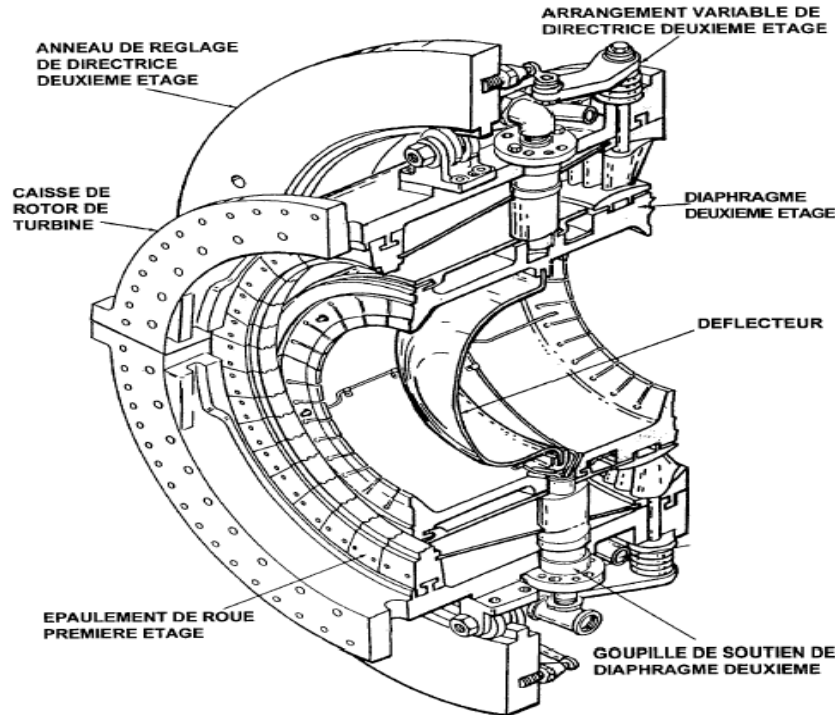


Figure II-21 : Enveloppe turbine

II.4.4.2 Directrice première étage

La directrice de premier étage comprend les segments d'aube directrice montés dans une bague de retenue, soutenue dans la veine des gaz par un dispositif de fixation de la caisse de la turbine. La conception de l'ensemble de la directrice et la disposition de son support dans la caisse tiennent compte de la dilatation thermique due aux gaz chauds, et maintiennent l'ensemble correctement aligné dans la veine des gaz. Une autre caractéristique particulière de conception permet de démonter facilement la moitié inférieure de la directrice sans retirer le rotor [37] [38].

La bague de retenue de la directrice est fendue en deux sur le plan horizontal et les deux moitiés sont réunies par des boulons. Les segments d'aubes directrices ont des cloisons à profil aérodynamique situées entre une paroi latérale interne et une paroi latérale externe. Ces cloisons de la directrice sont creusées avec des trous de purge traversant la paroi de séparation à proximité du bord de fuite ce qui permet le passage de l'air de refroidissement des directrices. L'air de refoulement du compresseur venant de l'enveloppe de combustion passe autour de la bague de

retenue, puis dans les cloisons creuses de la directrice et sort enfin par les trous de purge de la veine des gaz d'échappement. Cette veine d'air sert à refroidir les profils de la directrice.

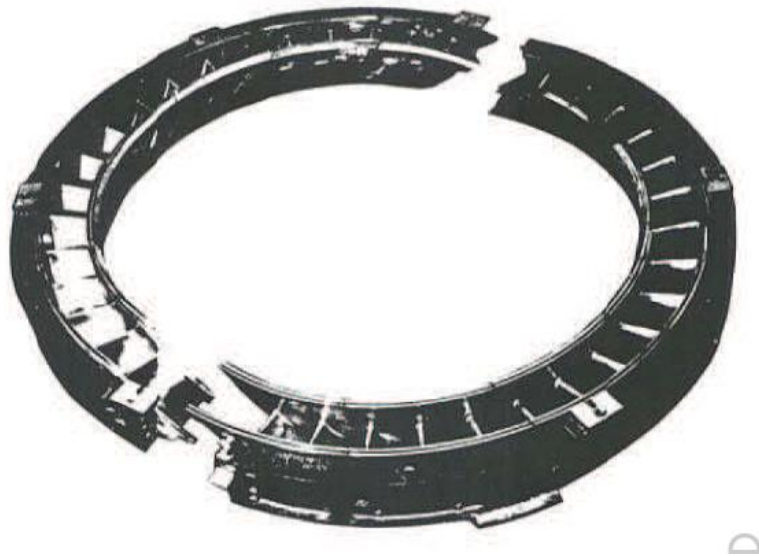


Figure II-22: Assemblage de la directrice du premier étage

La directrice de deuxième étage comprend les cloisons (déflecteurs) formant une directrice à angle variable dans l'espace circulaire de la veine des gaz, juste à l'avant de la turbine de deuxième étage. Ces cloisons peuvent être déplacées en même temps grâce à des arbres saillants dans la caisse de la turbine à travers des douilles. Des leviers, fixés à l'extrémité des arbres, sont reliés par maillons à des montants d'une bague de commande qui tourne sous l'action d'un cylindre hydraulique [39] [36].

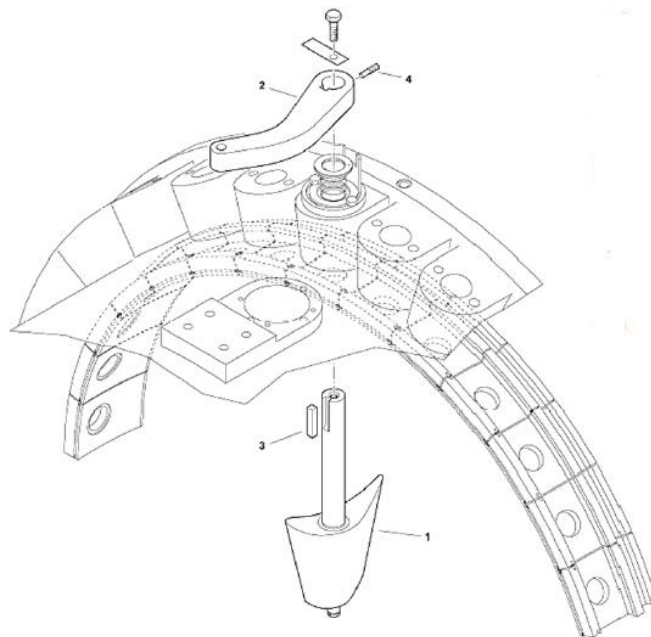


Figure II-23 : Assemblage de la directrice du deuxième étage

II.4.4.3 Ensemble Diaphragme

Le diaphragme est soutenu entre les roues de la turbine de premier étage et celles de la turbine de deuxième étage par six chevilles creuses radiales traversant la caisse de la turbine et aboutissant dans des trous percés dans la paroi du diaphragme. Ce diaphragme est une pièce cylindrique fendue en deux sur le plan horizontal. Un joint d'air est installé dans une rainure du diaphragme pour séparer les deux étages de la turbine et former l'espace roues arrière de la turbine de premier étage et l'espace roues avant de la turbine de deuxième étage. L'air de refroidissement est envoyé dans les espaces roues pour refroidir les roues de la turbine et fermer hermétiquement la venue des gaz. Les flasques du diaphragme comportent les joints des roues qui empêchent les gaz chauds de s'échapper dans les espaces roues [36].



Figure II-24 : Partie inférieure du diaphragme

II.4.4.4 Rotors Turbine

La turbine à gaz dispose de deux rotors séparés : celui du 1^{er} étage ou turbine haute pression (HP), qui entraîne le compresseur à flux axial et les accessoires entraînés par l'arbre, et le rotor de la turbine de 2^{ème} étage, ou turbine basse pression (BP), qui entraîne la charge.



Figure II-25: Rotor Turbine HP



Figure II-26 : Rotor Turbine BP

Les deux rotors de la turbine sont alignés dans la section turbine, mais sont mécaniquement indépendants l'un de l'autre, ce qui permet aux deux turbines de tourner à des vitesses différentes. La roue de la turbine du premier étage est boulonnée directement sur le demi arbre arrière du rotor du compresseur de manière à former un rotor haute pression.

La roue de deuxième étage est boulonnée sur un arbre de la roue pour former le rotor de turbine basse pression. Ce rotor de turbine de puissance est soutenu par deux paliers : le coussinet lisse N°3 situé à l'avant du cadre d'échappement et le palier de butée et coussinet lisse N°4 situé dans un logement de palier boulonné à l'arrière du cadre d'échappement [40].

II.4.5 Section Echappement

Le système d'échappement est la portion de la turbine dans laquelle les gaz utilisés pour faire marcher les roues de la turbine sont dirigés à travers le diffuseur du gaz d'échappement et les modules silencieux et cheminée d'échappement avant d'être libérés dans l'atmosphère.

II.4.5.1 Diffuseur du gaz d'échappement

Il se situe juste derrière la section turbine et permet de diminuer les turbulences et la vitesse des gaz d'échappement.



Figure II-27: Diffuseur des gaz d'échappement

II.4.5.2 Plenum D'échappement

Le plenum d'échappement est le début du conduit d'échappement qui reçoit le débit du gaz provenant du diffuseur. Il permet l'augmentation du volume des gaz et les pousse vers le silencieux.

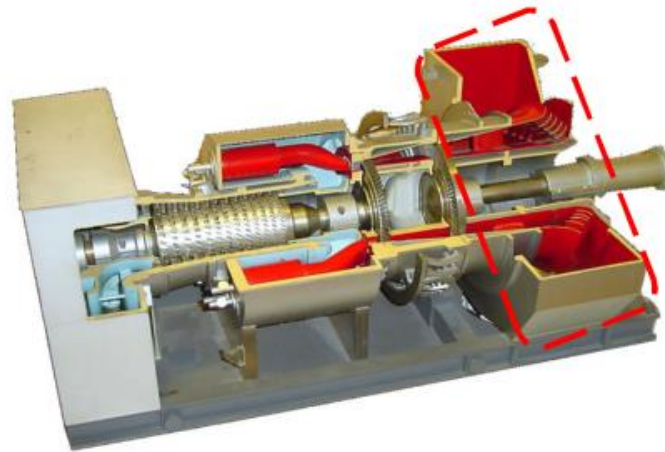


Figure II-28: Plenum d'échappement

II.4.5.3 Module Silencieux d'échappement

Il est conçu du point de vue acoustique de manière à atténuer le bruit des gaz d'échappement. Cet effet est obtenu en utilisant le concept du silencieux à chicanes parallèles. Cela permet l'atténuation des sons de basse et haute fréquences.

II.4.5.4 Cheminée d'Echappement

La cheminée d'échappement est conçue pour libérer les gaz d'échappement dans l'atmosphère bien au-dessus de la ligne de base de la machine et avec une vitesse adéquate pour une dispersion optimale des particules des gaz.

II.4.6 Le multiplicateur (GEAR BOX)

Permet de multiplier la vitesse de rotation de la turbine pour entraîner le compresseur centrifuge. Il se constitue d'engrenage mécanique des différents diamètres, le tout est émergé dans l'huile de glissement pour éviter le frottement [41].



Figure II-29: photo réelle montrant un multiplicateur (Gear Box)

II.4.7 Les Paliers

La turbine à gaz MS-3002 à quatre paliers principaux qui supportent le rotor HP et le rotor BP. Les paliers sont numérotés 1, 2, 3 et 4. Le palier N°1 est localisé dans le corps d'entrée du compresseur. Le palier N°2 est localisé dans le corps de refoulement du compresseur. Les paliers N°3 et N°4 se trouvent dans des carcasses séparées, boulonnées au tambour interne du cadre d'échappement. Les paliers N°1 et N°2 soutiennent le rotor haute pression et les paliers N°3 et N°4 soutiennent le rotor basse pression. Deux paliers de butées sont installés aux extrémités de chaque rotor pour limiter le déplacement axial. Les types de paliers utilisés sont mentionnés dans le tableau ci-dessous :

N° Palier	sorte	Type
1	Palier	Elliptique
	Butée (active)	Patin oscillant (six patins) auto-égaliseurs
	Butée (inactive)	cordon conique
2	Palier	Elliptique
3	Palier	patin oscillant (cinq patins)
4	Palier	patin oscillant (cinq patins)
	Butée (active)	Patin oscillant auto-égaliseurs
	Butée (inactive)	Patin oscillant non-égaliseurs

Tableau II- 1 : Types de paliers de la turbine MS-3002

Tous les paliers de la turbine sont lubrifiés sous pression par huile de graissage. Les figures suivantes illustrent tous les types de paliers en question.

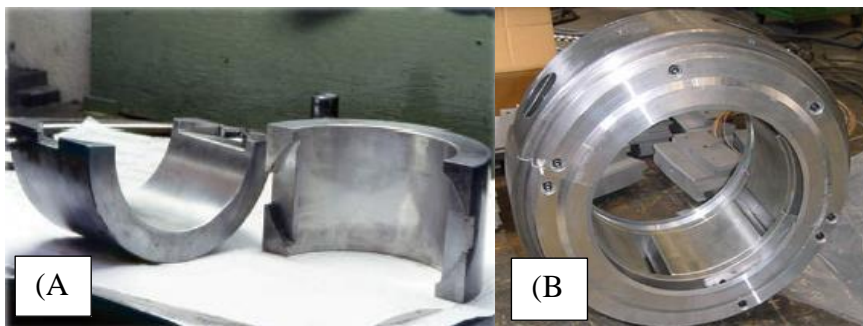


Figure II-30 : Palier elliptique (A), Palier à patins (B)

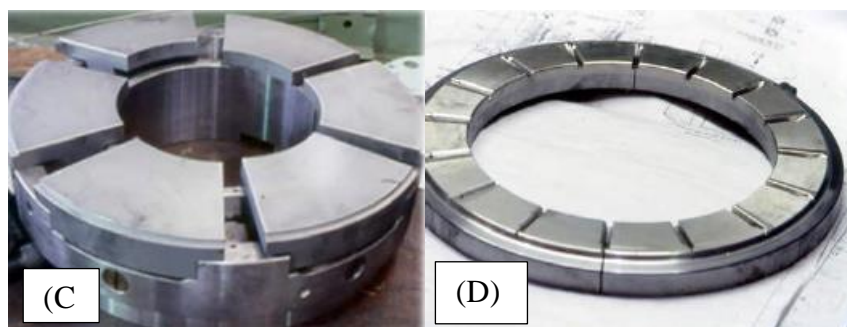


Figure II-31: Palier de butée actif (C), Palier de butée inactif (D)

II.5 Compresseur Centrifuge (la charge)

Dans un compresseur centrifuge, le parcours de l'air s'effectue radialement à partir des roues, et l'air passe à travers de diffuseurs d'un étage à l'autre avant d'être refoulé. Les compresseurs centrifuges fournissant une pression de refoulement constante pour une vaste gamme de débit d'air.

Les compresseurs centrifuges fonctionnent à haute vitesse et la plupart des machines commerciales fonctionnent à environ 20 000 tours par minute (tr/min). On peut obtenir des vitesses de 100 000 tr/min dans les industries aéronautiques et aérospatiales [42].



Figure II-32: Photo réelle du compresseur centrifuge de la base DP-STAH

II.6 Les systèmes de surveillance

II.6.1 MARVK VI

Pour assurer un fonctionnement fiable et sûr les turbines à gaz sont dotés d'un système de régulation **MARK VI SPEEDRTRONIC™**, contient un certain nombre de systèmes, de commandes, protections et séquençement [43]. Ces fonctions principales sont :

- La commande de la vitesse pendant le démarrage de la turbine.
- La surveillance et la détection, et le déclenchement des alarmes.
- La synchronisation automatique du générateur.
- La commande de la charge de la turbine pendant le fonctionnement normal de la grille.

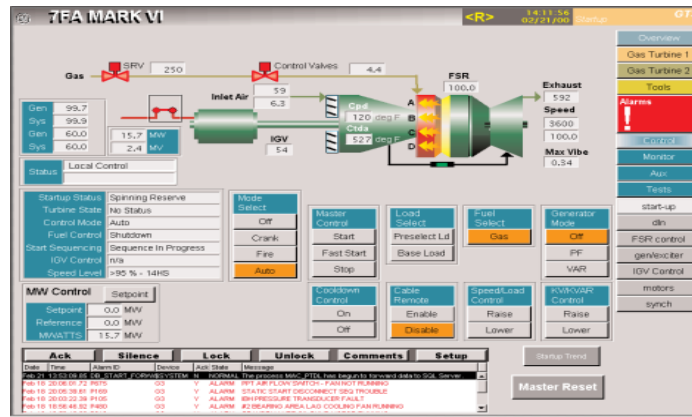


Figure II-33 : Vue global sur la plateforme du MARK VI

II.6.2 Système 1

Le système 1 est une plateforme de gestion de l'état d'une machine de l'entreprise General Electric (GE) qui permet de collecter les données à partir de plusieurs sources comme :

- Les moniteurs de surveillance continuent en ligne.
- Les moniteurs de surveillance périodique en ligne.
- Les moniteurs de surveillance périodique hors ligne (collecteurs portables de données).
- Les systèmes de contrôle en réseau.
- Les historiens de l'usine.
- Les logiciels de gestion de maintenance informatisée (Maximo).

De plus, le système 1 permet aussi le stockage de plusieurs autres types d'informations pour constituer une seule plateforme et permettre un accès à toutes les informations sur les équipements [44].

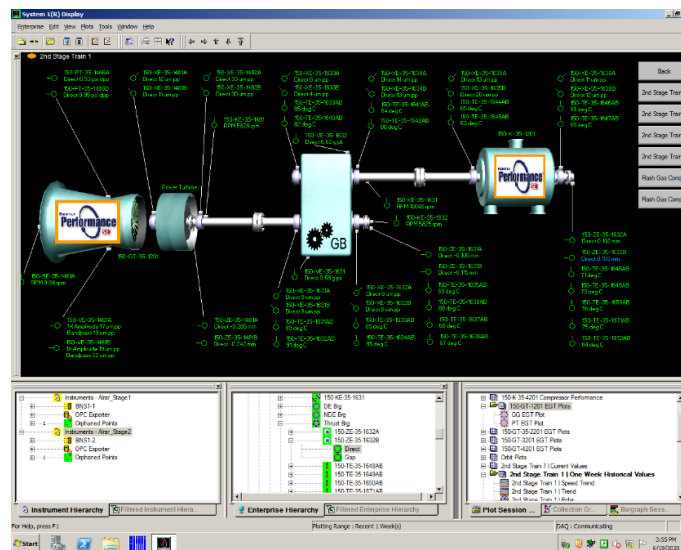


Figure II-34 : Vue global sur la plateforme du système 1

II.7 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de bien comprendre le fonctionnement d'une turbine à gaz, ainsi sa classification selon le mode de constructions mécanique ou il existe en deux modèles de turbine, turbine mono arbre et bi arbre. Et selon le cycle thermodynamique ou elle se divise en deux cycles, cycle simple et cycle combinée.

Nous avons aussi présenté la turbine à gaz modèle GE MS-3002 dans elle est une unité à entrainement mécanique à deux arbres, cycle simple. Nous avons vu les cinq (05) sections principales constituant ce modèle de turbine, en commençant par la section d'aspiration, en passant par la chambre de combustion, la turbine et enfin section d'échappement. Par la suite on a défini le compresseur centrifuge qui est entrainé par la turbine et on a parlé des systèmes de surveillance au sein de SONATRACH.

Chapitre III

III.1 Introduction

Les réseaux de neurones et la logique floue sont deux techniques souvent appliquées ensemble pour résoudre des problèmes d'ingénierie où des techniques classiques n'apportent pas de solution simple et précise.

Le terme neuro-flou signifie un type de système caractérisé pour une structure similaire d'un contrôleur flou où les ensembles flous et les règles sont ajustés en utilisant des techniques de réglage des réseaux de neurones de manière itérative avec des vecteurs de données (données des systèmes d'entrée et de sortie).

Dans ce chapitre nous allons parler des réseaux de neurones leurs architectures, on va définir l'algorithme de back-propagation, comme nous allons présenter le système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS) dont il est constitué d'un système d'inférence floue et on finira par présenter l'architecture d'ANFIS.

III.2 Concept d'un Réseau de Neurone Artificiel

Généralement, un réseau de neurones artificiels (RNA) est un système développé pour le traitement d'information, où il a une manière similaire avec les caractéristiques d'un système des neurones biologiques. Il a été développé sur la base du cerveau humain, qui est capable de traiter des informations complexes, non linéaires. RNA est conçu pour ressembler aux systèmes cérébraux tels que la construction de structures architecturales, les techniques d'apprentissage et les techniques d'exploitation. C'est la raison pour laquelle RNA a largement adopté par les scientifiques en raison de sa précision et de sa capacité à développer des modèles non linéaires complexes et il est utilisé pour résoudre une grande variété de tâches. [45]

III.2.1 Modèle neuronal

Conformément au modèle neuronal biologique, McCulloch et Pitt (1943) ont proposé un modèle neuronal qui a les caractéristiques du processus de transmission et de réception d'informations qui sont similaires au processus qui se produit dans les neurones biologiques. Cette modélisation neuronale devenait une référence dans le développement du modèle RNA à l'état actuel. [46]

Les modèles mathématiques des neurones, qui sont couramment utilisés dans le modèle RNA, sont présentés sur la (Figure III- 1) .

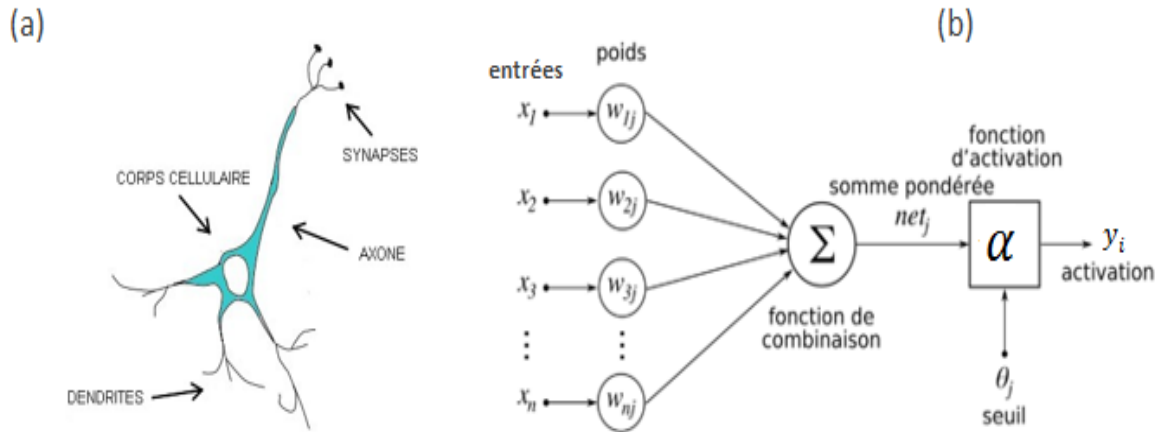


Figure III- 1:Correspondance entre un neurone biologique et un neurone artificiel, (a) Schéma d'un neurone biologique, (b) Schéma d'un neurone McCulloch et Pitts.

La modélisation des neurones basée sur la (.b) est présentée par l'équation mathématique suivante :

$$net_j = \sum_{j=1}^m w_{ij}x_j \quad \text{III- 1}$$

Et

$$y_i = \alpha(net_j) + \theta_j \quad \text{III- 2}$$

Les \mathbf{x}_j représentent les vecteurs d'entrées, net_j est la sortie du modèle de neurone de la somme pondérée, les w_{ij} sont les poids synaptiques du neurone j (source) au neurone i (destination).

La sortie d'un neurone est représenté par y_i , où elle dépend de la fonction d'activation α . Seuil ou le biais θ_j est une entrée qui prend souvent les valeurs -1 ou +1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage.

III.2.2 Fonction d'activation

Selon le type d'un neurone artificiel, la fonction d'activation peut avoir plusieurs formes. Il existe plusieurs types de fonctions d'activation qui ont été utilisées dans la modélisation des neurones, certains d'entre eux sont ; La fonction linéaire, la fonction échelon, et la fonction sigmoïde unipolaire et bipolaire [47]

- La fonction linéaire est très simple (Figure III- 2), elle affecte directement son entrée à sa sortie, l'équation est donné par :

$$\alpha(f) = f \quad \text{III- 3}$$

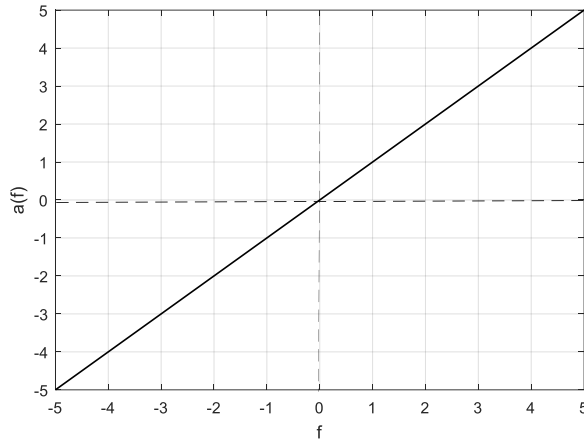


Figure III- 2: La fonction linéaire

- La fonction échelon (Figure III- 3) , sa fonction d'activation est :

$$\alpha(f) = \begin{cases} 0 & \text{si, } f < 0 \\ 1 & \text{si, } f \geq 0 \end{cases} \quad \text{III- 4}$$

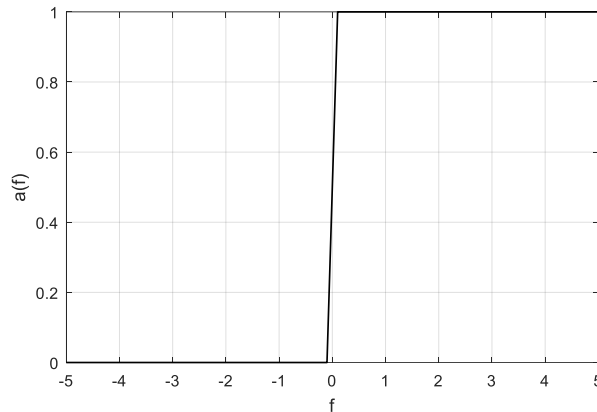


Figure III- 3: La fonction échelon

- La fonction d'activation unipolaire sigmoïde : ces signaux de sortie peuvent prendre que des valeurs comprises entre 0 et +1 (Voir Figure III- 4). Elle est décrite mathématiquement par :

$$\alpha(f) = \frac{1}{1 + e^{-f}} \quad \text{III- 5}$$

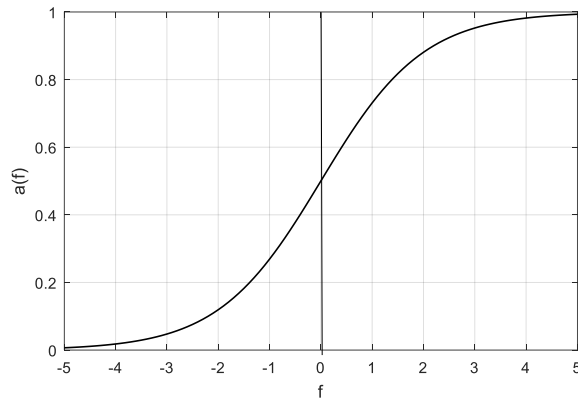


Figure III- 4: Fonction d'activation unipolaire sigmoïde

- La fonction d'activation bipolaire sigmoïde : ces signaux de sortie peuvent prendre que des valeurs comprises entre -1 et +1 (Figure III- 5). Elle est décrite mathématiquement par :

$$\alpha(f) = \frac{2}{1 + e^{-f}} - 1 \quad \text{III- 6}$$

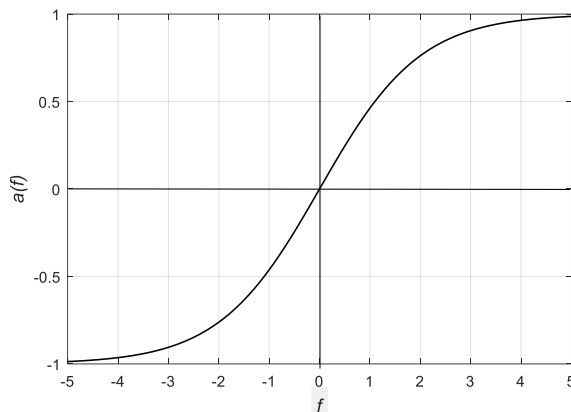


Figure III- 5: fonction d'activation bipolaire sigmoïde

III.3 Architectures des réseaux de neurones artificiels

La connexion entre les neurones avec d'autres neurones formeront un modèle de couche. Généralement, l'architecture RNA se compose de trois couches différentes. La première couche est appelée la couche d'entrée. Cette couche agit comme un récepteur de données ou d'entrée. Les données entrantes sont ensuite envoyées à la couche suivante.

Dans cette couche, le nombre de neurones peut être supérieur à un. Il n'y a pas de règles contraignantes pour déterminer le nombre de neurones ; cela dépend du nombre d'entrées à utiliser dans le réseau. La prochaine couche est appelée la couche masquée (the hidden layer)

en anglais. Cette couche contient des neurones qui peuvent recevoir des données ou un signal électrique de la couche précédente. Les données ou les signaux électriques qui entrent dans ces couches sont traités à l'aide des fonctions disponibles telles que l'arithmétique, les mathématiques, etc. La couche cachée peut contenir un ou plusieurs neurones.

Les résultats de traitement des données de cette couche sont ensuite acheminés vers la couche de sortie. La couche de sortie joue un rôle dans la détermination de la validité des données qui sont analysées en fonction des limites existantes dans la fonction d'activation. [45]

L'architecture des RNA est divisée en deux types ; le réseau de neurones statique et le réseau de neurones dynamique. La (Figure III- 6) montre l'architecture des deux réseaux.

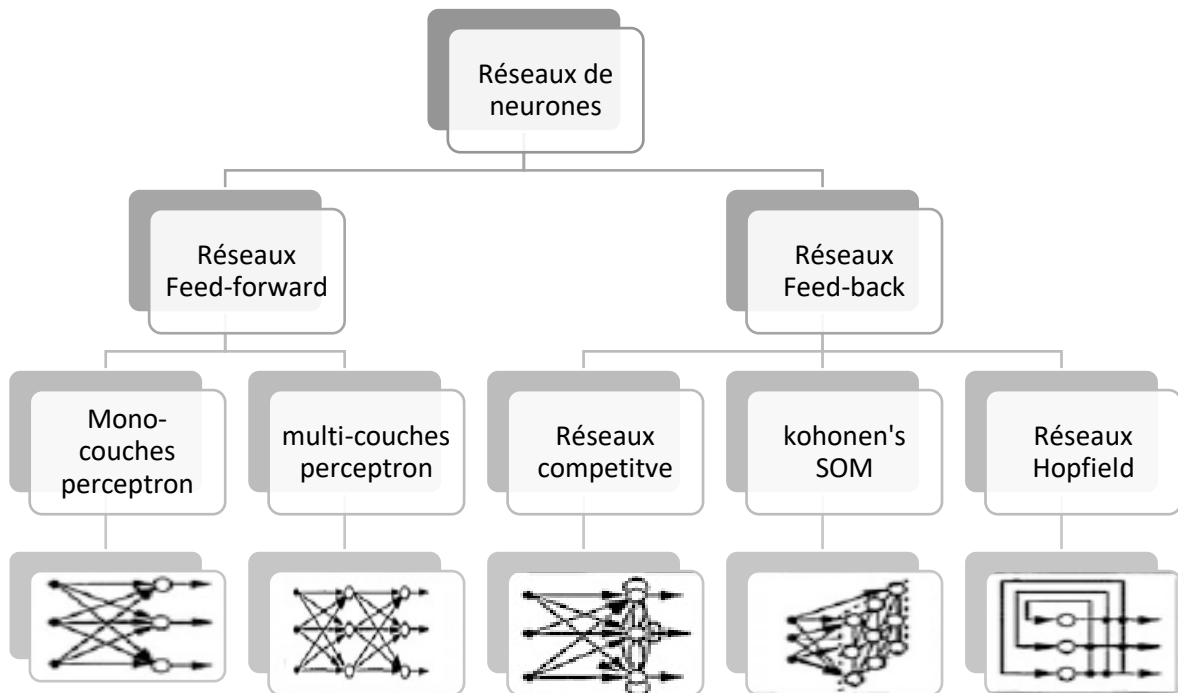


Figure III- 6: Architecture des réseaux de neurones statiques et dynamiques

III.3.1 Réseaux Statiques « Feed-forward »

Le réseau de neurones Feed-forward est un RNA qui n'a pas de lien de rétroaction (non bouclés). Les données ou les signaux entrants se déplacent uniquement dans une seule direction, de la couche d'entrée vers la couche cachée et enfin à la couche de sortie, Cela signifie que la sortie de chaque couche ne donnera aucun effet à la couche précédente (sans retour). Le perceptron monocouche, le perceptron multicouche sont des types utilisant des réseaux de neurones à action directe. [48]

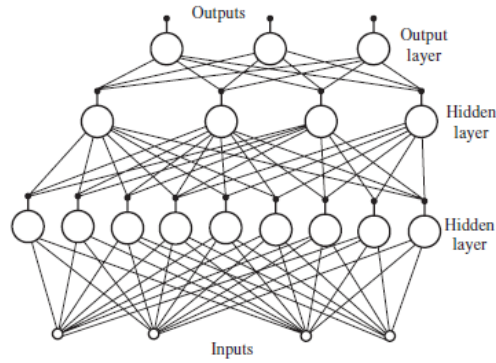


Figure III- 7: Architecture d'un réseau de neurone statique multicouche

III.3.2 Réseaux Dynamiques « Feed-back »

Un réseau dynamique est un réseau neuronal à rétroaction ou répétitif (bouclé). Il ne se déplace pas dans une seule direction directe. Cela signifie que les données ou les signaux électriques qui sont autorisés à se propager vers l'avant peuvent être une entrée pour les neurones auparavant. Ce réseau est utilisé pour la dynamique des applications telles que le contrôle adaptatif. Les réseaux Hopfield, Elman et Jordan sont quelques exemples de types d'RNA utilisant un réseau de neurones à rétroaction.

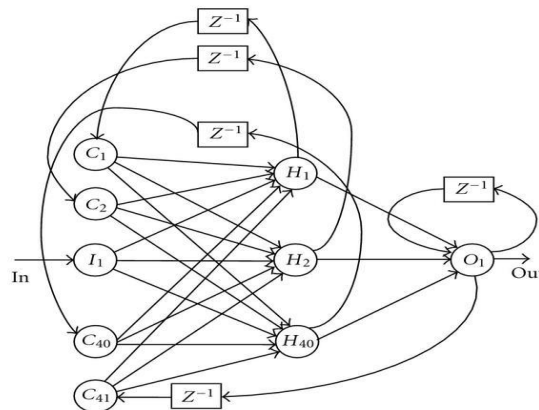


Figure III- 8: Réseaux Dynamique

III.4 L'apprentissage

L'apprentissage joue un rôle dans le processus de modification des paramètres et de la valeur des RNA pour adapter son environnement. Il consiste à agir sur le poids W_i . Le niveau d'apprentissage expirera lorsque le résultat obtenu correspondra au résultat souhaité. [49]

En ce qui concerne le type d'apprentissage dans les RNA, deux types de processus d'apprentissage ont été largement adoptés, l'apprentissage supervisé et non supervisé.

III.4.1 L'apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, le réseau de neurones artificiels est entraîné pour donner la réponse souhaitée à un stimulus d'entrée spécifique.

Le modèle qui a été donné au réseau a été connu pour sa sortie. Chaque signal entrant dans un seul neurone continuera de se propager le long du réseau jusqu'à la couche finale des neurones (la couche de sortie). Dans la couche finale, le modèle de sortie sera généré puis comparé au modèle de sortie souhaité comme le montre la (Figure III- 9). Lors de l'apparition d'un signal d'erreur pendant le processus de comparaison entre les modèles de sortie générés et le modèle de la sortie souhaitée, le processus doit être modifié pour ajuster les pondérations du réseau afin que la sortie réelle soit conforme à la sortie souhaitée. [50]

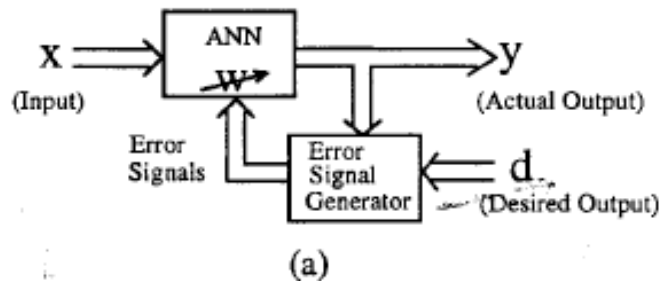


Figure III- 9: Processus d'un apprentissage supervisé

III.4.2 L'apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, il n'y a pas d'entraînement pour fournir des informations en retour [voir (Figure III- 10)]. Il n'y a pas de retour d'information de la part de l'environnement du système pour dire que les résultats sont corrects. Le réseau doit découvrir par lui-même des modèles, des caractéristiques, des régularités, des corrélations ou des catégories dans les données d'entrée et leur code dans la sortie. Alors que en découvrant ces caractéristiques, le réseau subit des modifications dans ses paramètres, ce processus est appelée auto-organisation. [51]

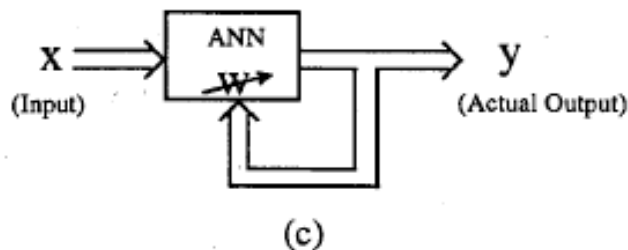


Figure III- 10: Processus d'un apprentissage non supervisé

III.5 Algorithme de Back-Propagation

L'algorithme d'apprentissage Back propagation est l'un des développements historiques les plus importants des réseaux de neurones. C'est un outil très important pour la modélisation et le traitement de nombreux phénomènes quantitatifs à l'aide de réseaux de neurones. [52] [53] [54] [55] [56]

Cet algorithme d'apprentissage est appliqué à des réseaux multicouches à chaîne directe constituées d'éléments de traitement avec des fonctions d'activation différenciables continues. Étant donné un ensemble d'apprentissage entrée-sortie $\{x^{(k)}, d^{(k)}\}$, $k = 1, 2, \dots, p$, l'algorithme fournit une procédure pour changer les poids et classer correctement les modèles d'entrée donnés. La base de cet algorithme est simplement la méthode de descente de gradient.

Pour un apprentissage d'entrées-sorties $\{x^{(k)}, d^{(k)}\}$, l'algorithme de back propagation passe par trois étapes : le « feed-forward » des échantillons d'entrée $x^{(k)}$, le « back-propagation » de l'erreur associée, c'est la différence entre $d^{(k)}$ et $y^{(k)}$ et enfin l'ajustement du poids [57].

Considérons un réseau à trois couches comme le montre la (Figure III- 11) pour illustrer les détails de l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation. Le résultat peut être facilement étendu aux réseaux avec n'importe quel nombre de couches. Dans la (Figure III- 11), nous avons m PE « processing element » dans la couche d'entrée, l PE dans la couche cachée, et n PE dans la couche de sortie.

Considérons d'abord une paire d'apprentissage entrée-sortie (x, d) . Étant donné un motif d'entrée x_j ou j est le numéro du nœud dans la couche d'entrée, v_{qj} est le poids entre les nœuds d'entrée et les nœuds cachés, PE q dans la couche cachée reçoit une entrée (net) :

$$net_q = \sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \quad \text{III- 7}$$

Et donne une sortie de :

$$z_q = \alpha(net_q) = \alpha\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j\right) \quad \text{III- 8}$$

L'entrée net pour un PE i dans la couche de sortie est alors :

$$net_i = \sum_{q=1}^l w_{iq} z_q = \sum_{q=1}^l w_{iq} \alpha\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j\right) \quad \text{III- 9}$$

Et donne une sortie de :

$$y_i = \alpha(net_i) = \alpha \left(\sum_{q=1}^l w_{iq} z_q \right) = \alpha \left(\sum_{q=1}^l w_{iq} \alpha \left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \right) \right) \quad \text{III- 10}$$

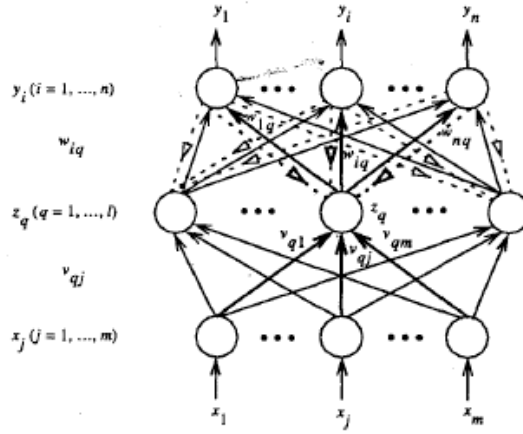


Figure III- 11: Réseau de neurone de Trois couches

Les équations ci-dessus indiquent la propagation directe « forward propagation » des signaux d'entrée à travers les couches de neurones. Ensuite, nous considérerons les signaux d'erreur et leur back propagation. Nous définissons d'abord une fonction dans l'équation suivante :

$$\begin{aligned} E(w) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_i - y_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [d_i - \alpha(net_i)]^2 & \text{III- 11} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[d_i - \alpha \left(\sum_{q=1}^l w_{iq} z_q \right) \right]^2 \end{aligned}$$

Ensuite, selon la méthode du gradient de descente, les poids dans les connexions cachées vers la sortie sont mis à jour par :

$$\Delta w_{iq} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{iq}} \quad \text{III- 12}$$

En utilisant les équations (III- 9)-(III- 11) et la règle de chaînage pour $\frac{\partial E}{\partial w_{iq}}$, nous avons :

$$\begin{aligned} \Delta w_{iq} &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial y_i} \right] \left[\frac{\partial y_i}{\partial net_i} \right] \left[\frac{\partial net_i}{\partial w_{iq}} \right] = \eta [d_i - y_i] [\alpha'(net_i)] [z_q] & \text{III- 13} \\ &\triangleq \eta \delta_{oi} z_q \end{aligned}$$

où δ_{oi} est l'erreur et son double indice indique le $i^{\text{ème}}$ nœud de la sortie couche. Le signal d'erreur est défini par :

$$\delta_{oi} \triangleq -\frac{\partial E}{\partial w_{iq}} = -\left[\frac{\partial E}{\partial y_i}\right]\left[\frac{\partial y_i}{\partial net_i}\right] = [d_i - y_i][\alpha'(net_i)] \quad \text{III- 14}$$

Pour la mise à jour du poids sur les connexions d'entrée vers la couche cachée, nous utilisons la règle de chaînage avec la méthode de gradient de descente et obtenons la mise à jour du poids sur le lien reliant PE j dans la couche d'entrée à PE q dans la couche cachée :

$$\begin{aligned} \Delta v_{qj} &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial v_{qj}}\right] = -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial net_q}\right] \left[\frac{\partial net_q}{\partial v_{qj}}\right] \\ &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial z_q}\right] \left[\frac{\partial z_q}{\partial net_q}\right] \left[\frac{\partial net_q}{\partial v_{qj}}\right] \end{aligned} \quad \text{III- 15}$$

D'après l'équation. (III- 11), il est clair que chaque terme d'erreur $[d_i - y_i]$, $i=1,2,\dots, n$, est une fonction de z_q . En évaluant la règle de la chaîne, nous avons :

$$\Delta v_{qj} = \eta \sum_{i=1}^n [(d_i - y_i)\alpha'(net_i)w_{iq}] \alpha'(net_q)x_j \quad \text{III- 16}$$

En utilisant l'équation (III- 14), on peut écrire l'équation (III- 17) comme :

$$\Delta v_{qj} = \eta \sum_{i=1}^n [\delta_{oi}w_{iq}] \alpha'(net_q)x_j = \eta \delta_{hq} x_j \quad \text{III- 17}$$

Où δ_{hq} est le signal d'erreur de PE q dans la couche cachée et il est défini comme suite :

$$\delta_{hq} \triangleq -\frac{\partial E}{\partial net_q} = -\left[\frac{\partial E}{\partial z_q}\right] \left[\frac{\partial z_q}{\partial net_q}\right] = \alpha'(net_q) \sum_{i=1}^n \delta_{oi} w_{iq} \quad \text{III- 18}$$

La dérivation ci-dessus peut facilement être étendue au réseau avec plus d'une couche cachée en utilisant la règle de chaînage. En général, avec un nombre arbitraire de couches la règle de mise à jour de la rétro-propagation est sous la forme :

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_i x_j = \eta \delta_{output-i} * x_{input-j} \quad \text{III- 19}$$

Où "output-i " et "input-j" se réfèrent aux deux extrémités de la connexion de PE j à PE i , x_j est l'activation d'entrée appropriée à partir d'un PE caché ou d'une entrée externe, et δ_i est l'apprentissage signal qui est défini par l'équation. (III- 14) pour la dernière couche de poids de connexion et définie par l'équation. (III- 19) pour toutes les autres couches. Lorsque la fonction bipolaire sigmoïde est utilisée comme fonction d'activation, alors en utilisant l'équation. (III- 6), l'équations (III- 14) et (III- 19), respectivement, deviennent :

$$\delta_{oi} = \frac{1}{2}(1 - y_i^2)[d_i - y_i] \quad \text{III- 20}$$

Et :

$$\delta_{hq} = \frac{1}{2}(1 - y_i^2) \sum_{i=1}^n \delta_{oi} w_{iq} \quad \text{III- 21}$$

III.6 Système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS)

ANFIS (Adaptive Neural Fuzzy Interference System) est une combinaison de deux méthodes de soft computing : RNA et de la logique floue. La logique floue a la possibilité de changer les aspects qualitatifs de la connaissance humaine et des processus d'analyse quantitative précise. Cependant, elle n'a pas de méthode définie qui peut être utilisée comme guide dans le processus de transformation et de pensée humaine en système d'inférence floue de base de règles FIS (Fuzzy Interference System), et il faut également beaucoup de temps pour ajuster les fonctions d'appartenance. Contrairement à un RNA, il a une capacité plus élevée dans le processus d'apprentissage pour s'adapter à son environnement. Par conséquent, un RNA peut être utilisé pour ajuster automatiquement les fonctions d'appartenances et réduire le taux d'erreurs dans la détermination des règles en logique floue. [58] [59]

III.6.1 Le réseau Adaptative (Adaptive Network)

Le réseau adaptatif est un exemple de réseau neuronal à chaîne directe multicouches (Figure III- 12). Dans le processus d'apprentissage, ces réseaux utilisent souvent un algorithme d'apprentissage supervisé. De plus, le réseau adaptatif a les caractéristiques d'architecture qui se composent d'un certain nombre de nœuds adaptatifs interconnectés directement sans aucune valeur de poids entre eux. Chaque nœud de ce réseau a des fonctions et des tâches différentes, et la sortie dépend des signaux entrants et des paramètres disponibles dans le nœud. Une règle d'apprentissage qui a été utilisée peut affecter les paramètres dans le nœud, et elle peut réduire l'occurrence d'erreurs à la sortie du réseau adaptatif. [60]

Dans l'apprentissage du réseau adaptatif, il utilise normalement back-propagation et la règle de chaînage. Tous ces algorithmes d'apprentissage avaient été proposés par Werbos en 1970. Jusqu'à la date, la descente de gradient et back-propagation est toujours utilisé comme algorithme d'apprentissage dans un réseau adaptatif combiné avec la méthode de moindre carré.

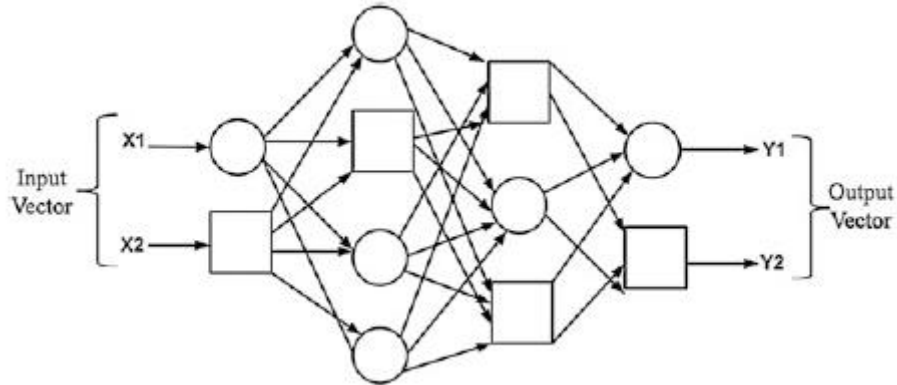


Figure III- 12: Un réseau adaptative

III.6.2 Système d'inférence Flou (FIS)

Un système d'inférence flou ou plus simplement système flou est un modèle flou par exemple du type Mamdani ou Takagi Sugeno. Les systèmes flous sont utilisés pour la modélisation et la commande des systèmes qui ne peuvent pas être modélisés ou commandé par les méthodes « mathématiques classiques ». La (Figure III- 13) montre la structure détaillée d'un FIS.

Un FIS fonctionnera lorsque l'entrée qui contient la valeur réelle est convertie en valeurs floues (valeurs linguistique) à l'aide du processus de **Fuzzification** via sa fonction d'appartenance, ou la valeur floue est entre 0 et 1. [61]

La base des règles et la base de données sont deux éléments clés dans la prise de décision. **La base de données** contient des informations sur les paramètres des ensembles flous avec une fonction qui a été définie pour chaque variable linguistique existante. Le développement d'une base de données comprend généralement la définition d'un univers, la détermination du nombre de valeurs linguistiques à utiliser pour chaque variable linguistique, ainsi que l'établissement d'une fonction d'appartenance. [62]

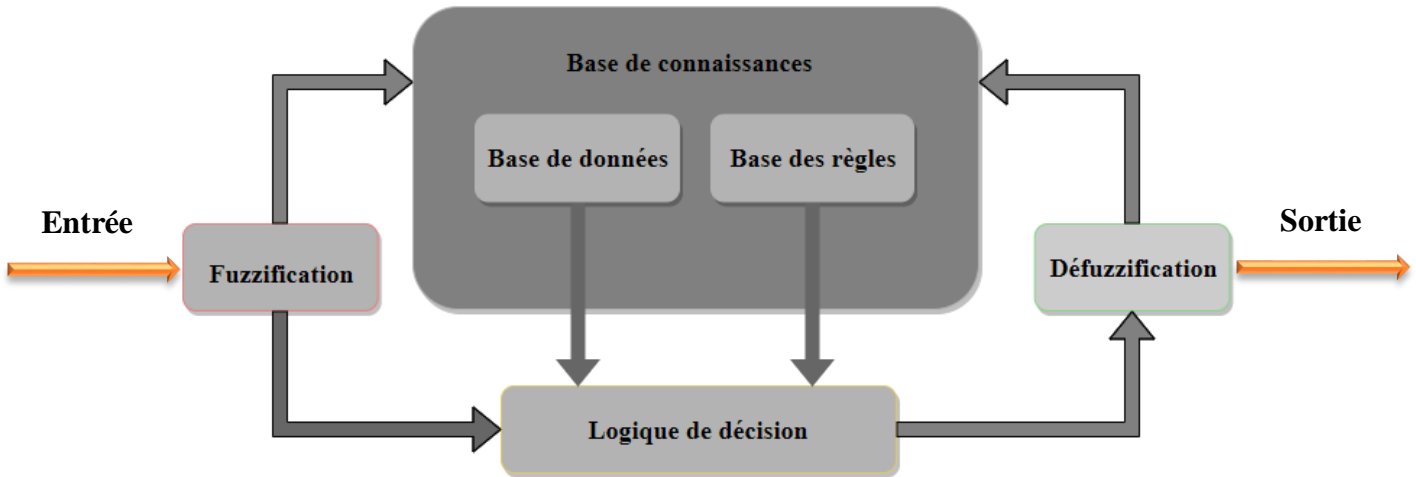


Figure III- 13: système d'inférence flou (FIS)

La bases des règles contient des opérateurs de logique floue et une instruction conditionnelle «If-Then». La base des règles peut être construite à partir d'une génération humaine ou automatique, où les règles de recherche utilisent des données d'entrée-sortie numériquement. Il existe plusieurs types de FIS, comme Takagi – Sugeno, Mamdani et Tsukamoto Un modèle FIS de Takagi – Sugeno est largement utilisé dans l'application de la méthode ANFIS.

La Défuzzification permet de déterminer la valeur numérique de la sortie à partir des données floues. [58]

III.6.3 ANFIS architecture

L'architecture ANFIS est un réseau adaptatif qui utilise un algorithme d'apprentissage supervisé sur l'apprentissage, qui a une fonction similaire au modèle du système d'inférence floue de Takagi – Sugeno. La (Figure III- 14) montre le mécanisme du raisonnement flou pour le modèle de Takagi – Sugeno et l'architecture ANFIS. Par souci de simplicité, supposons qu'il existe deux entrées x et y et une sortie f . Deux règles ont été utilisées dans la méthode de «If-Then» pour le modèle Takagi – Sugeno, comme suit:

$$\text{Règle 1} = \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ Then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad \text{III- 22}$$

$$\text{Règle 2} = \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ Then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

où A_1, A_2 et B_1, B_2 sont les fonctions d'appartenance de chaque entrée x et y , tandis que p_1, q_1, r_1 et p_2, q_2, r_2 sont des paramètres linéaires en partie conséquence de Takagi – Sugeno du Modèle d'inférence floue. [63] [64]

En se référant à la **Error! Reference source not found.**, l'architecture ANFIS a cinq couches. Les premières et quatrième couches contiennent un nœud adaptatif, tandis que les autres

couches contiennent un nœud fixe. Une brève description de chaque couche dans la partie suivante :

Couche 1 : chaque nœud de cette couche s'adapte à un paramètre de la fonction. La sortie de chaque nœud est un degré de valeur d'appartenance qui est donné par l'entrée de la

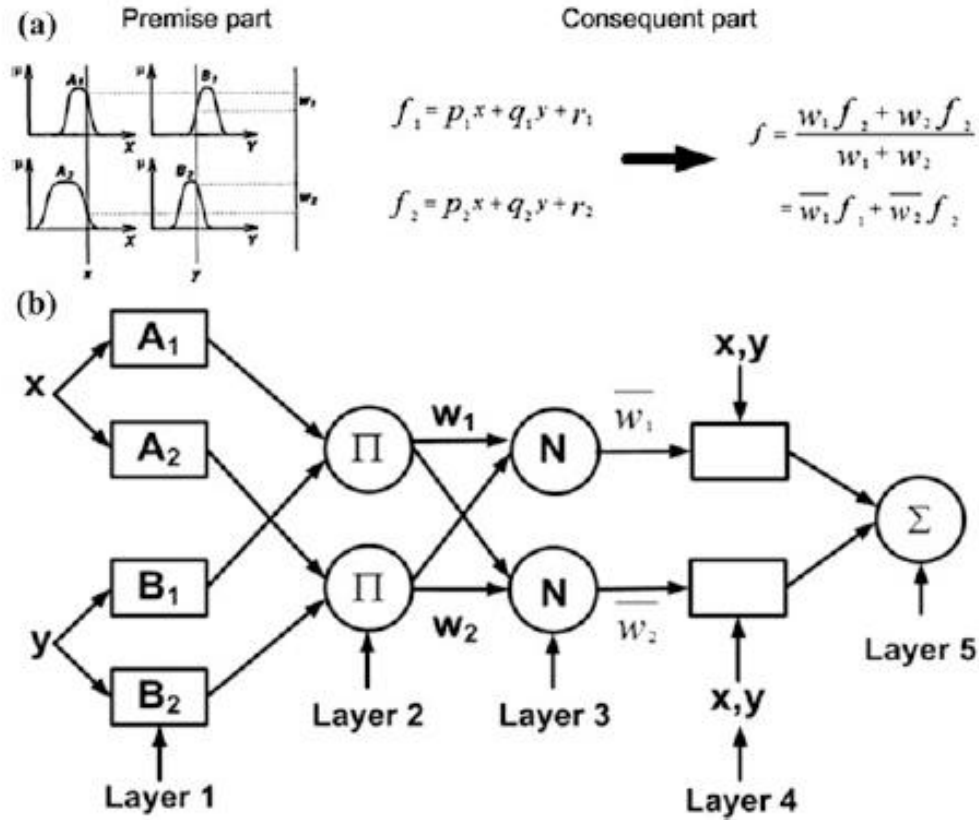


Figure III- 14 : (a) Sugeno FIS « if-then » et le mécanisme de la logique floue. (b) ANFIS Architecture

Fonctions d'appartenance. Par exemple, la fonction d'appartenance peut être une fonction d'appartenance gaussienne , une fonction d'appartenance à cloche généralisée ou un autre type de fonction d'appartenance. [64]

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{2a_i} \right)^2 \right] \quad \text{III- 23}$$

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3, 4$$

où μ_{A_i} et $\mu_{B_{i-2}}$ sont le degré des fonctions d'appartenance pour les ensembles flous A_i et B_i , respectivement, et $\{a_i, b_i, c_i\}$ sont les paramètres d'une fonction d'appartenance qui peuvent changer la forme de la fonction d'appartenance. Les paramètres de cette couche sont généralement appelés paramètres de base.

Couche 2 : chaque nœud de cette couche est fixe ou non adaptatif, et le nœud circulaire est étiqueté comme Π . Le nœud de sortie est le résultat de la multiplication du signal entrant dans le nœud et délivré au nœud suivant. Chaque nœud de cette couche représente la force de tir de chaque règle. Dans la deuxième couche, l'opérateur de T-norme avec des performances générales, comme ET, est appliqué pour obtenir la sortie [64] :

$$O_{2i} = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2 \quad \text{III- 24}$$

Où w_i est la sortie qui représente la force de tir de chaque règle.

Couche 3 : chaque nœud de cette couche est fixe ou non adaptatif et le nœud de cercle est étiqueté comme N . Ce résultat est connu sous le nom de résistance au tir normalisée. [64]

III- 25

$$O_{3i} = w_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i}$$

Couche 4 : chaque nœud de cette couche est un nœud adaptatif à une sortie, avec une fonction de nœud définie comme [64]:

$$O_{4i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad \text{III- 26}$$

Où w_i est la force de tir normalisée de la couche précédente (troisième couche) et $(p_i x + q_i x + r_i)$ est un paramètre du nœud. Les paramètres de cette couche sont appelés paramètres conséquents.

Couche 5 : le nœud unique de cette couche est un nœud fixe ou non adaptatif qui calcule la sortie globale comme la somme de tous les signaux entrants du nœud précédent. Dans cette couche, un nœud de cercle est appelé Σ . [64]

$$O_{4i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad \text{III- 27}$$

III.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les réseaux de neurones artificiels de manière générale, leurs architectures qui se divise en deux catégories Feed-forward et Feed-back, on a parlé de l'apprentissage supervisé et non supervisé, comme on a bien détaillé l'algorithme de descente du gradient (Back Propagation).

Nous avons aussi présenté le système d'inférence floue et le système ANFIS, l'architecture de ce dernier, et ces algorithmes dans chaque couche.

Chapitre IV

IV.1 Introduction

Au cours des dernières années, le maintien de systèmes industriels pendant leurs modes de fonctionnement est l'un des principaux problèmes stratégiques. Pour cela, le système de diagnostic est essentiel pour assurer la douceur, la continuité, le bon fonctionnement du système et pour une bonne performances en garantissant mieux la fiabilité.

Dans ce cadre, ce quatrième chapitre est la surveillance est le diagnostic de la turbine à gaz GE MS 3002 et son compresseur centrifuge entraîné. Dans cette partie nous allons examiner les mesures obtenues sur les différents paliers de notre système surveiller, et nous allons utiliser la FFT pour la détection et la localisation des défauts, et dans une autre partie nous allons proposer une approche à l'aide du système expert à base ANFIS pour la modélisation et la prédiction de défaut.

IV.2 Premier cas d'étude : compresseur centrifuge

IV.2.1 Mesure Radiale du compresseur centrifuge

Notre premier cas d'étude est la surveillance vibratoire du compresseur centrifuge. Les vibrations radiales représentent cette composante de vibration de l'arbre. Cette composante de vibration se mesure avec deux capteurs de proximité (X, Horizontal) (Y, Vertical) orientés perpendiculairement au centre de l'arbre avec un déphasage angulaire de $90^{\circ} \pm$. Cette mesure donne une vision complète des vibrations de l'arbre et de la position radiale à l'intérieur du jeu de palier.

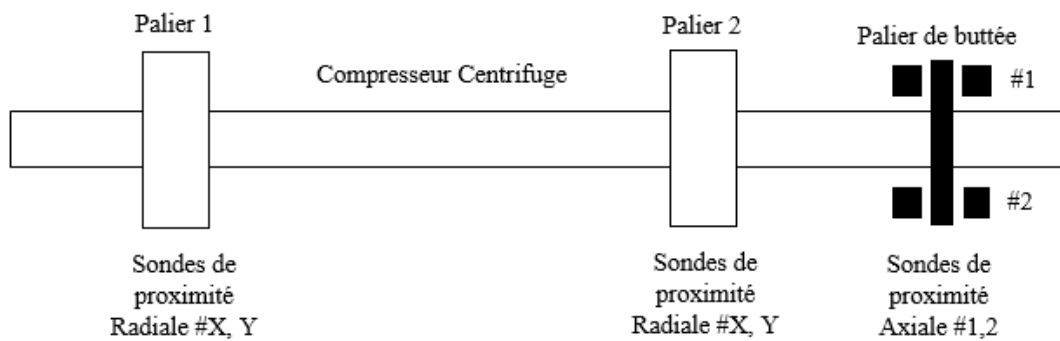


Figure IV-1 : Points de mesures sur le compresseur centrifuge

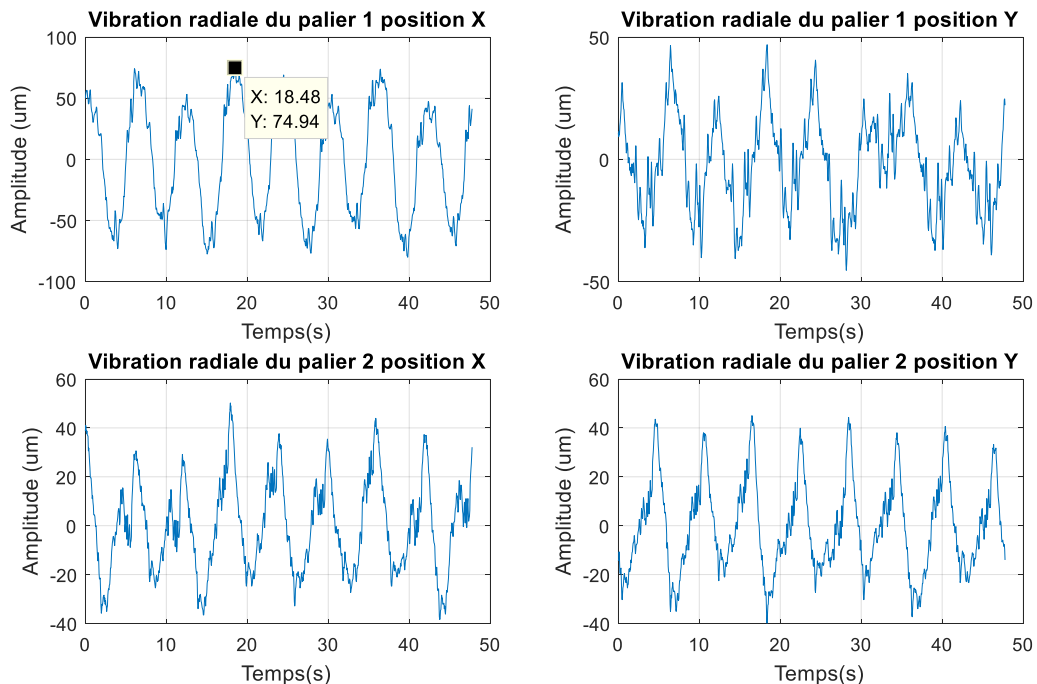


Figure IV-2: Signaux vibratoires au niveau des deux paliers du compresseur centrifuge

La (Figure IV-2) montre les vibrations mesurées sur le palier 1 (position X et Y) et le palier 2 (position X et Y) du compresseur centrifuge sur une période de temps (s) en fonction de l'amplitude (μm).

Ce tableau résume les seuils d'alarmes indiquée dans leur système de surveillance à SONATRACH :

	Vibration seismic (sonde de vitesse)	Sondes de proximité direction Radiale	Sondes de proximité direction Axiale
Seuil d'alerte (pré- alarme)	12.5 mm/s	70 μm	1 mm
Seuil de Danger (trip)	25 mm/s	90 μm	1.2 mm

Tableau IV-1: Seuils d'alarmes

Deux seuils d'alarmes pour le déplacement ont été définis par la compagnie GENERAL ELECTRIC (GE). Le seuil d'alerte (pré-alarme) qui est à 70 μm , et le seuil d'alarme de danger est à 90 μm .

On remarque que la vibration sur notre figure en direction radiale position X du palier 1 à dépasser clairement le seuil d'alerte (pré-alarme).

Pour détecter la présence d'un défaut ou non, nous avons utilisés la Transformée de Fourier (FFT) :

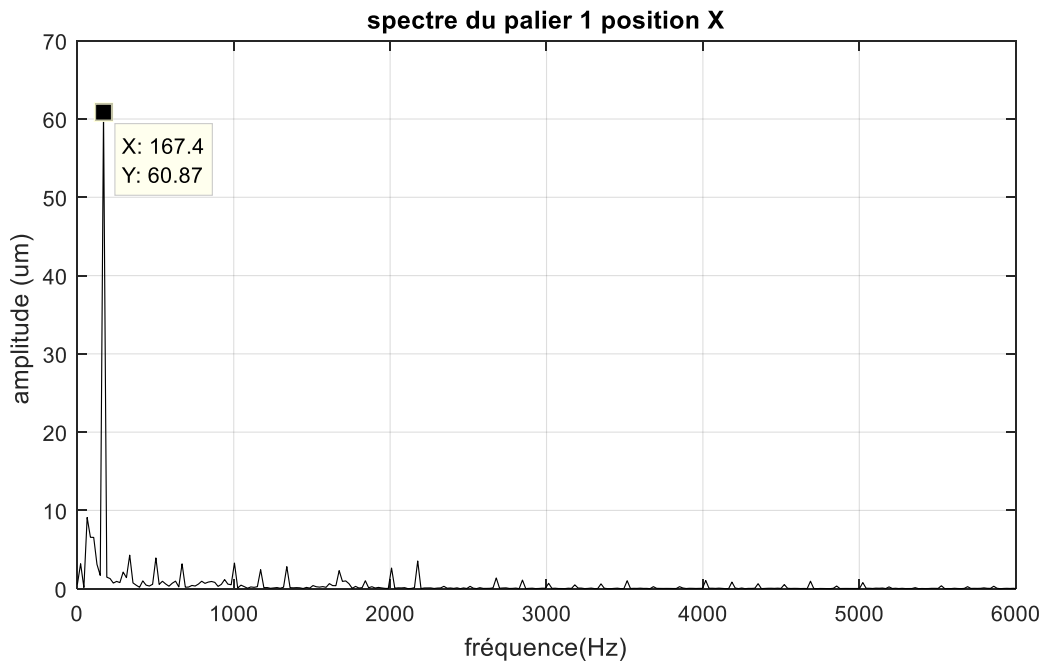


Figure IV-3 : Spectre du palier 1 du compresseur centrifuge

La (Figure IV-3) représente un spectre du palier 1 (direction radiale horizontale) du déplacement du rotor à son axe de rotation, tournant à 10049 tr/min, on remarque un pic très important à l'ordre 1 de la fréquence de rotation (167.48 Hz), traduisant la présence d'un défaut de fort Balourd.(un fort balourd entraîne des harmoniques).

IV.2.2 Mesure Axiale du compresseur centrifuge

Pour qu'on soit sûr de notre diagnostic concernant un défaut de balourd ou non, nous avons mesuré à l'aide de deux capteurs de proximité en direction axiale pour une mesure de changement du position d'un rotor dans le sens axial par rapport au palier de butée :

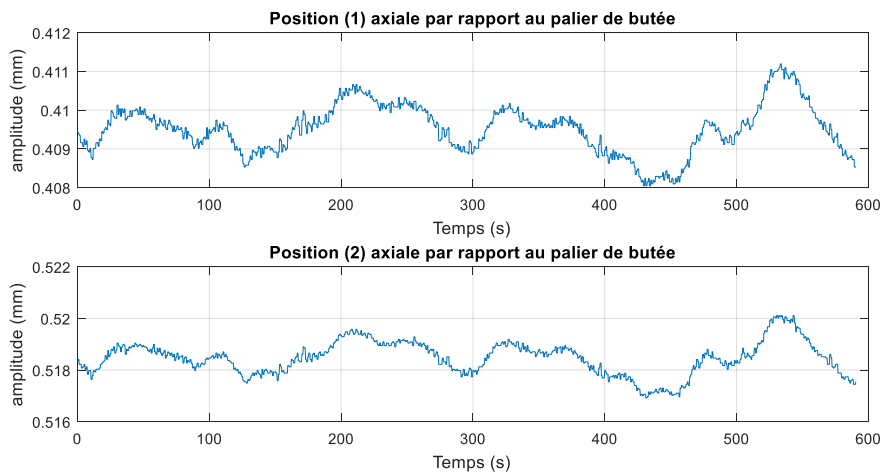


Figure IV-4 : Signal vibratoire du palier de butée

La (Figure IV-4) représente la vibration au niveau du palier de butée du compresseur centrifuge dans la direction axiale, on remarque qu'il n'y a pas de dépassement de seuil d'alerte qui est à 1mm. En illustre le spectre suivant :

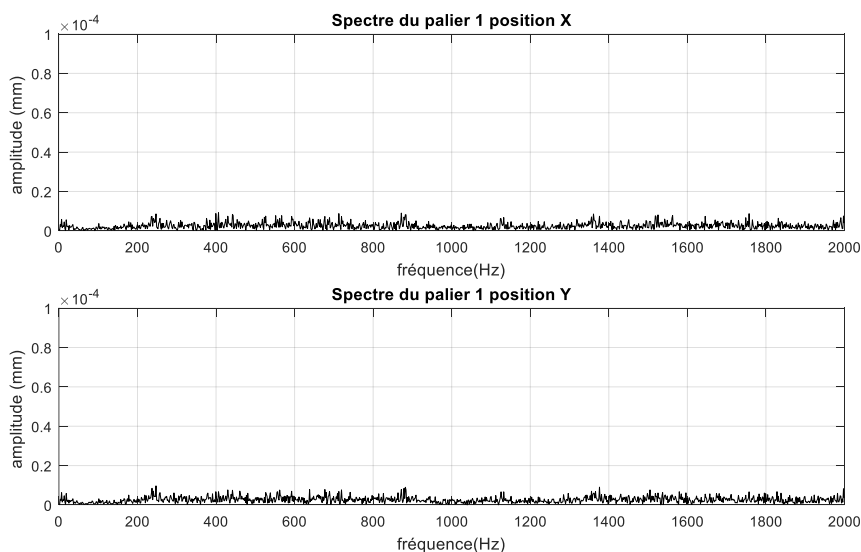


Figure IV-5 : spectre du palier de butée

La (Figure IV-5) représente deux spectre du palier de butée dans la direction axiale (position X et Y), l'amplitude du signal en fonction de sa fréquence sur une plage de fréquence de [0 :2000 Hz]. On observe qu'il n'y a pas de pics, donc n'y a pas de défaut dans cette direction, notre diagnostic concernant le défaut de balourd est correct.

IV.3 Deuxième cas d'étude : Vibration de la turbine

IV.3.1 Variation de la vitesse du rotor HP et BP

Ce tableau résume les mesures de la vitesse de chaque rotor constituant la turbine à gaz et la charge entraîné :

	Turbine HP	Turbine BP	Multiplicateur accouplement rotor BP	Multiplicateur accouplement rotor compresseur centrifuge	Compresseur centrifuge
Vitesse (tr/min)	7041 tr/min	5833 tr/min	5818 tr/min	10049 tr/min	10049 tr/min
Fréquence de rotation (Hz)	117.35 Hz	97.21 Hz	96.96 Hz	167.48 Hz	167.48 Hz

Tableau IV-2: Tableau qui résume les vitesses de nos mesures au niveau de chaque partie du système

La (Figure IV-6) représente la variation de la vitesse du rotor HP de la turbine, sa vitesse maximal est de 7041 tr/min, dont la fréquence de rotaion est égale à 117.35 Hz.

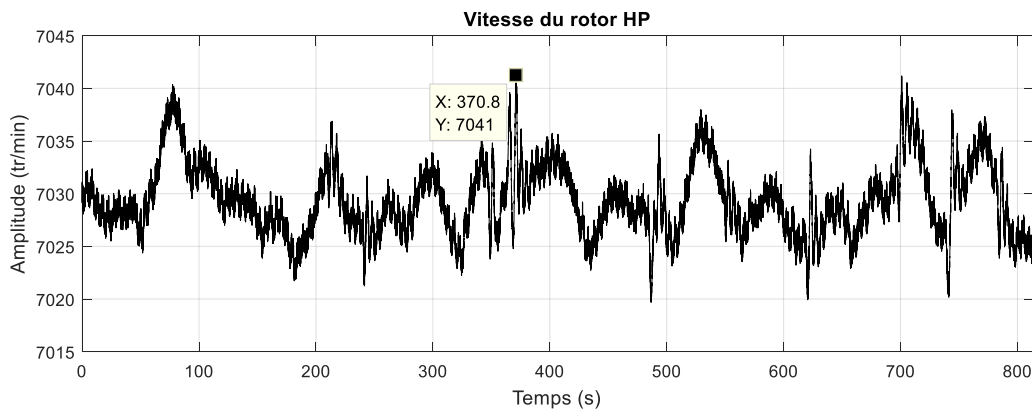


Figure IV-6: Variation de la vitesse du rotor HP de la turbine

La (Figure IV-7) suivante représente la variation de la vitesse du rotor BP de la turbine, sa vitesse maximal est de 5833 tr/min, dont la fréquence de rotation est égale à 97.22 Hz.

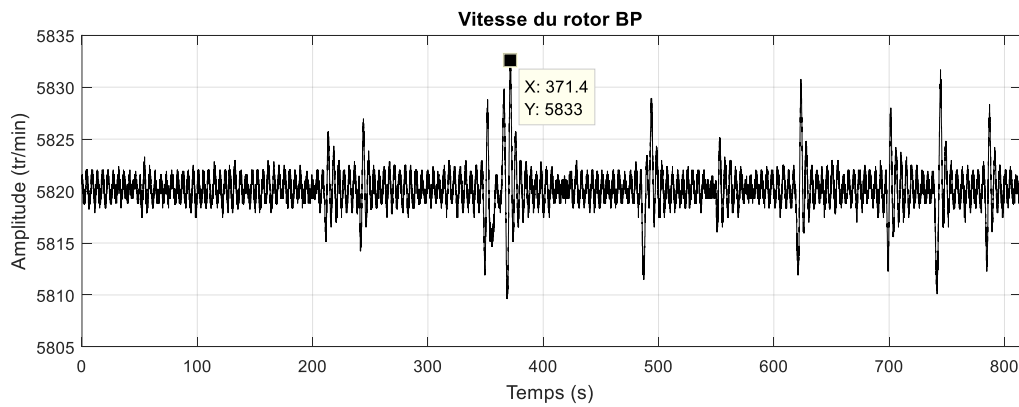


Figure IV-7: Variation de la vitesse du rotor BP de la turbine

IV.3.2 Mesure au niveau du palier 1 du rotor HP avec des vélocimètres

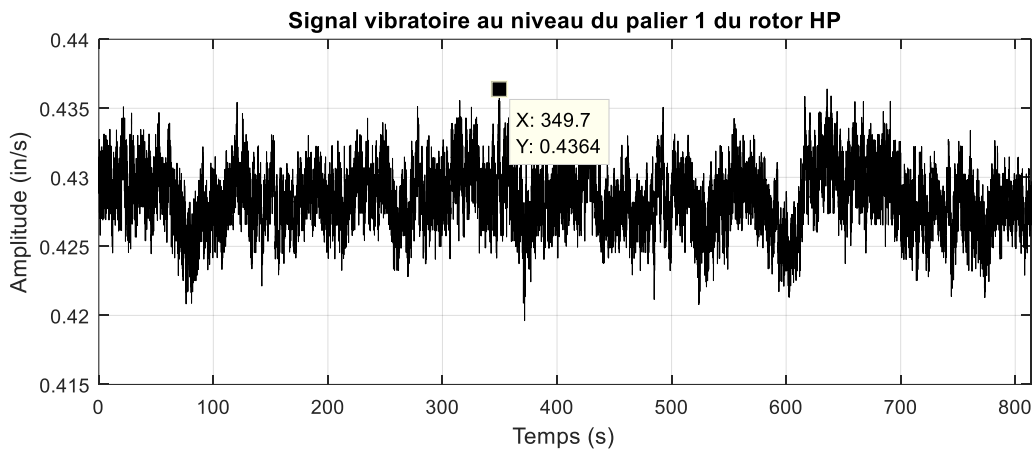


Figure IV-8: Signal vibratoire du palier 1 de la turbine HP

La (Figure IV-8) montre le signal vibratoire au niveau du palier 1 du rotor HP, dont l'amplitude est exprimée en (in/s) en fonction du temps (s). Dans nos mesure la valeur maximale de l'amplitude est égale à 0.4364 in/s équivalente à 11.08 mm/s. On constate alors que nos mesures ne sont pas loin de la seuil d'alerte pour détection d'un défaut définis par le constructeur à 12.5 mm/s. En utilisant la FFT dans notre signal on obtient le spectre suivant (Figure IV-9):

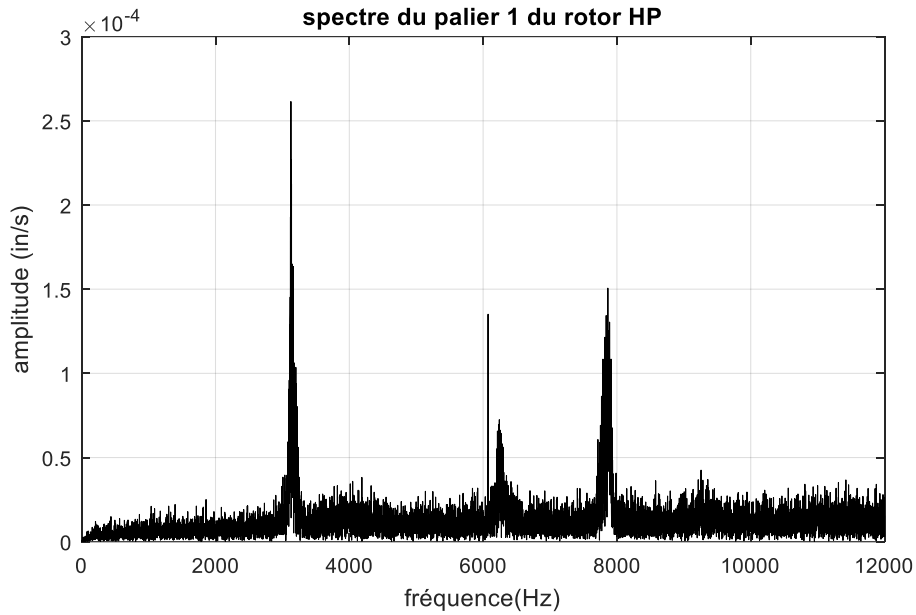


Figure IV-9: Spectre au niveau du palier 1 de la turbine HP

En utilisant l'application d'ondelettes (Wavelet) pour enlever les bruits, on obtient le diagramme suivant :

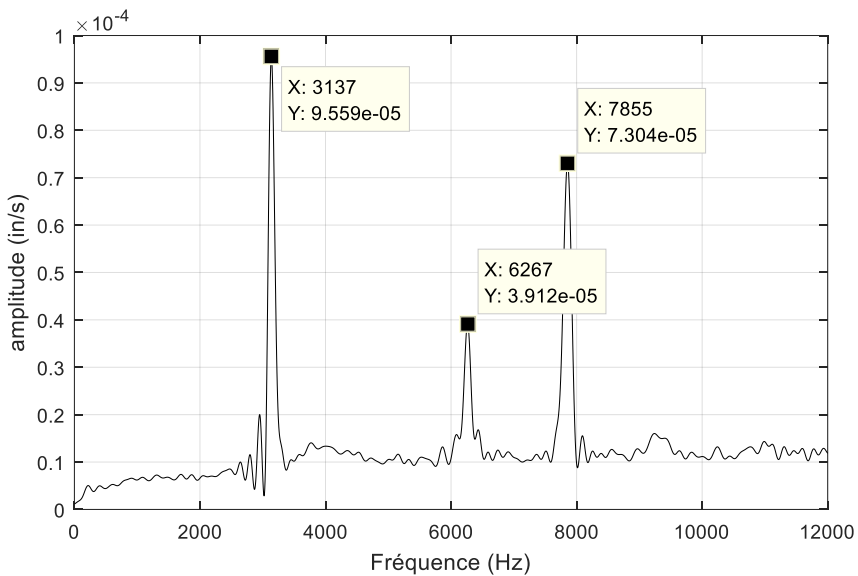


Figure IV-10: Spectre d'application d'ondelettes

Cette (Figure IV-10) montre un spectre des coefficients d'ondelettes sur une bande fréquence [0 : 10000 Hz]. La fréquence de rotation $f_r = 117.35 \text{ Hz}$ pour une vitesse de 7041 tr/min du rotor HP, et dans notre spectre la premier important pic qui se voit clairement est de 3131 Hz correspond à 26X la fréquence de rotation, donc on est très loin à détecter un défaut sur la machine, car la majorité des principaux défauts ne dépasse pas l'ordre 3 jusqu'à 4 de la fréquence de rotation.

IV.3.3 Mesure au niveau du palier 1 et 2 du rotor BP avec des proximètres

Nous avons fait des mesures au niveau des deux paliers du rotor BP, avec des sondes de proximités, deux sondes X et Y dans la direction radiale (horizontale et verticale) dans chaque palier.

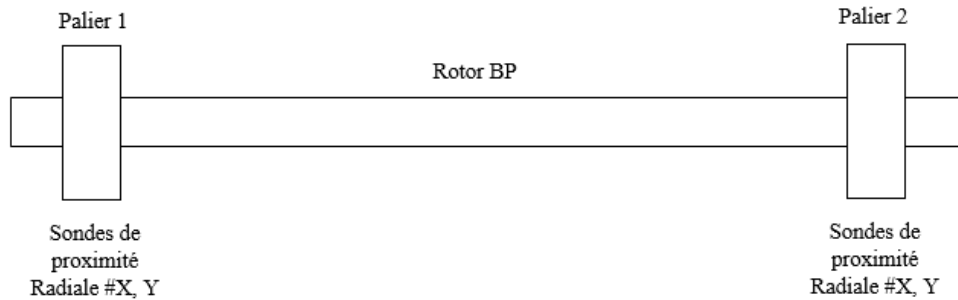


Figure IV-11 : Points de mesures au niveau de la turbine BP

Les signaux vibratoires sont illustrés dans la figure suivante :

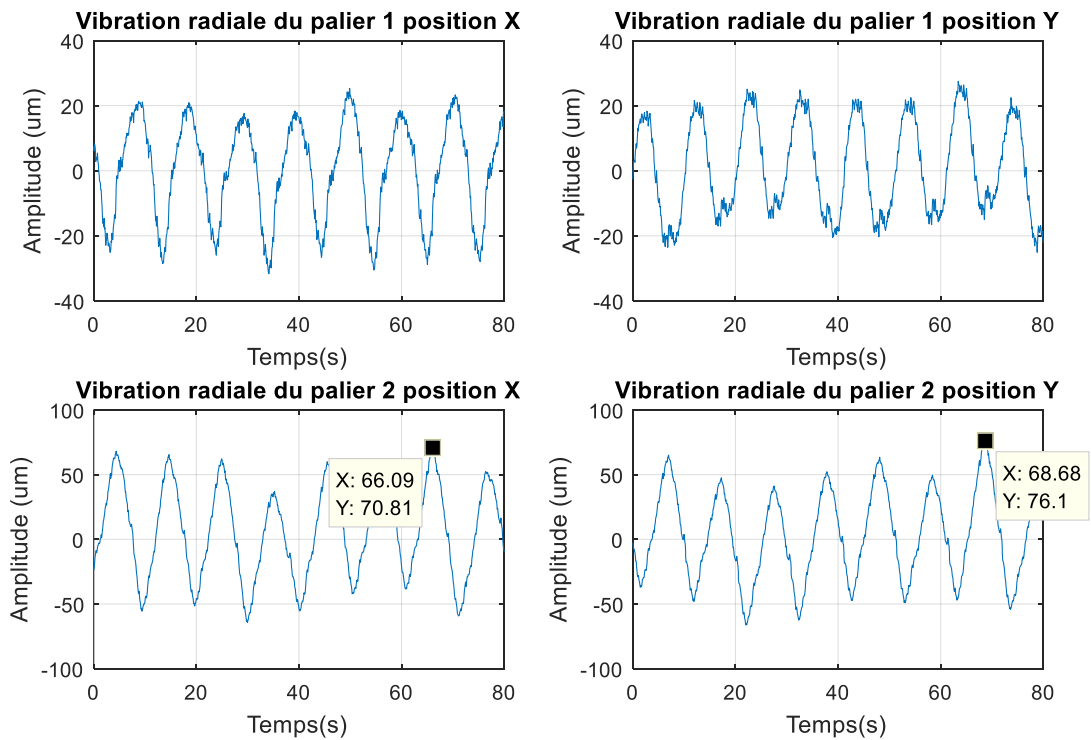


Figure IV-12 : signaux vibratoires aux niveau des paliers de la turbine BP

La (Figure IV-12) montre les vibrations mesurées sur le palier 1 (position X et Y) et le palier 2 (position X et Y) du rotor BP de la turbine sur une période de temps (s) en fonction de l'amplitude (μm).

On observe que la vibration radiale sur le palier 2 à dépasser clairement le seuil d’alerte (pré-
alarme).

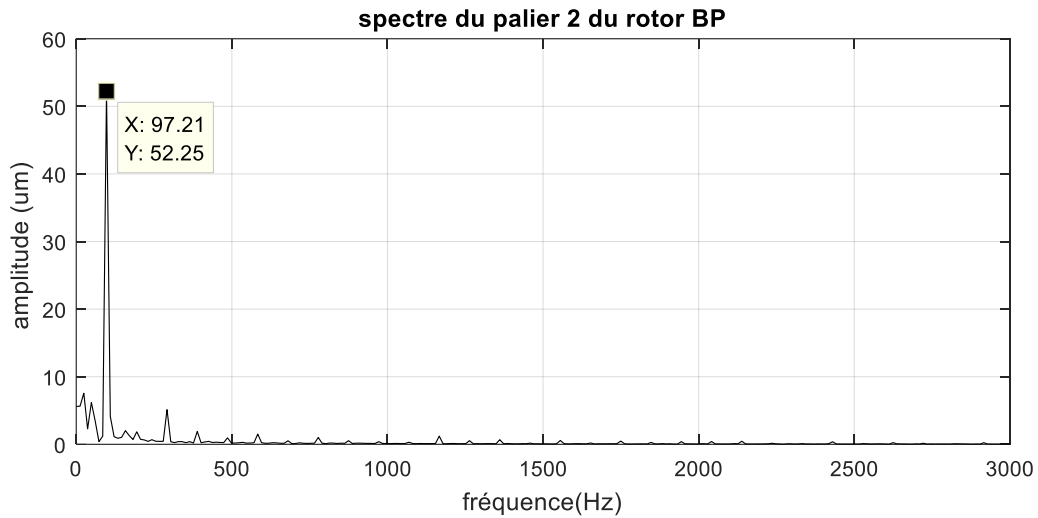


Figure IV-13 : Spectre du palier 2 du rotor BP

La (Figure IV-13) représente un spectre du palier 2 du rotor BP direction horizontale sur bande de fréquence [0 ;3000 Hz], on remarque un pic très important à la fréquence de rotation $1 \times F_r = 97.21$ Hz, on conclut qu’il y a un défaut de Balourd.

IV.4 Troisième cas d’étude : Gear box (Multiplicateur)

On a collecté des mesures dans la direction radiale avec des sondes de proximité au niveau des paliers dans le gear box.

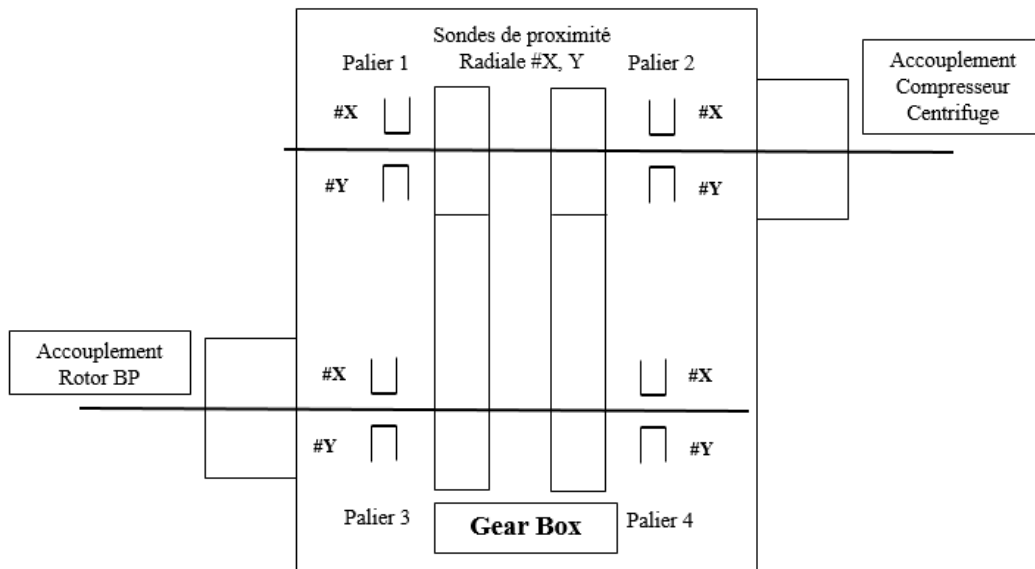


Figure IV-14 : Points de mesures au niveau de Gear Box

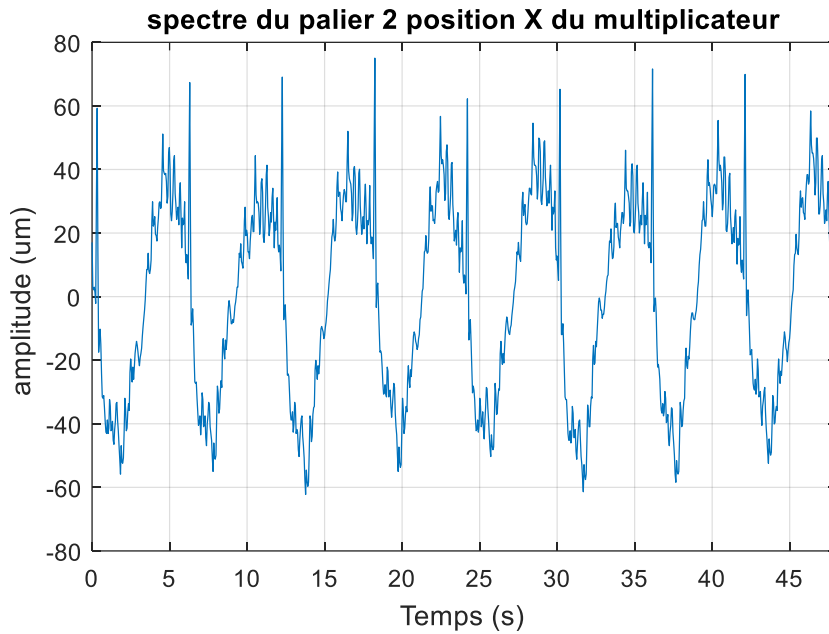


Figure IV-15: Signal vibratoire du palier 2 du multiplicateur direction horizontale

Après application de la FFT sur le signal vibratoire du palier 2 position horizontale (Figure IV-15), on a eu le spectre suivant :

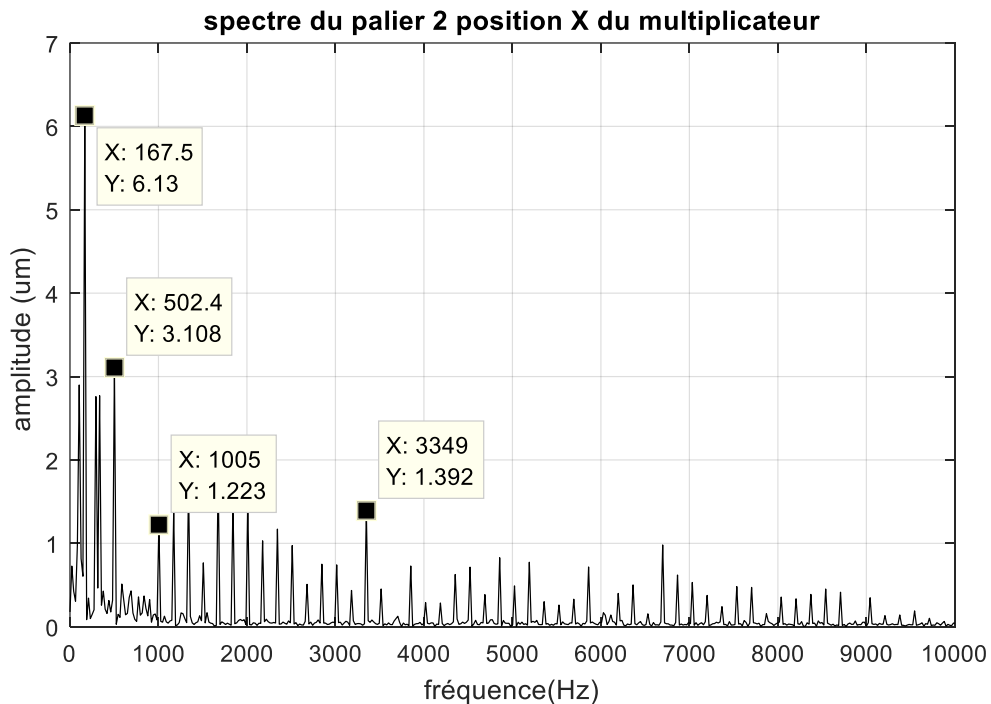


Figure IV-16 : Spectre du palier 2 au niveau du gear box

Ce spectre de (Figure IV-16) d'une bande de fréquence [0 :1kHz] représente un jeu d'arbre, car on remarque clairement qu'il existe une série d'harmoniques d'ordre de la fréquence de rotation $f_r=167.48$ Hz.

IV.5 Surveillance du compresseur centrifuge à base de l'ANFIS

Dans cette partie nous allons faire une modélisation et une prédiction à base du système neuro flou du type ANFIS, on a dit que ce système permet de générer automatiquement des modèles à base de règles floues basés sur le modèle d'inférence de Takagi Sugeno.

La modélisation de notre système est basée sur des données d'entrées et sorties, l'entrée est un signal vibratoire du palier 1 sans défaut ou la machine marche dans des bonne conditions, en fonction du temps, l'entrée est représentée sous 1024 échantillons, le modèle ANFIS utilise cette entrée pour générer une seule sortie, l'entrée est fuzzifiée par trois ensembles flous de types gaussiens (Figure IV-17) :

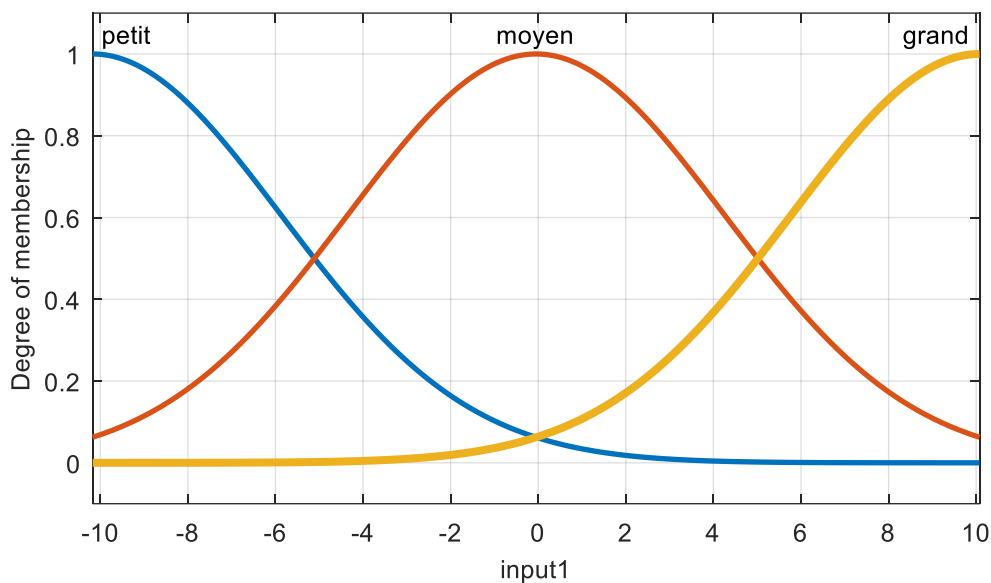


Figure IV-17 : les fonctions d'appartenance de types gaussiens

Les performance d'estimation de notre système ANFIS avec l'entrée utilisée a été tester sous trois groupes, groupe d'entraînement qui sert à l'apprentissage supervisé (Figure IV-18), et le groupe test (Figure IV-19) et validation, et le résultat de ces trois dernier sont tous cumulé dans la (Figure IV-20).

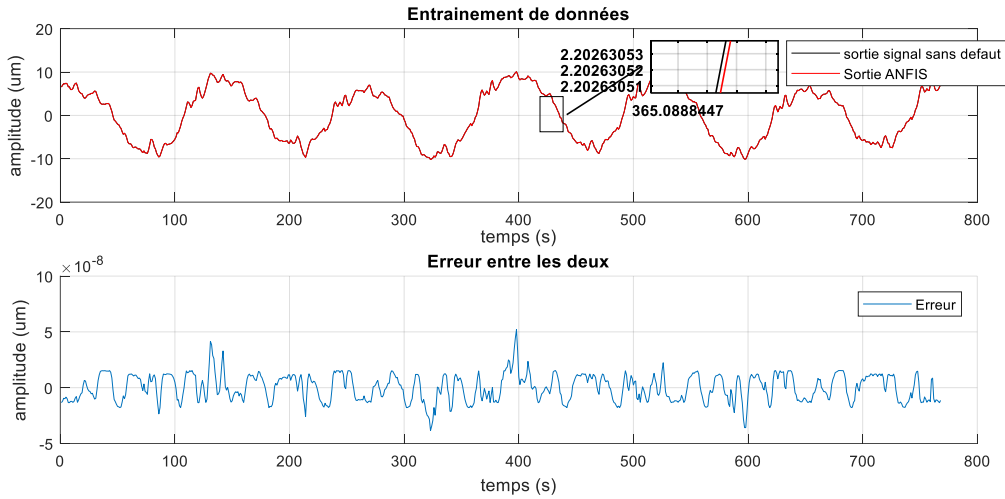


Figure IV-18 : entraînement de données

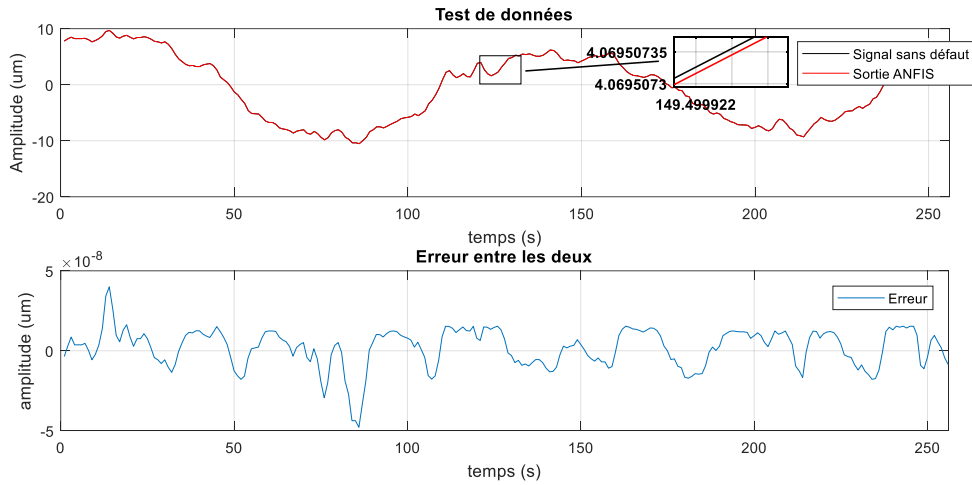


Figure IV-19 : test de données

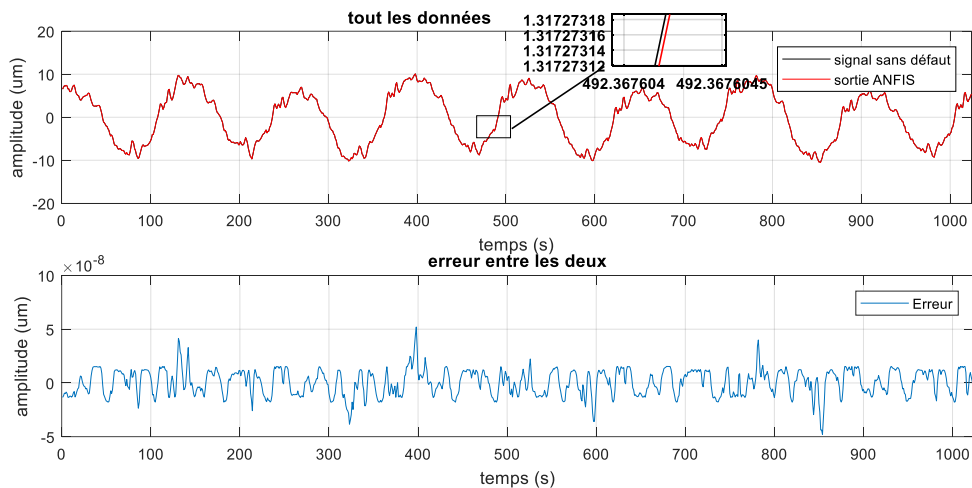


Figure IV-20 : Estimation de la sortie du signal sans défaut avec la sortie ANFIS et l'erreur entre eux

La (Figure IV-20) montre la sortie du signal vibratoire sans défaut du palier 1 du compresseur centrifuge comparée avec la sortie du modèle ANFIS. On remarque que l'erreur entre les deux est trop petite, erreur= 10^{-8} (μm), donc notre apprentissage a été réussi.

Pour caractériser le système de prédiction réalisé, on calcule le résidu, ce résidu est l'écart entre un signal de sortie mesurées et l'estimation du modèles ANFIS proposées, il est donné par la relation suivante :

IV-1

$$R(k) = Y_{estimé}(k) - Y_{mesuré}(k)$$

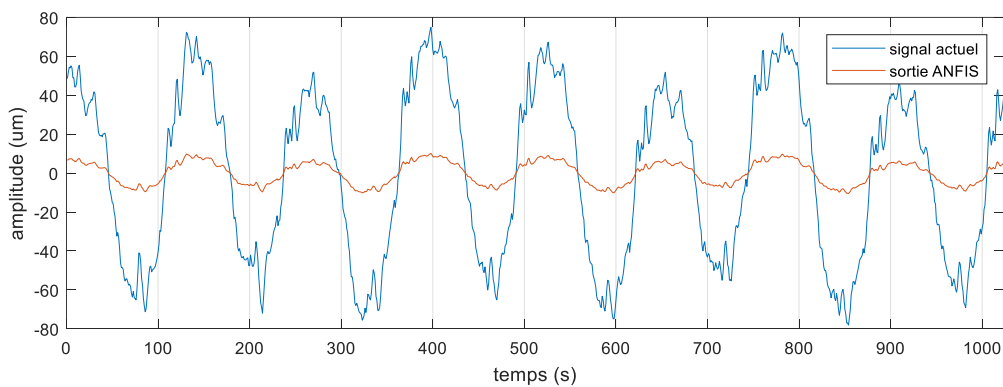


Figure IV-21 : Signal vibratoire mesuré avec le signal de sortie du modèle ANFIS

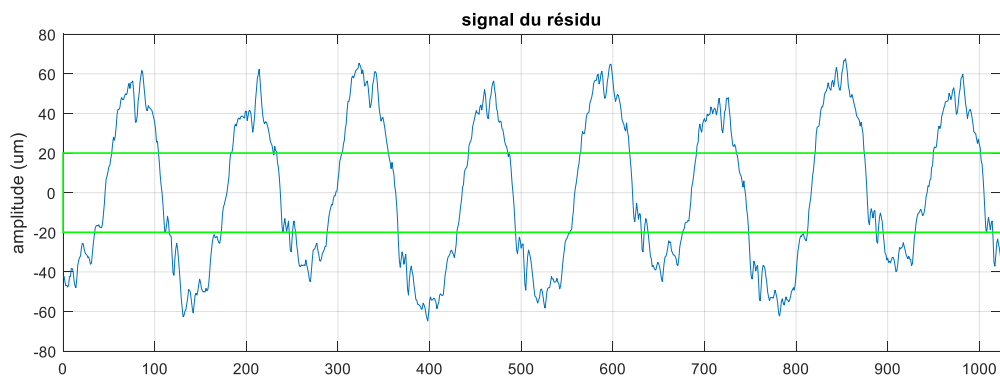


Figure IV-22 : le résidu entre le signal actuel mesuré et le signal de sortie du modèle ANFIS

La (Figure IV-22) montre le résidu entre le signal mesuré sur le palier 1 du compresseur centrifuge et le signal de sortie de notre modèle ANFIS, tous les valeurs qui sont hors de l'intervalle $[-20,+20]$ sont des défauts [65]. Pour bien définir la détection des défauts sur le palier 1 du compresseur centrifuge on a tracé la (Figure IV-23) :

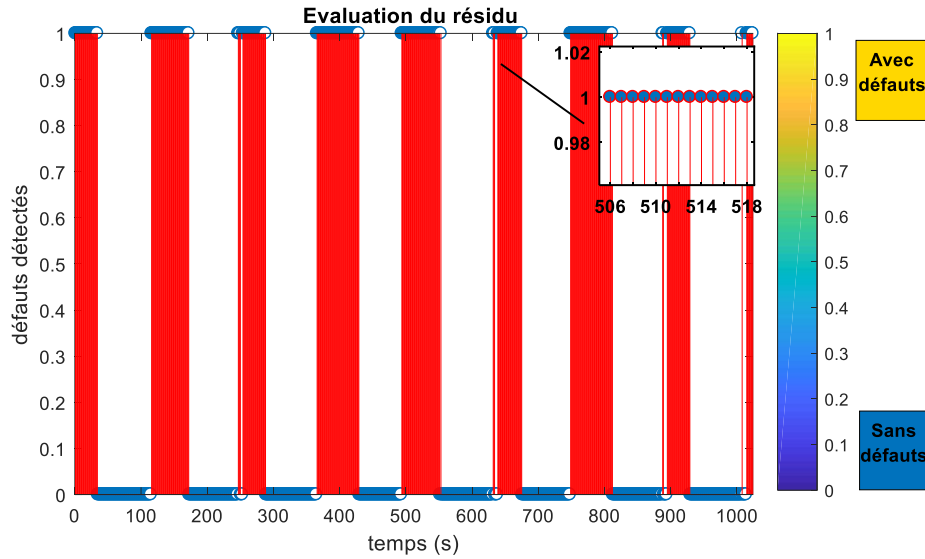


Figure IV-23 : l'évaluation des défauts sur le système examinée

La (Figure IV-23) montre l'évaluation des défauts, les valeurs qui sont égale à 1 exprime qu'il existe un défaut, par contre les valeurs qui sont à zéro exprime qu'il n'y a pas de défauts.

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons examinées des mesures vibratoires réelle de la turbine à gaz GE MS 3002 et son compresseur centrifuge entraîné en utilisant la transformée FFT et ondelette, pour analyser et d'ébruiter (les bruits) les signaux vibratoires réelles, qui ont été obtenue par des capteurs de vibration sur le site.

On a détecté plusieurs défauts au niveau du compresseur centrifuge, au niveau de la turbine BP et le multiplicateur.

Nous avons proposé un système expert intelligent basé sur l'approche ANFIS, le system expert exploite l'auto-apprentissage neuro-floue à base de données réels de vibration sain (sans défauts) pour créer un system équivalent capable de prendre des décisions sans consulter l'être humain, pour estimer et identifier les défauts vibratoires sur le compresseur centrifuge, à l'aide de la génération de signal résidu. Les résultats obtenus étaient satisfaisants on a pu détecter des défauts à l'aide de notre model

Conclusion générale et perspectives

Le but des travaux de cette thèse est de trouver des méthodes de surveillance et diagnostic afin d'augmenter la sécurité et de garantir la continuité de production de de fonctionnement dans les secteurs industriels en prenant l'exemple d'une turbine à gaz.

D'après nos recherches et nos résultats, nous avons constaté que l'analyse des vibrations est un outil puissant et complexe, considéré comme l'un des piliers de la maintenance, l'analyse des vibrations est sans doute la technique la plus diversifiée, et celle qui permet, sur les machines tournantes, d'aller le plus loin dans le diagnostic.

Les résultats de cette thèse ont été obtenus grâce à des techniques très puissant dans l'analyse vibratoire, ce sont les techniques les plus célèbres dans le domaine de détection des défauts des machines tournantes, on a appliqué la FFT sur nos mesures vibratoires dont elle est un passage du domaine temporel au domaine fréquentielle, et le résultat était satisfaisant vu qu'on a détecter plusieurs défauts au sein de la turbine à gaz, comme on a utilisé les ondelettes comme outils pour débruiter nos signaux vibratoire.

Par la suite on a créé un système expert basé sur un Système D'inférence Neuro-Floue Adaptative (ANFIS) pour la modélisation et la prédiction des défauts dans les systèmes complexe comme la turbine à gaz examinée à base des données réelle de vibration, cette approche a pour but de prendre des décisions sans consulter l'être humain, pour estimer et identifier les défauts vibratoires à l'aide de la génération de résidu comme un indicateur de défauts.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de notre approche proposée, puisque les performances du système ANFIS sont plus précises, grâce à l'adaptation entre la capacité d'approximation des réseaux de neurones et la rapidité d'exécution des algorithmes flous.

Enfin, notre travail réalisé n'est qu'un début d'une approche très intéressante, plusieurs perspectives sont envisagée, on cite quelques-uns :

- La classification et la localisation et les identifications des défauts vibratoires.
- L'application de la logique floue type-2 sur l'analyse vibratoire.
- L'application de l'approche de détection des défauts basé sur le model : observateur.

Annexe

Annexe

Type D'anomalie	Vibration composante prépondérante	
	Fréquence	direction
Excitation hydro-dynamique	Fréquence de passage des aubes, pales, auguets, ailettes...	Radiale Et axiale
Détérioration de roulement	<p>Selon la nature du défaut et le stade de dégradation :</p> <p>Excitation de modes propres des éléments constitutifs du roulement.</p> <p>Peigne de raies en basses et moyennes fréquences dont le pas correspond à une fréquences cinématique du roulement.</p> <p>Peigne de rais en basses et moyennes fréquences dont le pas correspond à la fréquence de rotation avec forte élévation du fond de spectre.</p>	Radiale Et axiale
Courroie en Mauvais état	$1,2,3,4 \times F_c$	Radiale
Engrenage endommagé	<p>Fréquence d'engrènement</p> <p>$F_{reng} = Z \times \text{frot arbre}$</p>	Radiale Et axiale
Faux rond d'un pignon	$F_{reng} = k \times \text{frot pignon}$	Radiale Et axiale
Tourbillon D'huile	De 0.45 à $0.49 \times \text{frot}$	Radiale
Balourd	$1 \times \text{frot}$	Radiale
Défaut de Fixation	$1,2,3,4 \times \text{frot}$	Radiale
Défaut D'alignement	$2 \times \text{frot}$	Axiale et Radiale
Electromagnétique	$1,2,3,4 \times 50 \text{ Hz}$	Axiale et Radiale
Vitesse-critique De rotation	Fréquence critique du rotor	Radiale

- Frot = fréquence de rotation.
- F_{reng} = fréquence d'engrènement.
- $F_{courroie}$ = fréquence de passage de la courroie.
- z = nombre de dents de l'engrenage.

Bibliographie

- [1] Chouaib, CHAKOUR, Diagnostic et surveillance des procédés industriels et de leur environnement sur la base de l'analyse de données. Thèse de doctorat. Badji Mokhtar-Annaba University, 2016.
- [2] BENMOHAMED, Hanene et KHADRI, Youcef. Étude de l'usure des engrenages par analyse vibratoire, annaba, 2015.
- [3] BELLALA Massinissa, BRAHAM Farid, Contribution à l'étude de la surveillance et diagnostic des systèmes industriels par les systèmes experts temps réel, Université Abderrahmen Mira ,2014.
- [4] MAQUIN, Didier, Diplôme d'Etudes. Surveillance des processus. Diplôme d'Etudes Approfondies Contrôle, Signaux et Communications Vanduvre-les-Nancy, février 2003.
- [5] B. ROHÉE., Contribution à la conception d'application de pilotage des systèmes manufacturiers Thèse de doctorat en Génie Informatique, Automatique et Traitement du signal, Université de Reims Champagne-Ardenne, 2008.
- [6] Nadji. HADROUG, Commande neuro floue tolérante aux défauts d'une turbine à gaz : Contribution à la détection de vibrations, Thèse de doctorat. Université Ziane Achour de Djelfa 2017.
- [7] M. R. ZEMOURI, Thèse de doctorat en automatique et informatique. « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance ». Université de Franche-Comté. 2003.
- [8] HANDIS, Moufida, Modélisation des défaillances et leur diagnostic par les méthodes de reconnaissance des formes floue pour obtention du diplôme de Magister, université BADJI MOKHTAR-ANNABA 2013.
- [9] Med BEN RAHMOUNE, Diagnostic des défaillances d'une turbine à gaz à base des réseaux de neurones artificiels pour l'amélioration de leur système de détection des vibrations, Thèse de doctorat, Université Ziane Achour de Djelfa 2017.
- [10] DJIBILI, Omar, Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement. Thèse de doctorat. Reims, 2013.
- [11] SARAVANAN, N. et RAMACHANDRAN, K. I. A case study on classification of features by fast single-shot multiclass PSVM using Morlet wavelet for fault diagnosis of spur bevel gear box. Expert Systems with Applications, 2009, vol. 36, no 8, p. 10854-10862.

- [12] ZINE, GHEMARI. Modélisation, simulation et analyse expérimentale du capteur de vibration (accéléromètre). Thèse de doctorat. Université de M'sila, 2013.
- [13] G. Electric, Cours notions de bases des vibrations (sm00032), documentation interne de SONATRACH DP-STAH, 2020.
- [14] Alain Boulenger, Christian Pachaud - Aide-mémoire Surveillance des machines par analyse des vibrations-Dunod, 2009.
- [15] ADAMS, Maurice L. Rotating machinery vibration: from analysis to troubleshooting.[Book] CRC Press, 2009.
- [16] DAUBECHIES, Ingrid. Book Ten lectures on wavelets. Society for industrial and applied mathematics, 1992.
- [17] SUNG, C. K., TAI, H. M., et CHEN, C. W. Locating defects of a gear system by the technique of wavelet transform. Mechanism and machine theory, 2000, vol. 35, no 8, p. 1169-1182.
- [18] YAN, Ruqiang, GAO, Robert X., et CHEN, Xuefeng. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications. Signal processing, 2014, vol. 96, p. 1-15.
- [19] Alsalaet, J. K., Najim, S. I., Ali, A. K. and A. H. Abdulali, Design and Implementation of Portable Vibration Analysis and Diagnosis System, Basrah Journal for Engineering Science, Vol. 12, Issue 2, 2012.
- [20] Tahar BELKHIR, La maintenance des équipements par l'analyse vibratoire, Master professionnel. UNIVERSITE KASDI MARBAH OURGLA, 2016.
- [21] YOUCEF, DOUADI. Surveillance et diagnostic des défauts d'une machine électrique par l'analyse vibratoire. 2017. Thèse de doctorat. UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA.
- [22] SCHEFFER, Cornelius et GIRDHAR, Paresh. Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance. Elsevier, 2004.
- [23] DJAMEL, Radja et HAMID, Sadoudi. Conception d'un approximateur flou de la température de combustion de la turbine à gaz MS5002C. 2018. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri.
- [24] ANTAR, Abdelhafid. Prédiction numérique de l'échange de chaleur autour d'une aube de turbine. 2011.
- [25] PUGNET, Jean-Marc. Dynamique des Machines Tournantes pour la Conception des Turbines à Vapeur et des Compresseurs Centrifuges : de la Théorie à la Pratique. 2010. Thèse de doctorat. INSA Lyon.

- [26] Engineering Encyclopedia Saudi Aramco DeskTop Standards COMBUSTION GAS TURBINES, Engineering Development Program (PEDP) of Engineering Services, Documentation interne de SONATRACH, 2005.
- [27] LALLAM, Salah et SI MOHAND, Redouane. Amélioration des performances de la turbine à gaz MS 5002 C par refroidissement de l'air à l'aspiration. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2016.
- [28] BEKKOUCHE, Abdellatif et DJEHICHE, Tarek. Calcul thermodynamique pour évaluer l'influence de la température ambiante sur le rendement de la turbine à gaz (MS5002C). Thèse de doctorat, 2016.
- [29] BENZERBEDJ ABDELOUAHAB, THERMODYNAMIQUE ET INSTALLATIONS ENERGETIQUES COURS ET EXERCICES, Université d'Oran MOHAMED BOUDIAF 2017.
- [30] HAMMADAI, KAWTAR, conception mécatronique d'un système de contrôle et de commande de la turbine à gaz MS5001, Université BADJI MOKHTAR ANNABA, 2015.
- [31] GE Nuovo pignone "Cours turbine à gaz" Documentation interne de SONATRACH DP-STAH, 2005.
- [32] BENNACER, Salim, REHOUMA, Omar, et OUKIL, Juba. Etude comparative des performances obtenues lors de l'injection de la vapeur d'eau en amont de chambre de combustion d'une turbine à gaz MS5002B. Thèse de doctorat, 2018.
- [33] LOUNES, Nabila. Amélioration des performances de la turbine MS5002C par refroidissement de l'air à l'entrée du compresseur. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou. 2013.
- [34] Belaid Youcef, Mehani bilal, Etude de système de commande de lancement et de système de commande de vitesse d'une turbine à gaz MS5002C turbine à gaz, Master maintenance industrielle, Université Kasdi Merbah, Ouargla 2011.
- [35] BEKKOUCHE, Abdellatif et DJEHICHE, Tarek. Calcul thermodynamique pour évaluer l'influence de la température ambiante sur le rendement de la turbine à gaz (MS5002C). Thèse de doctorat., 2016.
- [36] M.SILINI, Turbine à gaz, documentation interne de sonatrach IAP siminaire, mars 2007.
- [37] A.BELHADJ, « Simulation numérique de la combustion dans une chambre de combustion d'une turbine à gaz MS 5002C », Mémoire master, encadré par : Mr. N.HEBBIR, Université de Biskra, 2014.
- [38] G. Aghiles. & M. Oualid, Contribution à la surveillance de la turbine à gaz MS 5002b par réseaux de neurones artificiels, Memoir Master, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA – BOUMERDES, 2017.

- [39] ADA, Boudjema et HAMEL, Hamida. Etude technico économique d'un renouvellement de la chambre de combustion d'une turbine à gaz MS5002C. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2016.
- [40] G. Electric, GE Oil & Gas Heavy Duty Gas Turbine Emission Reduction Techniques, Documentation interne de sonatrach, 2013.
- [41] Melab, Mohammed, Controle de protection feu et gaz d'une station de compression à base d'un automate programmable, Mémoire Master, Université Djilali Bounaama, 2014.
- [42] E. Myers et Daniel, Turbine and Compressor Design, Documentation interne de SONATRACH, In Amenas ALGERIA, 2000.
- [43] General Electric. system, SPEEDTRONIC MARK VI Turbine CONTROL GEJ-7485, Documentenation interne de SONATRACH, 2000.
- [44] G. ELECTRIC, System 1 optimisation and diagnostic platform, Documentation interne de SONATRACH, GENERAL ELECTRIC COMPANY, 2008.
- [45] Suparta, Wayan, and Kemal Maulana Alhasa. "Modeling of tropospheric delays using ANFIS.": 5-19., 2016.
- [46] DJERIRI, Y. et BOUDJEMA, Z. Commande robuste par la logique floue et les réseaux de neurones artificiels de la GADA: étude comparative. *Revue des Energies Renouvelables*, 2017, vol. 20, no 1, p. 147-160.
- [47] CIRSTEA, Marcian, DINU, Andrei, MCCORMICK, Malcolm, et al. *Neural and fuzzy logic control of drives and power systems. Elsevier, 2002.*
- [48] P. Himour, Cours Intélligence Artificiel, Université Djillali Bounaama Khemis Miliana, 2020.
- [49] LALLOUETTE, Jules. Modélisation des réponses calciques de réseaux d'astrocytes : Relations entre topologie et dynamiques. Thèse de doctorat. Thèses, Lyon, INSA.2014.
- [50] FRITZKE, Bernd. Incremental neuro-fuzzy systems. In : *Applications of Soft Computing*. International Society for Optics and Photonics, 1997. p. 86-97.
- [51] BLAYO, François et VERLEYSSEN, Michel. [citation] *Les réseaux de neurones artificiels*. 1996.
- [52] MONOPOLI, Richard. Model reference adaptive control with an augmented error signal. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974, vol. 19, no 5, p. 474-484.
- [53] TESAURO, Gerald. Scaling relationships in back-propagation learning: Dependence on training set size. *Complex Systems*, 1987, vol. 1, no 2, p. 367-372.
- [54] WATROUS, Raymond L. *Learning algorithms for connectionist networks: Applied gradient methods of nonlinear optimization*. 1988.

- [55] RUMELHART, David E., HINTON, Geoffrey E., et WILLIAMS, Ronald J. Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 1986, vol. 323, no 6088, p. 533-536.
- [56] LU, Siwei, WANG, Ziqing, et SHEN, Jun. Neuro-fuzzy synergism to the intelligent system for edge detection and enhancement. *Pattern Recognition*, 2003, vol. 36, no 10, p. 2395-2409.
- [57] FAUSSET, L. What is a Neural Net?. *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications* D. Fowley, B. Baker, and A. Dworkin, eds., Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1994, p. 3-4.
- [58] GOGUEN, J. A. LA Zadeh. Fuzzy sets. *Information and control*, vol. 8 (1965), pp. 338–353.-LA Zadeh. Similarity relations and fuzzy orderings. *Information sciences*, vol. 3 (1971), pp. 177–200. *The Journal of Symbolic Logic*, 1973, vol. 38, no 4, p. 656-657.
- [59] TSOUKALAS, Lefteri H. et UHRIG, Robert E. *Fuzzy and neural approaches in engineering*. 1997.
- [60] BODRI, L. et ČERMÁK, V. Prediction of extreme precipitation using a neural network: application to summer flood occurrence in Moravia. *Advances in Engineering Software*, 2000, vol. 31, no 5, p. 311-321.
- [61] SHIHABUDHEEN, K. V. et PILLAI, Gopinatha N. Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey. *Knowledge-Based Systems*, 2018, vol. 152, p. 136-162.
- [62] BOUCHON-MEUNIER, Bernadette et MARSALA, Christophe.[citation] *Logique floue: principes, aide à la décision*. 2003.
- [63] TANO, Shun'ichi, OYAMA, Takuya, et ARNOULD, Thierry. Deep combination of fuzzy inference and neural network in fuzzy inference software—FINEST. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, vol. 82, no 2, p. 151-160.
- [64] Adeline,Romain, Rafael, « pronostic de défaillances : maîtrise de l'erreur de prédiction », Manuscrit auteur, publié dans 7ème Conférence Internationale de Mobilisation et Simulation, Paris, France, 2008.
- [65] NAIL, Bachir, KOUZOU, Abdellah, HAFAIFA, Ahmed, et al. A Robust fault diagnosis and forecasting approach based on Kalman filter and Interval Type-2 Fuzzy Logic for efficiency improvement of centrifugal gas compressor system. *Diagnostyka*, 2019, vol. 20, no 2, p. 57-75.

