

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté de Technologie
Département Génie Mécanique

Mémoire de Master

En vue de l'obtention du diplôme de MASTER en :

Filière : ÉLECTROMÉCANIQUE

Spécialité : ÉLECTROMÉCANIQUE

THEME

Contribution à la surveillance des compresseurs d'air par l'utilisation de transformé en ondelette et les techniques d'apprentissage automatique

Présenté par : HEMIA HICHEM

HAMEL LAID

Soutenance publiquement le 14/07/2021

MEMBRE DE JURY :

- | | | |
|-------------------------|-----|-----------|
| 1. IKHLEF BOUALEM | MAA | Président |
| 2. GOUGAME FAWZI | MAB | Examineur |
| 3. RAHMOUNE CHEMSEDDINE | MCA | Promoteur |



Promotion 2020- 2021

OK pour DSpace



Le 28/07/2021

Remerciement

Ce travail a été réalisé à la faculté de technologie, université M'HAMED BOUGERA BOUMERDES, département de Génie mécanique.

Nous remercions tout d'abord « **allah** » qui nous donné la force et le courage pour terminer ce travail. Nous tenons de remercier aussi nos parents et toute la famille qui ont beaucoup aidé dans notre carrière scolaire.

Je tiens à remercier plus particulièrement notre promoteur Dr Chemseddine RAHMOUNE

CHEMSEDDINE docteur à l'université de BOUMERDES pour tous ces efforts et ces conseils qui nous a donné et pour sa patience, sa disponibilité et pour sa confiance qui nous a fait.

Nous tenons de remercier aussi mes collègues de groupe **Electromécanique** promotion **2020/2021**.

Dédicaces

Pour que ma réussite soit complète je le partage avec toutes les

Personnes que j'aime, Je dédie ce modeste travail à :

À ma mère mon père et ma grande mère pour leur amour et le dévouement inaltérable

À ma sœur et mon frère pour leur soutien perpétuel et À toute la famille hemia

À mon binôme laïd ainsi que toute sa famille.

À mes amis proches et particulièrement zakí banz moha allilo nazi kadiro

*À toute La promo master 02 électromécaniques
2020/2021*

Hichem

Dédicaces

Pour que ma réussite soit complète je le partage avec toutes les

Personnes que j'aime, Je dédie ce modeste travail à :

À mes parents, mes frères et ma sœur

À toute la famille hamel

À mon binôme hichem ainsi que toute sa famille

À mes très chers amis .et particulièrement

....bílal....younes... omar.....fatahabd rahman

.....oussama.....et mes amis d'enfance.

Laid

Résume :

Les compresseurs d'Air présente une partie essentielle dans certains systèmes industriels elles ont une variété de tâches et de mission, Ces compresseurs fonctionnent dans diverses conditions, pendant une longue période dans une chaîne de production.

Et si un défaut indétectable se produit dans ces machines, il risque d'endommager tout le système et peut provoquer aussi des incidents graves et inattendus.

Dans l'autre part, la surveillance en ligne exige une bonne performance de détection et d'identification dans un temps de réponse rapide pour qu'il puisse suivre l'état sain en temps réel. À cet effet l' 'intelligence artificielle(IA) est implémentée pour automatiser le processus et sa bonne performance.

L'objectif de notre travail et de développer un technique de diagnostic qui nous permette de détecter les défauts dans le compresseur d'air dès sa première apparition avant d'atteindre la défaillance.

ملخص

تمثل ضواغط الهواء جزءًا أساسيًا في بعض الأنظمة الصناعية، فلديها مجموعة متنوعة من المهام وتعمل هذه الضواغط في ظل ظروف مختلفة، ولفترة طويلة في خط الإنتاج

وإذا حدث عطب غير قابل للكشف في هذه الأجهزة، فقد يؤدي إلى تلف النظام بأكمله وقد يتسبب أيضًا في حوادث خطيرة وغير متوقعة.

من ناحية أخرى، تتطلب المراقبة عبر الخط أداءً جيدًا للكشف والتعرف في وقت استجابة سريع حتى تتمكن من متابعة الحالة لأتمتة العملية وأدائها الجيد. الصحية في الوقت الفعلي. لهذا الغرض، يتم تطبيق الذكاء الاصطناعي

الهدف من عملنا هو تطوير تقنية تشخيصية تسمح لنا باكتشاف الأعطال في ضاغط الهواء من أول ظهور لها قبل الوصول إلى الاعطاب.

Abstract :

Air compressors present an essential part in some industrial systems they have a variety of tasks and missions,. These compressors operate under various conditions, for a long period in a production line.

And if an undetectable fault occurs in these machines, it risks damaging the entire system and can also cause serious and unexpected incidents.

On the other hand, online monitoring requires a good performance of detection and identification in a fast response time so that it can follow the health status in real time. For this purpose I 'artificial intelligence (AI) is implemented to automate the process and its good performance.

The objective of our work is to develop a diagnostic technique that allows us to detect faults in the air compressor from their first appearance before reaching the fault.

Sommaire

Introduction général	1
1.1 Introduction	2
1.2 Fonctionnement d'un compresseur	2
1.2.1 Description	2
1.2.2 Fonctionnement	3
1.3 pannes d'un compresseur	4
1.4 Maintenance.....	5
1.4.1 Les différentes approches de la maintenance	6
1.6 Les différent méthodes de diagnostic	10
1.6.1 Méthodes à base de modèles	11
1.6.2 Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs, quantitatifs	12
1.6.3 Méthodes sans modèle	12
1.7 Conclusion.....	13
2.1 Introduction	14
2.2 Définition	15
2.3 Méthode de diagnostic à base signal.....	15
2.3.1 Les méthodes du diagnostic par traitement de signal	15
2.4 La technique utilisée pour traitement de signal	18
2.4.1 Décomposition modale empirique (EMD).....	18
2.4.2 Décomposition en paquets d'ondelettes.....	19
2.5 Etude expérimentale :	20
2.5.1 Problématique et objectif de l'expérience :.....	20

2.6 Acquisition des données	21
2.7 La décomposition de signal et extraction des caractéristiques	25
2.8 Conclusion.....	29
3.1 Introduction	30
3.2 Intelligence artificielle	31
3.3 Les différents types d'apprentissage.....	32
3.3.1 Apprentissage supervisé.....	32
3.3.2 Apprentissage non-supervisé.....	32
3.3.3 Apprentissage par renforcement	33
3.3.4 L'apprentissage semi-supervisées	33
3.3.5 Machine Learning :	33
3.4 Les différentes techniques de classification et de régression	34
3.4.1 Support Vector Machine	34
3.4.2 La machine à vecteurs de support des moindres carrés	36
3.4.3 Les k plus proches voisins (K-PPV) :.....	38
3.4.4 Les réseaux de neurone	38
3.4.5 Les forêts aléatoires	40
3.4.6 L'arbre de décision	41
3.5 Partie expérimentale :	41
3.5.1 Préparation des caractéristiques et étiquettes (features and labels).....	43
3.5.2 Résultats obtenus et discussion :	44
3.6 Matrice de confusion :	45
3.7 Conclusion.....	49
Conclusion générale	50
Bibliographie.....	51

Liste des figures

Figure 1.1 : Fonctionnement du compresseur à piston à un étage	3
Figure. 1.2 Ordonnancement des anomalies selon leur criticité.....	10
Figure 1.3 : Présentation des méthodes de diagnostic.....	11
Figure1.4 : Détection de défauts basée sur les modèles.....	11
Figure (2.1) : Techniques de traitement du signal.....	16
Figure2.2 : Coordonnées tridimensionnelles montrant le temps, la fréquence et l'amplitude d'un signal	17
Figure 2.3 La décomposition modale empirique.....	19
Figure 2.4 : Décomposition en paquets d'ondelettes.....	20
Fig. 2.5 l'acquisitions des données.....	22
Figure 2.6 : NI_9172	23
Figure 2.7 : NI_9234.....	23
Figure 2.8 : la déférente position des captures.....	24
Figure 2.9 : Les étapes de traitement de signal et extraction de la caractéristique.....	25
Figure 2.10 la transformé en paquet d'ondelette.....	27
Figure 2.11 : extraction des caractéristiques	28
Figure 3.1 : Les 3 étapes essentielles de l'apprentissage automatique.....	31
Figure 3.2: Machine Learning et Deep Learning.....	34
Figure 3.3 : Support Vector Machine.....	35
Figure 3.4 Moindre carrée support vecteur machine.....	37
Figure 3.5 : La méthode des plus proches voisins.....	38

Figure 3.6 : Architecteur d'un réseau de neurone.....	39
Figure 3.7 : diagramme schématique d'un neurone typique.....	40
Figure 3.8 : Architecteur d'une forêt aléatoire.....	40
Figure 3.9 : Organigramme d'apprentissage et classification.....	42
Figure 3.10 : Matrice de confusion.....	46
Figure 3.11 : résultat de classification.....	48

Liste des tableaux

Tableaux 1 pannes d'un compresseur.....	4
Tableaux 2 Résultats obtenus.....	45

Liste des abréviations

SVM : Les Machine à support de vecteurs.

KNN : K-Nearest Neighbor.

Kppv : K-plus proche voisins.

IA : Intelligence artificielles

EMD : Empirical mode decomposition , décomposition modale empirique

IMF : Fonction de mode intrinsèque est un signal décomposé de EMD

WPT : Wavelets Paquet transform-

ML : Machine Learning

DL : Deep Learnin

ANN : les réseaux neuronaux artificiels

LS_SVM : Least-squares support vector machine La machine à vecteurs de support des moindres carrés

RF : Random Forest Les forêts aléatoires

DT : Decision Trees L'arbre de décision

AA : L'apprentissage automatique

Introduction général

INTRODUCTION GENERALE

Les compresseurs d'air présente un partie essentiel dans certains systèmes industriels, **L**.Ces compresseurs travaillent dans des conditions en général et sont par conséquent soumis à une détérioration progressive de leur état .

Et si un défaut indétectable se produit dans ces machines, il risque d'endommager tout le système et peut provoquer aussi des incidents graves et inattendus. pour cette raison , la maintenance de ces installations est vraiment importante pour leur sécurité de fonctionnement et surtout pour la sécurité des personnes .il est nécessaire d'établir un entretien de bonne qualité et au bon moment ; lorsqu'il est judicieux de trouver un bon équilibre entre l'entretien préventive systématique et l'entretien correctif, le contrôle des installations permet donc de limiter le niveau d'entretien préventive et correctif afin d'optimiser les couts des interventions et d'éviter les dommages qui en découlent.

Dans l'autre part, la surveillance en ligne exige une bonne performance de détection et d'identification dans un temps de réponse rapide pour qu'il puisse suivre l'état de santé en temps réel. À cet effet l 'intelligence artificielle(IA) est implémentée pour automatiser le processus et sa bonne performance, surtout avec une grande quantité de données. L'apprentissage automatique (AA); machine learning en anglais (ML) est la partie plus utilisée dans l'intelligence artificielle pour résoudre les problèmes de classification et régression.

L'objective de notre travail et de développer une technique de diagnostic qui nous permette de détecter les défauts dans le compresseur d'air dès sa première apparition avant d'atteindre la défaillance.

Chapitre I

GENERALITE SUR LA MAINTENANCE ET SURVEILLANCE DES DEFAUTS

1.1. Introduction

Le compresseur à piston est le premier modèle de compresseur élaboré. Il est utilisé par le grand public et dans les industries pour la fabrication des emballages de boissons, le démarrage des moteurs ou la compression de l'air dans une bouteille. Les compresseurs à piston sont capables de comprimer le gaz à des pressions élevées. Ils font souvent partie des systèmes les plus critiques et les plus coûteux d'une installation de production et méritent une attention particulière.

Dans ce contexte, ce chapitre traite les généralités de la maintenance et ses politiques, les défauts des compresseurs d'Air, et la surveillance des compresseurs d'air.

1.2.Fonctionnement d'un compresseur

Le compresseur à piston pousse un piston dans un cylindre au moyen d'une bielle et d'un vilebrequin. Si un seul côté du piston est utilisé pour la compression, le compresseur est appelé compresseur à simple effet. Si les deux côtés du piston (supérieur et inférieur) sont utilisés, le compresseur est alors un compresseur à double effet.

La gamme de compresseurs à piston fonctionne à une puissance comprise entre 0,75 kW et 420 kW et délivre une pression nominale de 1,5 à 414 bars. [1]

1.2.1. Description

Le compresseur à un étage se compose :

- D'un cylindre
- D'un piston
- D'un clapet d'aspiration
- D'un clapet de refoulement d'une bielle
- D'un volant d'entraînement

1.2.2. Fonctionnement

Lorsque le volant tourne, entraîné lui-même par une machine électrique ou thermique, le piston est animé d'un mouvement alternatif quasi sinusoïdal.

Chapitre I : Généralité sur la maintenance et la surveillance des compresseurs d'air

Lorsqu'il descend, la pression dans le cylindre diminue. Dès qu'elle est inférieure à celle en amont du clapet d'aspiration, celui-ci s'ouvre, laissant l'air entrer à l'intérieur. (Aspiration)

Lorsqu'il monte, la pression dans le cylindre augmente. Dès qu'elle dépasse la pression au-dessus du clapet de refoulement, celui-ci s'ouvre et laisse échapper l'air vers la sortie. (Échappement).

Ici, les clapets sont actionnés par des différences de pression et non par un arbre à cames comme dans les moteurs de voiture. [2]

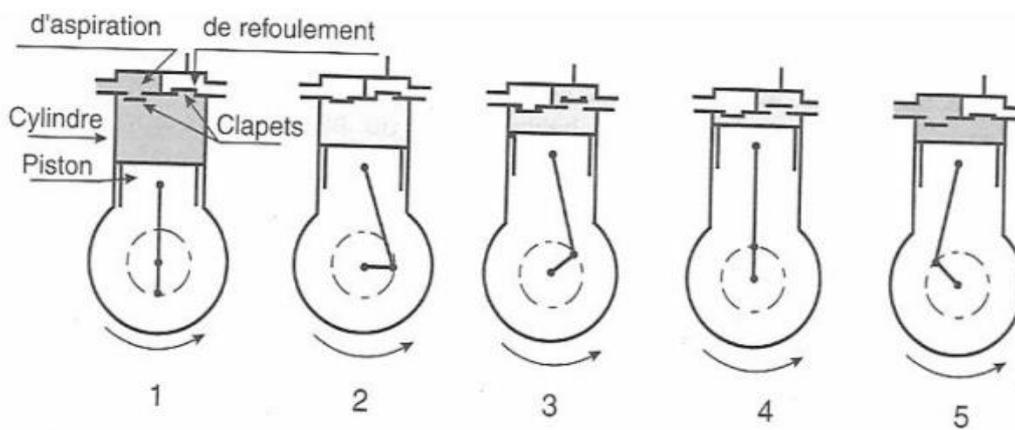


Figure 1.1 : Fonctionnement du compresseur à piston à un étage

En 1 : le piston amorce sa course descendante qui crée une dépression dans le cylindre ; la pression dans la conduite d'aspiration force le clapet d'aspiration à s'ouvrir. La pression dans la conduite de refoulement maintient le clapet de refoulement fermé.

En 2 : le piston commence sa course ascendante de compression. La pression en montant dans le cylindre fait fermer le clapet d'aspiration. Mais la pression dans le cylindre est encore insuffisante pour permettre la levée du clapet de refoulement.

En 3 : la pression dans le cylindre a augmenté jusqu'à dépasser légèrement la haute pression. Le clapet de refoulement se soulève et le gaz comprimé s'échappe dans la conduite de refoulement.

En 4 : le piston finit sa course ascendante au point mort (haut du piston). On constate qu'un espace mort ou nuisible rempli de vapeur HP reste entre le haut du piston et le bloc à clapets. Cet espace n'est jamais balayé par le piston.

Chapitre I : Généralité sur la maintenance et la surveillance des compresseurs d'air

En 5 : au cours de sa course descendante, le clapet d'aspiration ne s'ouvrira que lorsque la pression dans le cylindre sera légèrement inférieure à celle existante dans la conduite d'aspiration.

1.3. Pannes d'un compresseur

Une panne est toujours préjudiciable notamment quand il s'agit de matériel professionnel essentiel au fonctionnement d'une entreprise. Mais quand il s'agit d'une panne compresseur cela peut être vite compliqué parfois sans gravité, parfois irréparables en fonction des cas, ces pannes peuvent être de plusieurs natures.

Avant même de penser à effectuer un remplacement de compresseur, il est essentiel de déterminer la cause de la panne, afin d'éviter que le second compresseur souffre aussi de la même panne. [3]

Pannes	Cause
Compresseur ne démarre pas	Pas de courant - circuit de commande défectueux - fusible détérioré
Déclenchement de la protection thermique du moteur électrique	Tension d'alimentation insuffisante - surcharge du moteur - réglage de la protection thermique
Débit d'air comprimé trop faible ou nul	Filtre a air obstrué - le débit demandé est supérieur à celui de compresseur - l'électrovanne de régulation ne fonctionne pas
Température finale inacceptable	Manque d'huile - température ambiante trop élevée – circuit d'huile obstrué – vanne thermostatique bloquée – débit trop faible
Pression de refoulement trop faible	Le débit demandé est supérieur à celui de compresseur – clapet d'aspiration fermé – déverseur mal régler
Consommation d'huile trop importante.	Niveau d'huile excessif piston ou cylindre endommagés.

1.4.Maintenance

La maintenance est l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant Le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise.

1.4.1. Les différentes approches de la maintenance

Maintenance corrective

La maintenance corrective est la plus ancienne politique de la maintenance. Elle est effectuée après la défaillance du bien ou la dégradation de sa fonction.

Les interventions de maintenance ne sont ainsi exécutées qu'après la détection d'une panne qui peut rendre un système incapable de remplir sa fonction de façon satisfaisante. Ces interventions peuvent être une réparation ou un remplacement d'un composant Ou d'un sous système défaillant. La maintenance corrective peut être :

- ❖ Palliative: des opérations à caractère provisoire sont effectuées
- ❖ Curative: des opérations ayant un effet à plus long terme sont effectuées. Cette politique est généralement adoptée lorsque l'indisponibilité d'une machine n'affecte pas la performance du système de production ou quand les couts de réparation sont faibles

Dans certains cas, par exemple dans une ligne de production, la maintenance corrective peut causer des pertes financières importantes en raison de l'interruption de la production et des pertes de temps en raison des activités de réparation. Elle est aussi justifiée quand le risque qu'une panne d'un composant n'affecte pas d'autres composants par effet de cascade. Cela signifie que cette politique n'est pas adaptée dans les systèmes ou le fonctionnement d'un composant dépend du fonctionnement d'autres composants. Comme un remède a ces inconvénients, d'autres politiques de maintenance ont été développées. Ces politiques ont pour but d'éviter les pannes en programmant les différentes interventions de maintenance.

Maintenance préventive :

La maintenance préventive est exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien. Elle est la plus répandue en industrie et elle vise à améliorer la

Chapitre I : Généralité sur la maintenance et la surveillance des compresseurs d'air

disponibilité et la fiabilité des équipements, tout en réduisant les coûts de maintenance et les temps de non production. La maintenance préventive consiste à programmer les interventions de maintenance pour éviter les défaillances et les arrêts de production. Elle englobe donc toutes les actions effectuées avant l'apparition de la panne et se base sur des inspections périodiques afin de réduire les risques de son occurrence [4]. La maintenance préventive rassemble deux politiques de maintenance basées sur des seuils de déclenchement:

Maintenance systématique

La maintenance systématique est une maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien.

Dans la maintenance systématique, les interventions de maintenance sont déclenchées de manière périodique en respectant un cycle défini au préalable. Ce type de maintenance suit l'hypothèse qu'un examen périodique d'une machine, quel que soit son état de dégradation, est suffisant pour réduire le nombre de pannes. Les interventions périodiques permettent d'éviter certaines pannes, parfois catastrophiques, de se produire. En revanche, cela peut également conduire à des réparations inutiles lorsque la fréquence de maintenance est trop rapide. A l'inverse, lorsque la durée entre deux interventions est très longue, certaines pannes ne peuvent pas être évitées. Cela conduit à des actions correctives, ce qui cause des coûts de réparation supplémentaires et des arrêts de production non maîtrisés. Pour pallier cela, deux autres politiques de maintenance préventives sont apparues: les maintenances conditionnelles et prévisionnelles.

Maintenance conditionnelle

Est une maintenance préventive qui est basée sur une surveillance du fonctionnement du bien des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent.

La maintenance conditionnelle converge vers une maintenance prédictive qui est une politique dynamique, qui prend en compte le niveau de dégradation et le temps de fonctionnement restant avant défaillance pour programmer les interventions de maintenance. Les interventions de maintenance étant planifiées avec davantage de précision, la maintenance prévisionnelle permet de réduire le nombre de pannes, de rendre le système de production plus fiable et d'améliorer la sécurité des opérateurs.

Chapitre I : Généralité sur la maintenance et la surveillance des compresseurs d'air

Pour résumé, Ce type de maintenance consiste à évaluer l'état des équipements pour détecter les signes de pannes et les anticiper. En bref, il permet de surveiller l'usure des composants de la machine qui pourraient alors les endommager. L'objectif de la maintenance prédictive est donc double : réduire la fréquence des pannes des machines et, par conséquent, réduire la fréquence des interventions de réparation.

1.5. La surveillance

1.5.1. Définition

La surveillance représente l'ensemble des moyens mis en œuvre (opérations manuelles ou automatiques, étapes, fonctions et mécanismes) destinées à observer l'état d'une entité (en ligne, en temps réel) dans le but de faire face aux aléas d'un système au cours de la phase d'exploitation. le suivi en temps réel des signaux permet de reconstituer l'état réel du système commandé en tenant compte de ces différents modes de fonctionnement et de faire toutes les inférences nécessaires pour produire des données utilisées.

Les performances d'un système de surveillance peuvent être améliorées grâce aux actions sur les différentes fonctions du système de surveillance à savoir la fonction détection et la fonction diagnostic qui consiste à la localisation, et l'identification de la défaillance.

La détection

Consiste à comparer la signature courante à la signature de référence associée aux modes de fonctionnement identifiés et ensuite à prendre une décision en fonction du résultat de la comparaison.

Dans les procédures de détections, les signatures utilisées sont des grandeurs scalaires, des courbes ou des images. Sachant que le signal d'écart possède un comportement aléatoire, la prise de décision nécessite la définition de seuils aux maxima et aux minima au-delà desquels on déclarera un dysfonctionnement. Les signatures étant toujours bruitées, il devient nécessaire de faire appels aux tests statistiques de décision pour évaluer la prise de risque. En effet, si les valeurs des seuils sont trop basses on observera souvent des fausses alarmes. Par contre si les seuils sont élevés, on évite des fausses alarmes, mais les risques de non-détection d'un dysfonctionnement sont importants.

Cette fonction permet alors de caractériser le fonctionnement du système de normal ou d'anormal.

Chapitre I : Généralité sur la maintenance et la surveillance des compresseurs d'air

Les procédures de localisation et d'identification correspondent au diagnostic. Elles nécessitent une connaissance des pannes pouvant apparaître sur le procédé : le type de pannes et leurs symptômes.

La localisation

Consiste à déterminer l'endroit du procédé où s'est produite la défaillance et la nature de la défaillance.

Le diagnostic consiste à localiser les éléments défaillants et à identifier les causes à l'origine du problème; ceci en établissant un lien causal entre les symptômes et les éléments fautifs à remplacer. La phase qui suit correspond à la décision. Elle a pour rôle de déterminer et d'engager les actions permettant de ramener au mieux le système dans un état normal. Ces actions peuvent être des ordres d'arrêt d'urgence ou des lancements de réparations ou d'opérations préventives. Dans le cas où on voudrait éviter une perte de production, cette décision peut être une reconfiguration du fonctionnement du procédé.

Diagnostic

Le diagnostic est une étape supplémentaire qui vise à caractériser plus précisément le défaut (nature, écart par rapport aux caractéristiques aux caractéristiques normales) et à en déterminer la cause première. La détection, la localisation et le diagnostic du défaut doivent être rapides, précis et fiables afin de permettre de réagir au plus tôt et de manière adaptée (reconfiguration de la commande, arrêt du système, mise en sécurité).

Défaut

C'est une déviation du système par rapport à son comportement normal, qui ne l'empêche pas de remplir sa fonction. Un défaut est donc tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications. Le défaut peut aboutir à une défaillance et parfois même à une panne.

Dégradation

Tout état qui se caractérise par une évolution irréversible des caractéristiques d'un système est une dégradation. La dégradation peut être liée à des facteurs directs, tels que l'usage, le temps ou à des facteurs indirects, tels que l'humidité, la température. La dégradation peut aboutir à une défaillance, donc elle représente une perte de performance d'une des fonctions assurées par un équipement. Si les performances sont au-dessous au seuil défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il n'y a plus de dégradation mais de défaillance.

Défaillance

Une défaillance est une anomalie altérant ou empêchant l'aptitude d'une unité fonctionnelle accomplir la fonction souhaitée. Une défaillance correspond à un passage d'un état à un autre, par opposition à une panne qui est un état. Par abus de langage, cet état de panne on pourra l'appeler mode de défaillance. Une défaillance implique l'existence d'un défaut, puisqu'elle aboutit à un écart entre la caractéristique mesurée et la caractéristique de référence. Inversement, un défaut ne conduit pas nécessairement à une défaillance. En effet, le système peut très bien conserver son aptitude à assurer une fonction requise, si les défauts qui l'affectent n'ont pas d'impacts significatifs sur la mission. Si une défaillance peut conduire à une cessation de l'exécution de la mission principale du système, ce dernier est déclaré en état de panne. Ainsi, la panne est toujours le résultat d'une défaillance.

Panne

C'est la conséquence d'une défaillance affectant le système, est l'incapacité d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à accomplir sa fonction, le dispositif sera déclaré en panne. Par conséquent, une panne résulte toujours d'une défaillance. C'est la cause de l'apparition de symptômes. Deux types de pannes peuvent être distingués:

- ❖ Pannes permanentes: une fois la panne est produite, elle nécessite une action de réparation.
- ❖ Pannes intermittentes le système peut retrouver son fonctionnement nominal après l'occurrence de la panne. Une panne intermittente est généralement le résultat d'une dégradation partielle et progressive d'un composant du système, pouvant aboutir à une panne permanente.

Signe

Un défaut est perceptible au travers d'un signe, caractère manifestant un état comportemental anormal. Un signe est caractérisé par un ensemble d'observations en provenance d'un système physique et est révélateur de la présence d'un défaut.

Symptôme :

Le pendant de signe dans le cas d'une défaillance correspond au terme symptôme, définit comme suit: caractère distinctif d'un état fonctionnel anormal.

La distinction entre les termes symptôme et signe s'apparente donc à la différence entre notions de défaut et de défaillance. Un symptôme révélateur d'une défaillance est nécessairement un signe, alors qu'un défaut se manifeste au travers de signes qui ne sont pas nécessairement des symptômes. [5]

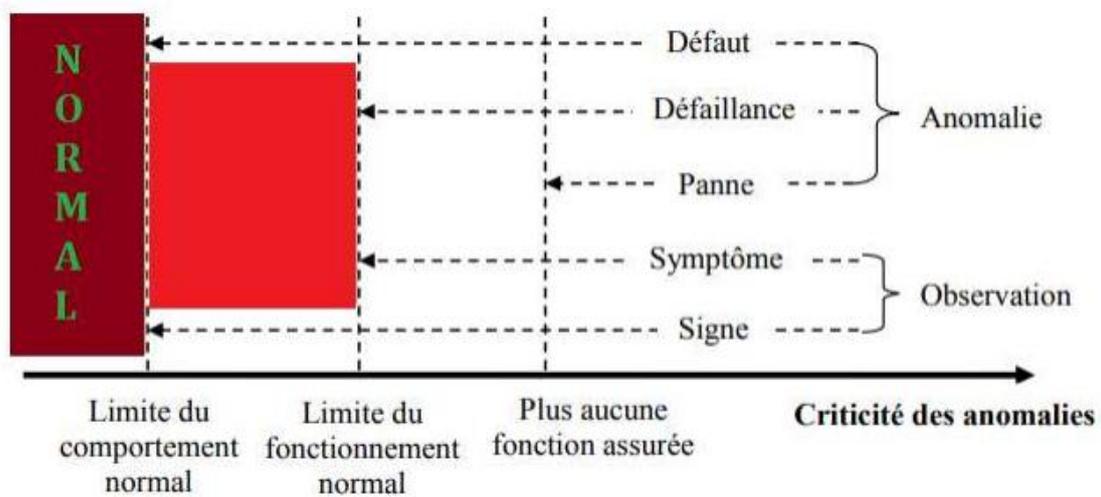


Figure. 1.2 Ordonnement des anomalies selon leur criticité

1.6. Les différents méthodes de diagnostic

Les méthodes de diagnostic des défauts utilisées dans le milieu industriel sont très variées. Leur principe général repose sur une comparaison entre les données observées au cours du fonctionnement du système et les connaissances acquises sur son comportement normal et ses comportements de défaillance. Dans cette section, nous présentons les méthodes de diagnostic rencontrées dans la littérature.

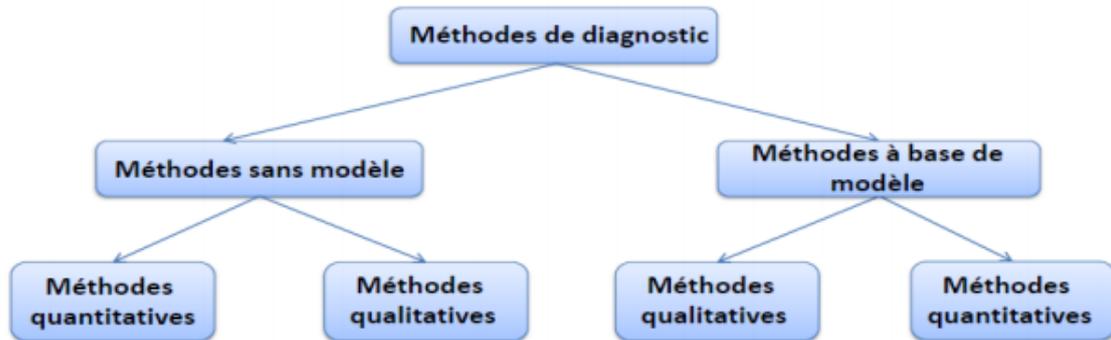


Figure 1.3 : Présentation des méthodes de diagnostic

1.6.1. Méthodes à base de modèles

Ces méthodes reposent sur une connaissance physique profonde du système à diagnostiquer. La méthode de diagnostic s'appuie sur la comparaison du comportement réel observé sur le système physique avec le comportement prédit à l'aide de modèles de son comportement nominal. La détection d'incohérences permet de conclure sur l'occurrence de faute dans le système. Un modèle de dysfonctionnement (modèle de faute) permet de localiser les fautes et éventuellement de les identifier. [5]

Deux principales approches peuvent se distinguer dans les méthodes de diagnostic à base de modèles: les méthodes quantitatives FDI (Fault Detection and Isolation) issues de la communauté automatique et les méthodes qualitatives issues des communautés de l'intelligence artificielle (IA) et des systèmes à événements discrets (SED).

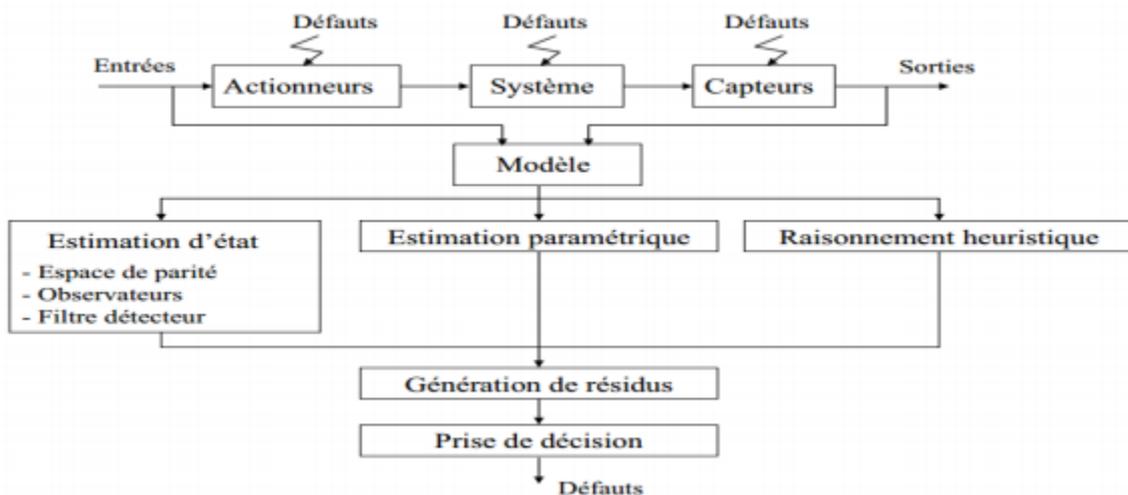


Figure 1.4 : Détection de défauts basée sur les modèles

1.6.2. Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs, quantitatifs

Dont les premiers permettent d'abstraire le comportement du procédé avec un certain degré d'abstraction et ne représentent pas la physique du système, mais sa description en termes de mode de fonctionnement ; les secondes méthodes reposent sur l'estimation de l'état, des paramètres ou de l'espace de parité en utilisant des modèles mathématiques du système décrivant le comportement du système. [6]

1.6.3. Méthodes sans modèle

Méthodes de diagnostic sans modèle Ces méthodes ne nécessitent pas un modèle mathématique pour décrire les relations de cause à effet, la seule connaissance repose sur l'expertise humaine confrontée à un solide retour d'expérience [7], [8].

Le principe de fonctionnement de ces méthodes est divisé en trois phases :

- Les mesures.
- L'extraction des caractéristiques
- La classification

1.7. CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a présenté d'une manière générale la maintenance et ses différents types. Comme ce mémoire fait partie de la maintenance industrielle, nous avons présenté les éléments les plus utilisés dans le domaine de la maintenance, en soulignant leurs importances et leurs applications. Nous avons également vu le différent défaut qui peut affecter le fonctionnement du compresseur d'air. On a vu aussi la surveillance et de ses outils et de l'importance de la surveillance dans l'environnement industriel. Nous avons ainsi décrit certaines des méthodes de diagnostic.

La première étape dans le processus de diagnostic est l'extraction des caractéristiques des signaux. Ces caractéristiques doivent être prétraitées pour être exploitables par les classificateurs. Dans ce contexte, diverses techniques de l'extraction, de la transformation et de la classification des caractéristiques en utilisant l'intelligence artificielle vont être décrites dans le prochain chapitre.

Chapitre II

**DECOMPOSITION DE SIGNAL ET
EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES
EN UTILISANT LES TECHNIQUES DE
TRAITEMENT DE SIGNALE**

2.1. INTRODUCTION

Les méthodes de traitement du signal sont très utilisées dans ces derniers temps pour le diagnostic des défauts, ces méthodes permettent d'extraire des informations pertinentes sur les défauts, en particulier dans les signaux non stationnaires où l'identification des fréquences caractéristiques sont complexe. La détection et l'identification des défauts sont basées généralement sur une analyse fréquentielle en se référant à une fréquence caractéristique obtenue à partir des paramètres du système ou une analyse dans le domaine temporel en calculant des indicateurs statistique par exemple.

Les signaux bruts contiennent dans la plupart des cas un bruit de fond qui influence l'analyse. Pour cela, il est vraiment nécessaire que le signal acoustique soit soumis à des techniques de traitement du signal (TS) afin de mieux détecter et classer les différents défauts des compresseurs d'air. Pour la reconnaissance des défauts, l'analyse repose sur deux parties essentielles : L'extraction et la classification des caractéristiques : la première sert à extraire les caractéristiques du Signal et l'autre à prendre des décisions en fonction de ces caractéristiques. Une plus grande précision est nécessaire pour les endroits sensibles afin de nous prévoir de tous dommages qui peuvent entrainer des parts économiques et que peuvent également affecter la sécurité de l'industrie.

Ce chapitre est consacré à la détection des défauts de compresseur d'air (8 défauts) en utilisant le banc d'essai réel qui est fréquemment utilisées par d'autres chercheurs. Dans ce type de l'étude. Ensuite nous allons Présenter le traitement de signal et l'extraction des caractéristiques avec la technique de la décomposition en paquet d'ondelette (wpd).

2.2. Définition

Un signal

Un signal électrique est une grandeur électrique dont la variation dans le temps transporte une information, d'une source à une destination.

Traitement signal

Le traitement et l'analyse d'un signal pouvant être parfois utiles dans le domaine de diagnostic, En effet, la mesure d'un signal contient des oscillations qui peuvent être harmoniques, de nature stochastique ou les deux simultanément. La variation de ces signaux peut être reliée aux défauts.

2.3. Méthode de diagnostic à base signal

Est étudié les techniques de traitement, d'analyse et d'interprétation des signaux. Parmi les types d'opérations possibles sur ces signaux, on peut dénoter le contrôle, le filtrage, la compression et la transmission de données, la réduction du bruit, la déconvolution, la prédiction, l'identification, la classification, etc.

Bien que cette discipline trouve son origine dans les sciences de l'ingénieur (particulièrement l'électronique et l'automatique), elle fait aujourd'hui largement appel à de nombreux domaines des mathématiques, comme la théorie du signal, les processus stochastiques, les espaces vectoriels et l'algèbre linéaire et des mathématiques appliquées, notamment la théorie de l'information, l'optimisation ou encore l'analyse numérique. [8]

2.3.1. Les méthodes du diagnostic par traitement de signal

Les matériels et logiciels actuels permettent de mettre en œuvre rapidement et facilement les méthodes mathématiques les plus sophistiquées dans le domaine du traitement du signal. Un bon choix et une bonne utilisation des méthodes de traitement en analyse vibratoire nécessitent des connaissances a priori sur les signaux à traiter. Toutes les méthodes de traitements disponibles pour le diagnostic peuvent être classées dans les groupes suivants. [9]

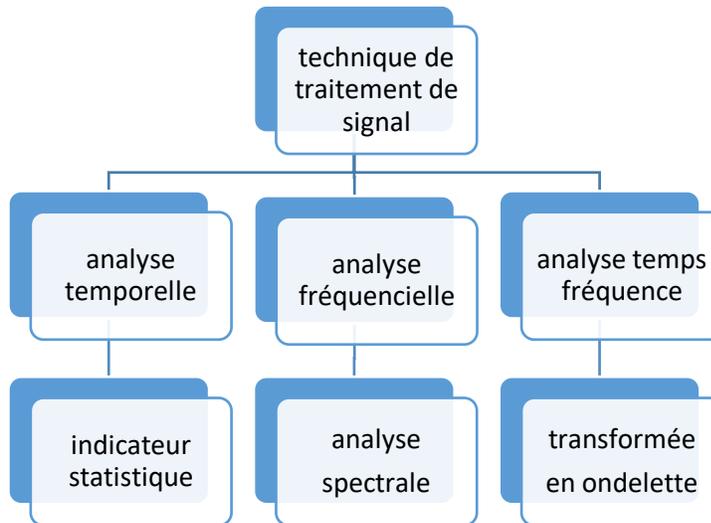


Figure 2.1 : Techniques de traitement du signal

Analyse temporelle :

L'analyse temporelle peut se faire soit à l'échelle du signal, c'est à dire en utilisant des descripteurs obtenus à partir d'une fenêtre glissante sur le signal, cela permet la détection et la localisation du défaut, soit à l'échelle d'un ensemble de signaux, les descripteurs ont une valeur scalaire calculée directement sur la totalité d'un signal [9].

Analyse Fréquentielle

L'analyse dans ce domaine est basée sur la transformation du signal du domaine fréquentiel, l'avantage de l'analyse dans ce domaine par rapport au domaine temporel, est son aptitude d'identification et d'isolation facile de certains composants fréquentiels d'intérêt [9]

Analyse temps-fréquence

Ces dernières années, l'analyse des signaux temps-fréquence été introduite d'une façon progressive dans le diagnostic des défauts de machines en raison de sa capacité à représenter les signaux dans les domaines temps et fréquence. L'une des limites de l'analyse dans le domaine fréquentiel est son incapacité à traiter les signaux de forme d'onde non stationnaires, qui sont très fréquents lors des pannes de la machine. La présence d'un défaut engendre la non-stationnarité du signal vibratoire, d'où les méthodes conventionnelles ne sont pas vraiment applicables. Cet inconvénient peut être surmonté par l'utilisation de la transformée de Fourier (TFCT) qui est une transformée de Fourier appliquée à de nombreuses fenêtres de temps courts. [10]

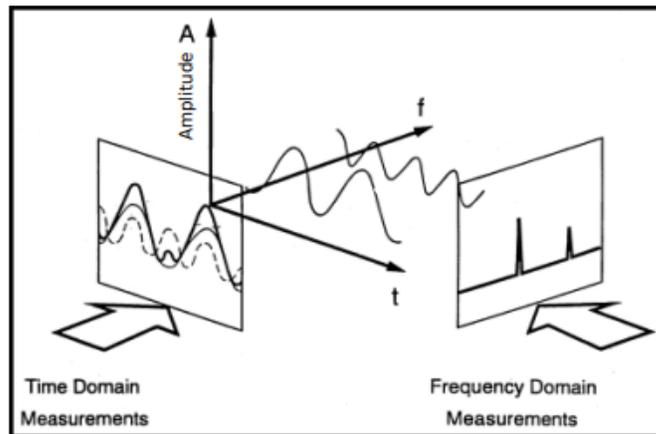


Figure 2.2 : Coordonnées tridimensionnelles montrant le temps, la fréquence et l'amplitude d'un signal

2.4. La technique utilisée pour le traitement de signal

2.4.1 Décomposition modale empirique (EMD)

La décomposition modale empirique consiste à décomposer tout signal $x(t)$ en un ensemble de composantes appelées fonctions modales intrinsèques (IMF) représentant ses modes oscillatoires simples. Généralement, la composante qui a la période la plus petite (haute fréquence) est prise comme première IMF. Les composantes ayant les plus longues périodes (basses fréquences) sont ensuite décomposées dans l'ordre pour obtenir les IMF suivantes.

L'intérêt de cette technique réside dans le fait qu'il est possible d'isoler les bandes de fréquence contenant le défaut en retenant que les IMFs correspondantes. Aussi tout signal peut être reconstruit en additionnant ses différentes IMFs et il ainsi est possible de filtrer le signal en éliminant les IMFs bruitées. [10]

une IMF est définie comme étant une fonction satisfait les conditions suivantes :

- Chaque IMF possède le même nombre d'extremums et de passages par zéro. il existe un seul extremum entre deux passages Successifs par zéro
- Dans toutes les valeurs du signal $x(t)$, le nombre d'extremums et le nombre de passages par zéro doivent être soit identiques soit différents d'un au plus
- A chaque instant t , la valeur moyenne de l'enveloppe définie par le maximum local et l'enveloppe définie par le minimum local est proche de zéro.

EMD décompose le signal $x(t)$ en suivant ces étapes :

- Identifier tous les maximums locaux et les relier entre eux par une ligne cubique pour former l'enveloppe supérieure.
- Répéter la procédure pour les minimums locaux pour construire l'enveloppe inférieure. Les deux enveloppes (supérieure et inférieure) doivent couvrir toute les données du signal entre elle.

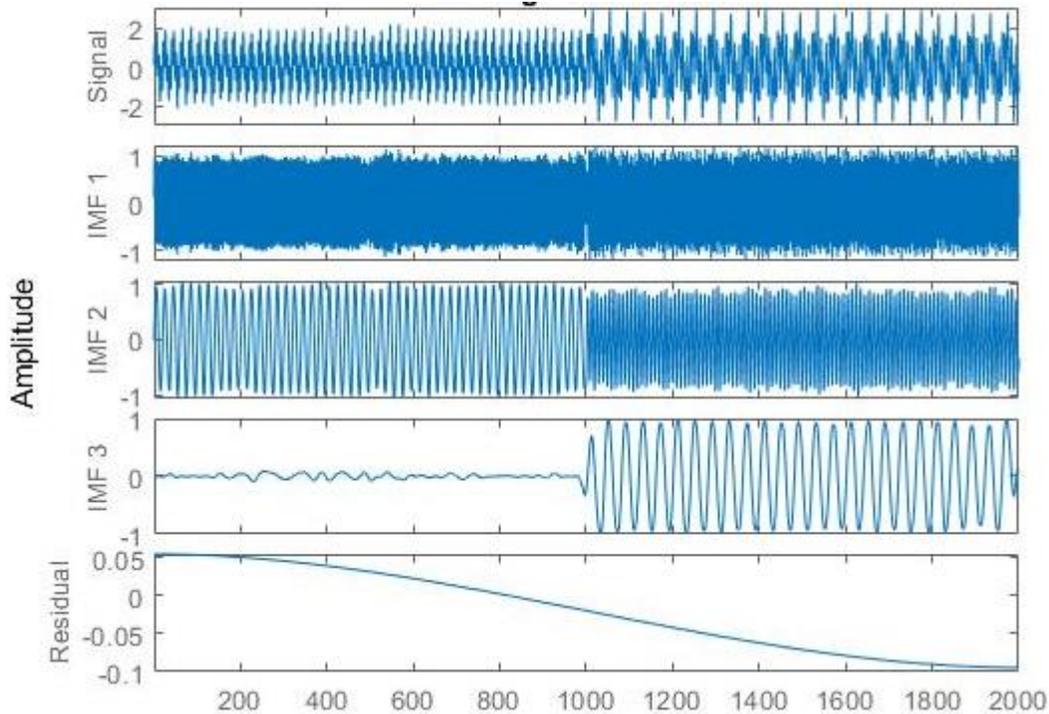


Figure 2.3 La décomposition modale empirique

2.4.2. Décomposition en paquets d'ondelettes

La transformée en ondelettes vise à construire une représentation temps/fréquence des signaux non-stationnaires. la décomposition en paquets d'ondelettes (Wavelets Paquet transform-WPT) est l'une des implémentations les plus usuelles dans l'analyse multi-résolution. Etant donnée une forme d'ondelette, une MRA fait appel à deux paramètres

1. Le paramètre d'échelle joue le rôle de la fréquence dans la transformée de Fourier. Un paramètre de petite échelle correspond aux hautes fréquences
2. Paramètre de translation joue le rôle de la position de la fenêtre dans la transformée de Fourier courte. Ce paramètre correspond à l'axe du temps

Ces paramètres définissent un filtre passe-bas (PB) et un filtre passe haut (PH) qui permettent d'analyser le signal. Considérons un signal brut SB formé de 512 points sur une plage fréquentielle $[0 - \pi]$ rad/s. Au premier niveau de décomposition, le signal passe au travers du PB

pour donner un signal d'approximation (A_1), et au travers du PH pour donner un signal de détail (D_1). Le signal approximé est caractérisé par la moitié des points (256) alors que la résolution fréquentielle est doublée puisque la bande de fréquence est réduite de moitié ($0-\pi$). La dernière est a nouveau tronquée afin de construire A_2 et D_2 et ce processus est répète a plusieurs niveaux. [10]

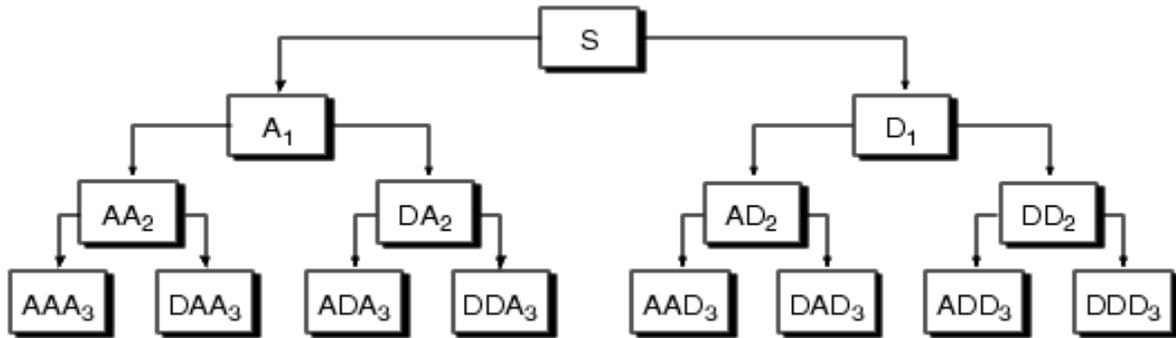


Figure 2.4 : Décomposition en paquets d'ondelettes

2.5 Etude expérimentale :

Les chercheurs travaillent à développer des technique de diagnostic amélioré par rapport aux méthodes déjà établies.

Ce type de la recherche nécessite la disponibilité un ensemble de données Public de référence, l'ensemble de donnes fournies par l'institut américaine IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) est devenu un référence dans le domaine de diagnostic

Nous avons utilisé les donnes recueillies par IEEE ((Institute of Electrical and Electronics Engineers) (2016)

2.5.1 Problématique et objectif de l'expérience :

En raison des pannes de machines. Ce mémoire propose un processus avec un modèle d'exploration de données générique qui peut être utilisé pour développer systèmes de diagnostic de panne basés sur des signaux acoustiques pour compresseurs d'air. Le processus comprend les détails de l'acquisition des données, analyse de position sensible pour décider des emplacements de capteurs appropriés, prétraitement du signal, extraction de caractéristiques, sélection de caractéristiques et approche de classement. Ce processus a été validé en développant un système de diagnostic de pannes en temps réel sur un air de type alternatif [11]

Le compresseur ayant 8 états désignés, dont l'état sain, et 7 états défectueux. Le système a pu détecter avec précision tous les défauts en analysant les enregistrements acoustiques d'un poste unique. De plus, une analyse approfondie a été présentée où les performances du système sont comparées tout en variantes techniques de sélection d'entités [12]

2.6 Acquisition des données

L'acquisition de données est la première étape du diagnostic des défauts où la machine les caractéristiques sont mesurées et enregistrées pour une analyse plus approfondie.

Les données sont collectées à l'aide de transducteurs placés sur ou autour de compresseur d'air à de nombreuses positions. L'acquisition de données acoustiques est discutée plus loin. Les données acoustiques sont collectées en utilisant unidirectionnel micros. Les microphones unidirectionnels captent uniquement les sons qui sont dirigés vers le microphone centres et moins autrement. Ces microphones captent moins bruit ambiant. L'ensemble du processus se fait avec des microphones à partir de diverses expériences pratiques que les sons enregistrés ont été

Relativement plus propre et plus fort lorsque le microphone est placé à environ 1,5 cm de la machine. Par conséquent, pour tous les enregistrements, les microphones sont placés à environ 1,5 cm de la machine. [13]

Une image montrant la configuration d'acquisition de données est montrée dans Fig.2.4



Figure 2.5 : l'acquittions des données

La sortie électrique des microphones est de nature analogique. Pour convertir le signal analogique en une forme numérique, le NI 9234 est utilisé pour échantillonner les données. Le signal échantillonné est ensuite stocké.

Sur un ordinateur à l'aide d'un NI 9172 et d'une NI 9234 est une acquisition de signal dynamique de la série C à quatre canaux module qui permet de connecter jusqu'à quatre microphones simultanément.

Par conséquent, si nécessaire, des données acoustiques peuvent être collectées à partir de quatre positions simultanément à une fréquence d'échantillonnage maximale de 50 kHz [14]

NI 9172 : Ce driver est destiné aux périphériques d'acquisition et de conditionnement de signaux NI. Ce driver est destiné aux clients qui utilisent des instruments Ethernet, GPIB, série, USB et autres. Ce driver est destiné aux clients qui utilisent les contrôleurs NI GPIB et les contrôleurs NI embarqués dotés de ports GPIB.

NI 9234 : Module d'entrée acoustique et vibratoire de la Série C, 4 voies, 51,2 kéch./s/voie, ± 5 V—Le NI-9234 permet de mesurer des signaux de capteurs piézoélectriques intégrés et d'autres capteurs. [15]



Figure 2.6 : NI_9172

NI 9234



Figure 2.7 : NI_9234

Pour le travail en cours, tous les enregistrements acoustiques sont acquis pour une période de 5 secondes à une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz, et les valeurs de l'enregistrement sont stockées au format PCM 24 bits dans les fichiers .dat . Ainsi, chaque enregistrement a un total de 250 000échantillons. Pour trouver l'emplacement approprié pour prendre des enregistrements, de petits ensembles d'enregistrements sont pris à partir d'un certain nombre de positions. Ces positions initiales sont choisies sur la base de connaissances préalable sur l'intuition humaine quant aux emplacements sur la machine.

Peut nous donner des informations importantes sur l'état de la machine. Ensuite effectué pour trouver le plus approprié Emplacements. La figure 3.4 donne une image des 24 positions initialement pris en considération lors de la recherche de positions sensibles dans ces lieux d'expérimentation. [15]



Figure 2.8 : les différentes positions des capteurs

Après l'acquisition des signaux acoustiques en utilisant la procédure de l'organigramme mentionnée (fig2.7), les étapes sont décrites comme suite

1. acquisition de données acoustique
2. Extraction de données en utilisant traitement de signal

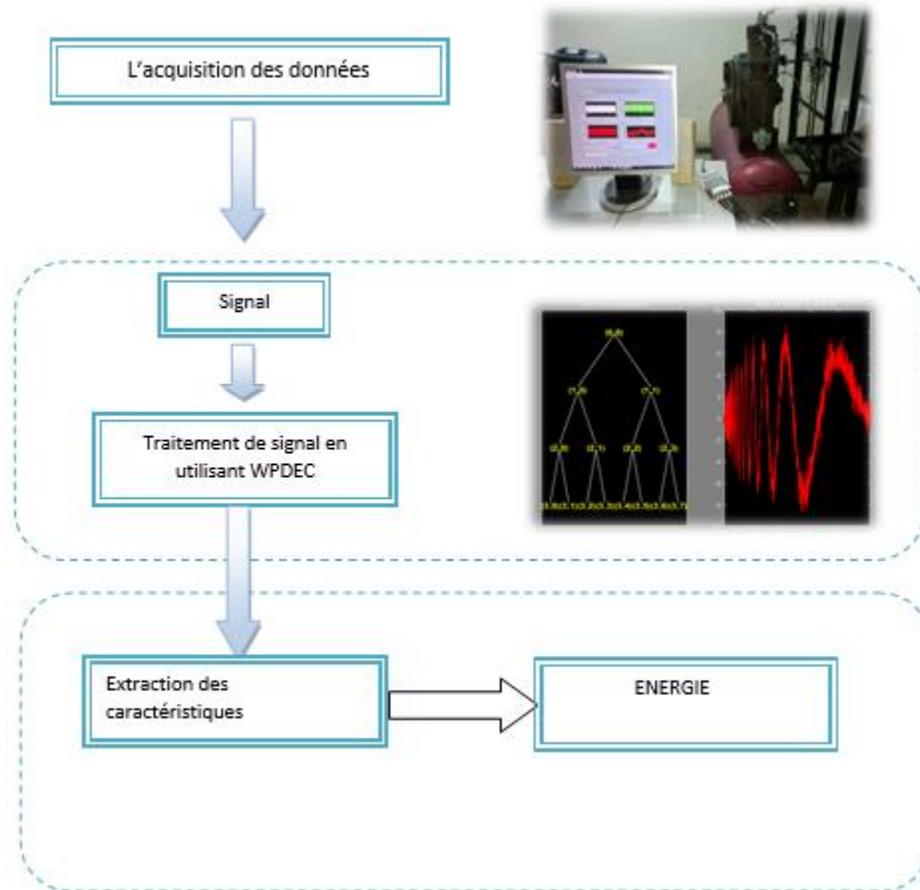


Figure 2.9 : Les étapes de traitement de signal et extraction de la caractéristique

2.7 La décomposition de signal et extraction des caractéristiques

Cette étape permet de décomposer le signal et l'extraction des données en introduisant les techniques de traitement de signal les plus développées. Certaines méthodes récentes, comme la décomposition en mode empirique (EMD), proposent de décomposer un signal en fonction des informations qu'il contient. Bien que son adaptabilité semble utile pour de nombreuses applications, le principal problème de cette approche est son incapacité à se décomposer en raison du problème de mélange des modes (mode mixing) et du manque de théorie aussi. Dans Cette approche, en présente une nouvelle approche pour construire une représentation temps/ fréquence

des signaux non stationnaires. L'idée principale est d'extraire les différents modes d'un signal en concevant une banque de filtres d'ondelettes appropriés.

Cette construction nous conduit à une nouvelle transformée en ondelettes, appelée décomposition en paquet d'ondelette. de nombreux expériences sont présentées, montrant l'utilité de cette méthodes par rapport à l'EMD classique.

La méthode EMD est proposée pour surmonter le modèle de subdivision dyadique prescrit et Obtenir une représentation adaptative. L'EMD est une méthode complètement défèrent, qui est utilisée pour identifier les principaux modes de représentation du signal. Elle décompose le signal multi-module en quelques fonctions de mode intrinsèque (IMF). Chaque IMF est considérée comme un composant. Comme la méthode EMD permet d'extraire efficacement les composantes stationnaires et non stationnaires d'un signal, on lui accordée une attention particulière au traitement du signal et aux applications techniques réelles. Cependant, il y a un grand manque de théorie mathématique pour la méthode EMD et le mode mixing qui affecte l'analyse ou le processus général de diagnostic, plusieurs méthodes ont été proposées pour surmonter ces problèmes.

La décomposition en paquet d'ondelette (WPD), basée sur la combinaison des avantages de la transformation en ondelettes et de la méthode EMD. Elle est utilisée pour extraire du signal donné, une série de signaux approche et détailler (SA-SD). La méthode Wpdec est utilisée dans le diagnostic des défauts pour l'identification des défauts faibles et des défauts complexes.

Le principe de la décomposition en paquets d'ondelettes est de réitérer le processus de décomposition d'un signal en approximation et en détail non plus uniquement sur les coefficients d'approximation mais aussi sur ceux des détails. On dispose alors d'un plus grand nombre d'espaces de projection. La figure 2.8 montre le choix de décomposition possible. Cet arbre de décomposition peut être vu comme un tableau de coefficients où les cellules de chaque ligne se décomposent en deux sous arbres correspondant à des sous-espaces orthogonaux. Pour respecter la condition d'orthogonalité, elles ne sont considérées valides que pour les décompositions qui forment une base complète dans le sens horizontal de ce tableau sans superposition dans le sens vertical (autrement dit, un nœud de l'arbre peut être remplacé par ses deux nœuds enfants). L'arbre

de décomposition obtenu donne le choix de la décomposition : décomposition complète (dernière ligne de l'arbre), coefficients d'ondelettes classiques, ou encore toute décomposition orthogonale valide. Différentes approches ont été développées pour un choix pertinent des coefficients.

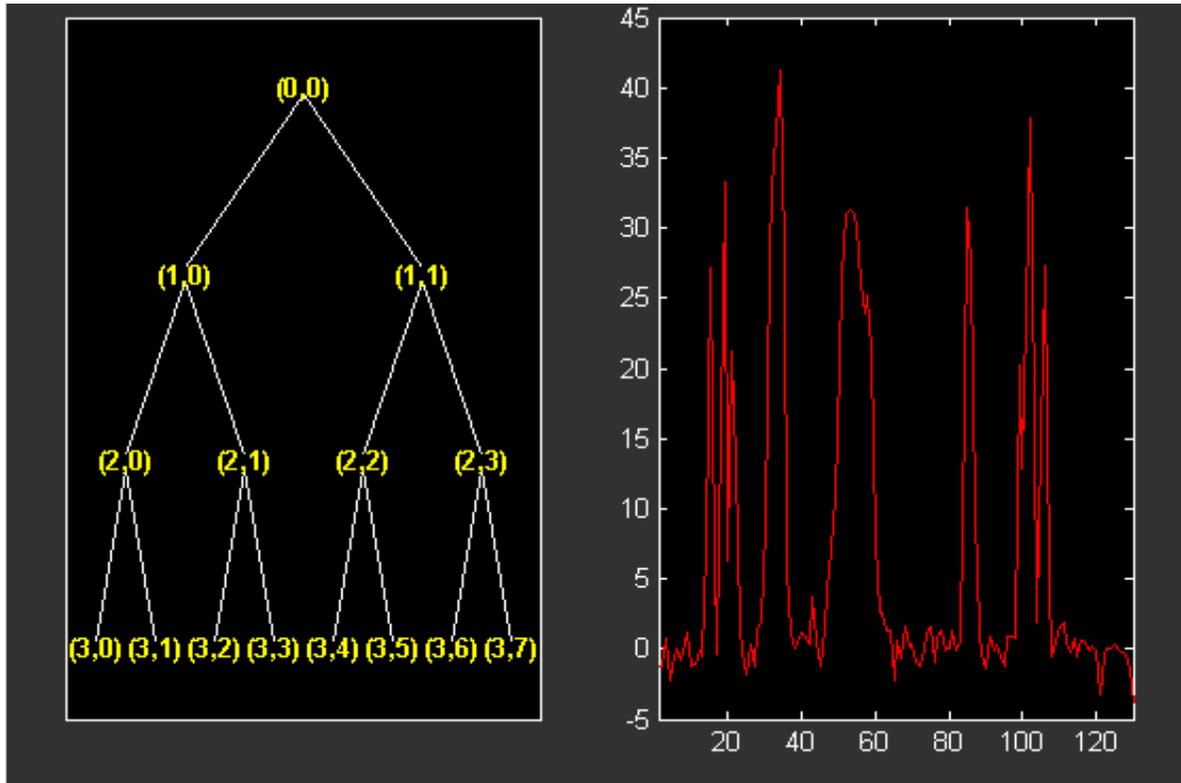


Figure 2.10 la transformé en paquet d'ondelette

Pour une fonction d'ondelette donne une bibliothèque de base de paquet d'ondelette est généré, chacune de ces bases offre une maniere particulier de codes les signaux, de préserve l'énergie global et de reconstruire des caractéristique exact.

Donc les caractéristiques extraites des signaux (les 7 défauts et l'Etat sain) représentent l'énergie des signaux.

Le nombre de décomposition et l'extraction des caractéristiques s'arrêtent à 16 caractéristiques (énergie)

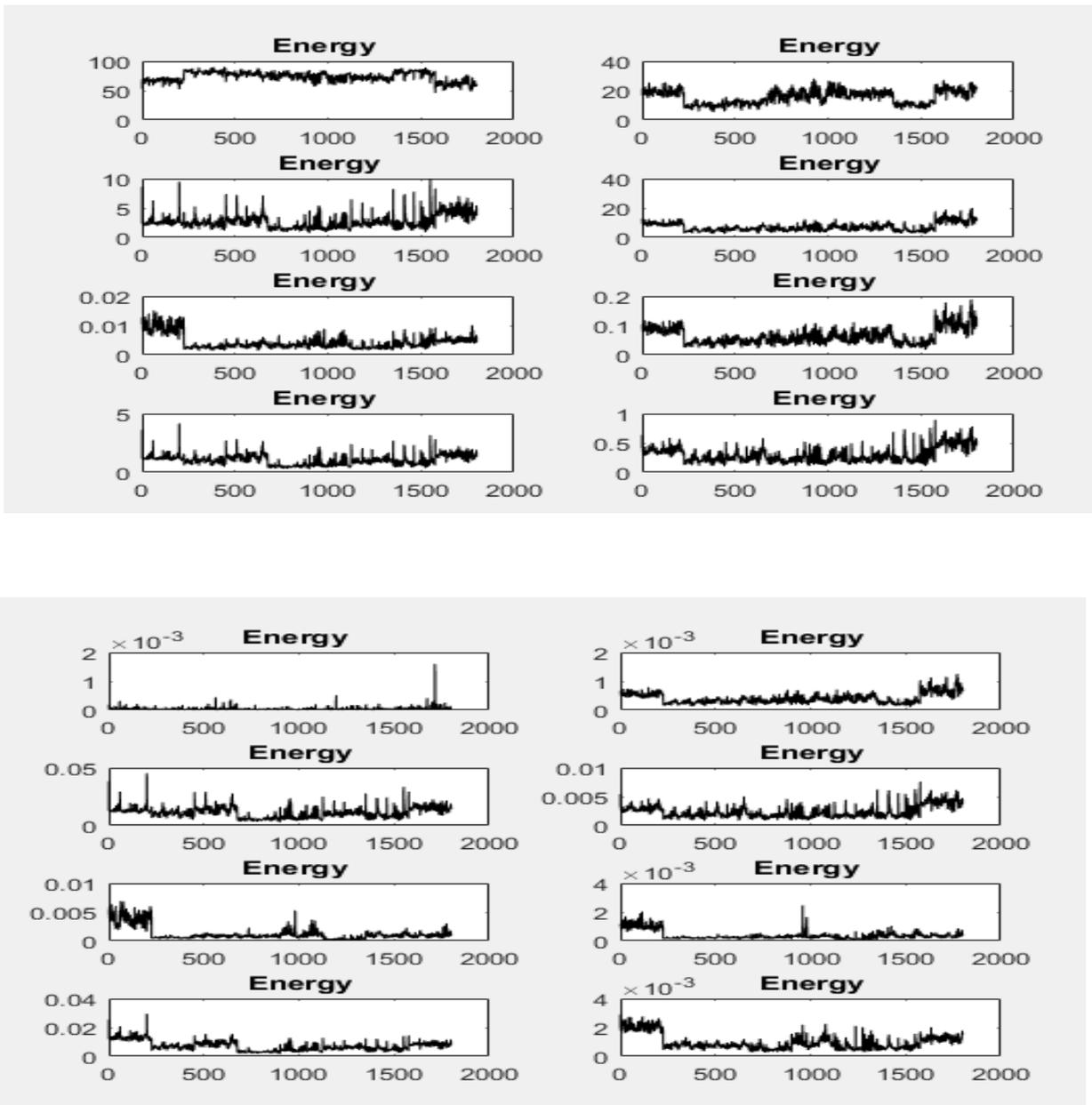


Figure 2.11 : extraction des caractéristiques (énergie)

Energie d'un signal

Energie sur un intervalle

Soit un signal $s(t)$ (périodique ou non). L'énergie de $s(t)$ sur un intervalle $[t_1;t_2] \subset \mathbb{R}$ est définie par

$$E(t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} s(t) dt$$

Il s'agit d'une notion mathématique. C'est une valeur constante pour un intervalle donnée. Elle peut correspondre à une vraie énergie au sens physique ; elle s'exprime alors en Joules (J), comme toutes les énergies.

2.8 CONCLUSION

Les techniques de traitement de signal permettent d'extraire des informations pertinentes sur les défauts, et l'extraction des caractéristiques et la détection et des défauts. Dans ce chapitre nous avons vu la déférente technique utiliser dans le traitement de signal et précisément dans notre travail expérimentale (les deux technique EMD, WPD). Ensuite nous avons parlé comment on a extrait les caractéristique à partir de la technique la décomposition en paquet d'ondelette (WPD).

Les techniques de traitement de signal ce n'est pas suffisant et efficace pour l'identification des défauts de compresseur d'air c'est pour ça nous avons suggère des technique de classification ils a la capacité de déduire et de compare, c'est ce que nous allons voir dans le prochaine chapitre.

Chapitre III

CLASSIFICATION EN UTILISANT LES TECHNIQUES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

3.1 INTRODUCTION

Les compresseurs d'air est très utiles dans la plus part des domaines de notre propre vie et souvent dans l'application impliquant des systèmes de transmission de puissance et ils couvrent un grand partie de l'industrie, leur stratégies de diagnostic ont un rôle très important dans l'économie et la gestion de la maintenance des usines.

Pour le diagnostic des défauts les chercheurs on applique différentes techniques basée sur l'analyse acoustique et vibratoire, et le diagnostic automatique, pour le diagnostic automatique des défauts, un classificateur est utilisé pour prendre des décisions rapides et fiables sur l'état de fonctionnement des machines en temps réel d'où la surveillance en ligne exige plus de perfection et de précision. Les travaux récents sont introduits pour donner plus de précision aux problèmes d'identification des défauts ; lorsque des défauts de même nature se produisent dans des systèmes complexes (un ensemble de sous-systèmes) et dans des conditions variables, il est très difficile d'identifier et de localiser ces défauts, en particulier dans un environnement bruyant. Pour cette raison, une variété de techniques de l'intelligence artificielle a été appliquée pour classifier les différents états. L'utilisation des outils de classification basés sur l'intelligence artificielle sont intégrés pour la prise de décision, nous citons par exemple : Réseau neuronal artificiel, machine vectorielle de soutien (SVM), moindre carrée support vecteur machine(LS_SVM).

Dans ce chapitre nous avons entamé l'aspect suivant : l'intelligence artificiel et sa technique et notre travail base sur la classification des caractéristiques en utilisant les méthodes d'intelligence artificielle.

3.2 Intelligence artificielle

Intelligence Artificielle (IA) est un ensemble des théories et des techniques développant des programmes informatiques complexes, ayant la capacité d'imiter l'intelligence humaine comme savoir raisonner et apprendre de manière automatique.

IA peut être définie comme un ensemble de plusieurs outils analytiques qui tentent collectivement d'imiter la vie et qui a mûri pour devenir un ensemble d'outils analytiques qui facilitent la résolution de problèmes qui étaient auparavant difficiles ou impossibles à résoudre. La tendance actuelle est à l'intégration de ces outils d'IA, ainsi qu'aux technologies conventionnelles telles que l'analyse statistique, pour construire des systèmes sophistiqués capables de résoudre n'importe quel problème.

Au cours de la dernière décennie, les algorithmes et les systèmes d'apprentissage automatique ont considérablement progressé suite à la disponibilité de quantités importantes de données et au calcul intensif, sans oublier les évolutions intéressantes en optimisation. L'IA intervient pour transférer le raisonnement humain aux problèmes rencontrés par les chercheurs afin d'automatiser le processus et d'améliorer les décisions prises par les classificateurs intelligents en s'adaptant à des cas plus complexes. [10]

IA est l'interface qui englobe l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond comme le montre (Fig.3.1), et ces dernières années les outils de IA ont été vraiment développés pour répondre aux besoins environnementaux actuels de la science.

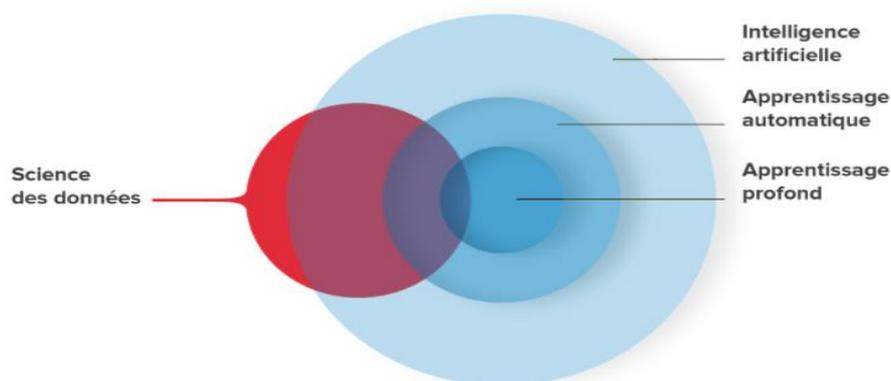


Figure 3.1 : IA, DATA science

A partir de la précédente (Fig. 3.1), on définit brièvement les deux types de l'apprentissage en introduisant les notions de base de chaque type: Apprentissage automatique et l'apprentissage approfondi.

3.3 Les différents types d'apprentissage automatique

Il existe différents types d'apprentissage automatique : le supervisé, le non-supervisé et celui par renforcement.

3.3.1 Apprentissage supervisé

Pour cet apprentissage, nous avons des données en entrée (Features) et le résultat attendu (Label). Il nous permet de faire des prédictions basées sur un modèle qui est obtenu à partir de données d'historique et de l'algorithme choisi. [16]

L'apprentissage supervisé tente de répondre à deux questions :

- Classification
- Régression

Classification

La classification est un type de Machine Learning supervisé dans lequel un algorithme « apprend » à classifier de nouvelles observations à partir d'exemples de données étiquetées.

Régression

Les modèles de régression décrivent la relation entre une variable réponse (sortie) et une ou plusieurs variables prédictives (entrée).

3.3.2 Apprentissage non-supervisé

Avec cet apprentissage, vous avez toujours des features, mais pas de label, car nous n'essayons pas de prédire quoi que ce soit.

À partir des données historiques que nous avons, nous essayons de voir ce que nous pouvons apprendre des données, sans oublier de valider les conclusions obtenues avec des experts en la matière.

Ce type d'apprentissage automatique sert généralement à découvrir des structures et des modèles dans les données. Il peut également être utilisé pour l'ingénierie des caractéristiques (Feature engineering) lors du processus de préparation des données pour l'apprentissage supervisé (nous y reviendrons plus tard).

3.3.3 Apprentissage par renforcement

Avec ce type d'apprentissage, vous commencez avec un agent (algorithme) qui doit choisir parmi une liste d'actions. Ensuite, en fonction de l'action choisie, il recevra un retour de l'environnement (provenant d'un humain dans certaines situations ou d'un autre algorithme) : c'est soit une récompense pour un bon choix, soit une pénalité pour une mauvaise action. L'agent (l'algorithme) apprend quelle stratégie (ou choix d'actions) maximise le cumul de récompenses. [16]

Ce type d'apprentissage est souvent utilisé dans le cadre de la robotique, de la théorie des jeux et des véhicules autonomes.

3.3.4 L'apprentissage semi-supervisées

Une classe de techniques d'apprentissage automatique qui utilise un ensemble de données étiquetées et non étiquetées. Il se situe ainsi entre l'apprentissage supervisé qui n'utilise que des données étiquetées et l'apprentissage non supervisé qui n'utilise que des données non étiquetées. Il a été démontré que l'utilisation de données non étiquetées, en combinaison avec des données étiquetées, permet d'améliorer significativement la qualité de l'apprentissage [17]

3.3.5 Machine Learning :

Machine Learning (ML) et Deep Learning (DL) (Fig3.2) sont devenus des termes extrêmement utilisés dans le cadre de nos activités, avec des applications toujours plus nombreuses. ML est un sous-ensemble de l'IA qui utilise les réseaux neuronaux artificiels (ANN) pour imiter la façon dont les êtres humains prennent des décisions. ML permet aux ordinateurs d'apprendre par eux-mêmes, à partir de gros ensembles de données. Machine learning est utilisé pour identifier les tendances enfouies dans les gros ensembles de données et pour la modélisation statistique.

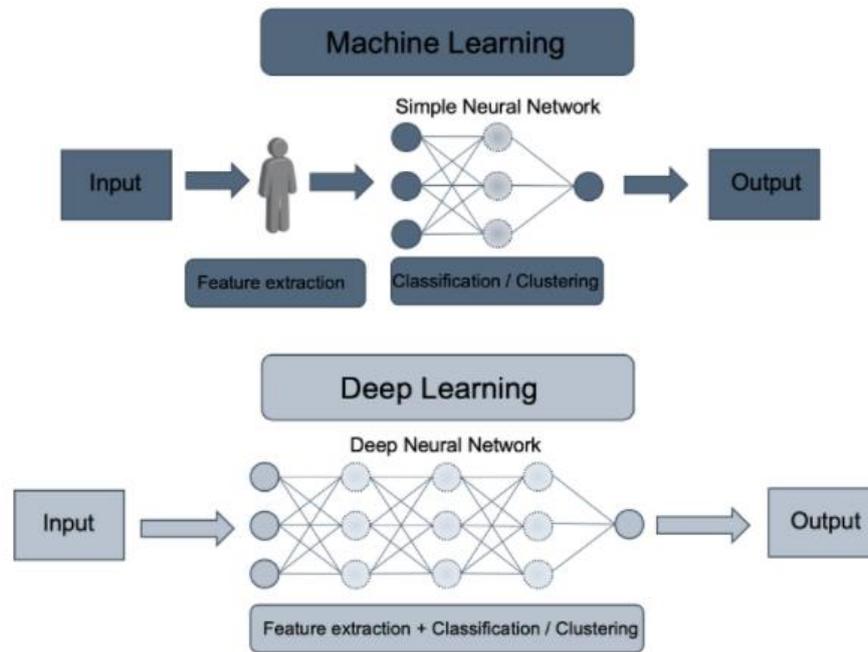


Figure 3.2: Machine Learning et Deep Learning

3.4 Les différentes techniques de classification et de régression

3.4.1 Support Vector Machine

Une Support Vector Machine (SVM) est un algorithme d'apprentissage supervisé utilisé pour de nombreux problèmes de classification et de régression, tels que les applications médicales de traitement du signal, le traitement du langage naturel, la reconnaissance vocale et la reconnaissance d'images.

L'objectif de l'algorithme SVM est de trouver un hyperplan qui, du mieux possible, sépare les points de données d'une classe de ceux d'une autre classe. Le meilleur cas est un hyperplan représentant la plus grande marge entre les deux classes, indiquées par les plus et les moins dans la figure ci-dessous. La marge désigne la largeur maximale de l'espace parallèle à l'hyperplan qui ne contient aucun point de données. L'algorithme ne peut trouver un tel hyperplan que pour les problèmes linéairement séparables. Pour la plupart des problèmes pratiques, l'algorithme maximise la marge souple, autorisant ainsi un petit nombre d'erreurs de classification. [18]

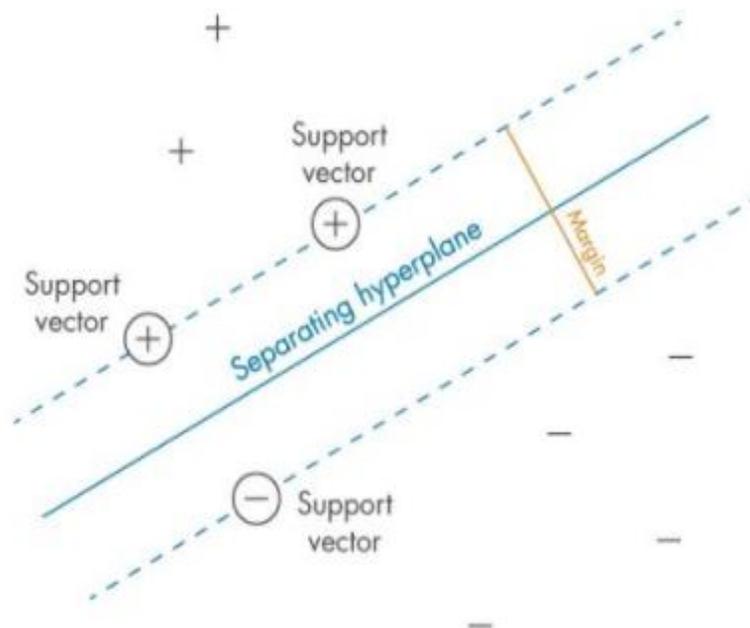


Figure 3.3 : Support Vector Machine

Les vecteurs de support désignent un sous-ensemble d'observations d'apprentissage qui identifient l'emplacement de l'hyperplan de séparation. L'algorithme SVM standard est formulé pour les problèmes de classification binaire. Les problèmes multi classes sont généralement réduits à une série de problèmes binaires.

En approfondissant l'aspect mathématique, les Support Vector Machines relèvent d'une catégorie d'algorithmes de Machine Learning appelés méthodes à noyau, où les caractéristiques peuvent être transformées à l'aide d'une fonction noyau. Les fonctions noyau mappent les données sur un espace dimensionnel différent (souvent plus grand) dans l'espoir que les classes soient plus faciles à séparer après cette transformation. Ceci permet potentiellement de

simplifier les frontières de décisions complexes non linéaires en frontières linéaires dans un espace mappé de dimension supérieur.

Dans ce processus, il n'est pas nécessaire de transformer explicitement les données, ce qui serait coûteux en calcul. C'est ce qu'on appelle communément l'astuce des noyaux.

3.4.2 La machine à vecteurs de support des moindres carrés

La machine à vecteurs de support des moindres carrés (LS_SVM) est une amélioration de la machine à vecteurs de support. Il modifie les contraintes d'inégalité dans les machines à vecteurs de support traditionnelles en contraintes d'égalité et utilise la fonction de perte comme perte d'expérience de l'ensemble d'apprentissage. Le problème de résolution de la programmation quadratique est transformé en un problème de résolution d'un système d'équations linéaires, et la vitesse et la précision de convergence de la résolution du problème sont améliorées.

Elle se place dans un espace différent de l'espace initial afin de séparer 2 groupes de points par un hyperplan. Mais contrairement à la méthode SVM, l'hyperplan est défini, non pas à partir des points du groupe A les plus proches des points du groupe B, mais à partir du barycentre des points de chaque groupe.

Les données $\{X_i, Y_i\}, i = 1, n\}$ peuvent être représentées par un nuage de n points dans le plan (x, Y) , le diagramme de dispersion. Le centre de gravité de ce nuage peut se calculer facilement : il s'agit du point de coordonnées $(\bar{X}, \bar{Y}) = [\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i]$. Rechercher une relation affine entre les variables X et Y revient à rechercher une droite qui s'ajuste le mieux possible à ce nuage de points. Parmi tous les droites possibles, on retient celle qui jouit d'une propriété remarquable : c'est elle qui rend minimale la somme des carrés des écarts des valeurs observées Y_i à la droite $Y_i = aX_i + b$. Le principe des moindres carrés ordinaires consiste à choisir les valeurs de a et b qui minimisent. [19]

$$E = \sum_{i=0}^n \beta_i = \sum_{i=0}^n (Y_i - (aX_i + b))$$

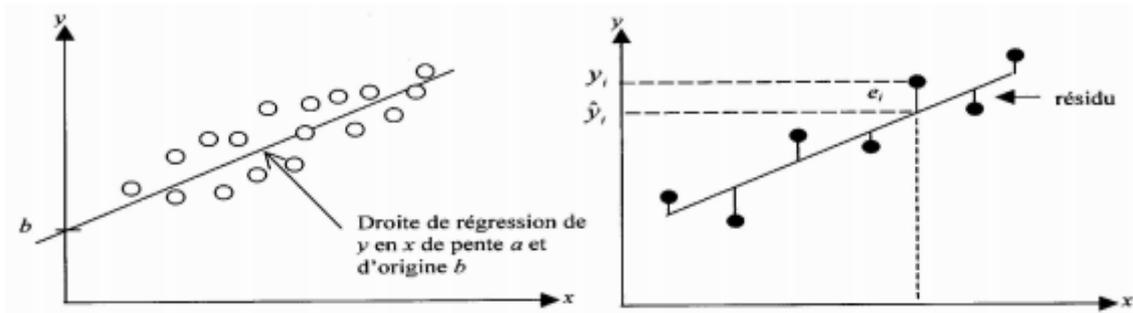


Figure 3.4 Moindre carrée support vecteur machine

Les avantages de LS_SVM

- Dans les résultats des tests parallèles montre que les résultats de LS_SVM sont plus précis que SVM.
- LS_SVM peut être optimisé plus précisément car il a un temps de calcul court.
- De plus LS_SVM utilise tous les échantillons pour trouver un bon modèle d'approximation par contre SVM sélectionne uniquement quelques vecteurs support à modéliser.
- LS_SVM est préféré en particulier pour les problèmes à grande échelle, car sa procédure de solution est à haute efficacité.
- Redressement et la mémoire consommés et plus des réponses et plus précis.
- On peut conclure que LS_SVM est préféré pour les problèmes des régressions d'échelle car sa procédure de résolution est haut efficacité et les performances de LS_SVM sont comparables à celles de SVM. [19]

3.4.3 Les k plus proches voisins (K-PPV) :

La méthode des plus proches voisins (noté parfois k-PPV ou k-NN pour -Nearest-Neighbor) consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, la plus classique est la distance euclidienne, et le nombre de voisins à prendre en compte. Cette méthode supervisée et non-paramétrique est souvent performante. De plus, son apprentissage est assez simple, car il est de type apprentissage par cœur (on garde tous les exemples d'apprentissage). Cependant, le temps de prédiction est très long, car il nécessite le calcul de la distance avec tous les exemples, mais il existe des heuristiques pour réduire le nombre d'exemples à prendre en compte. [20]

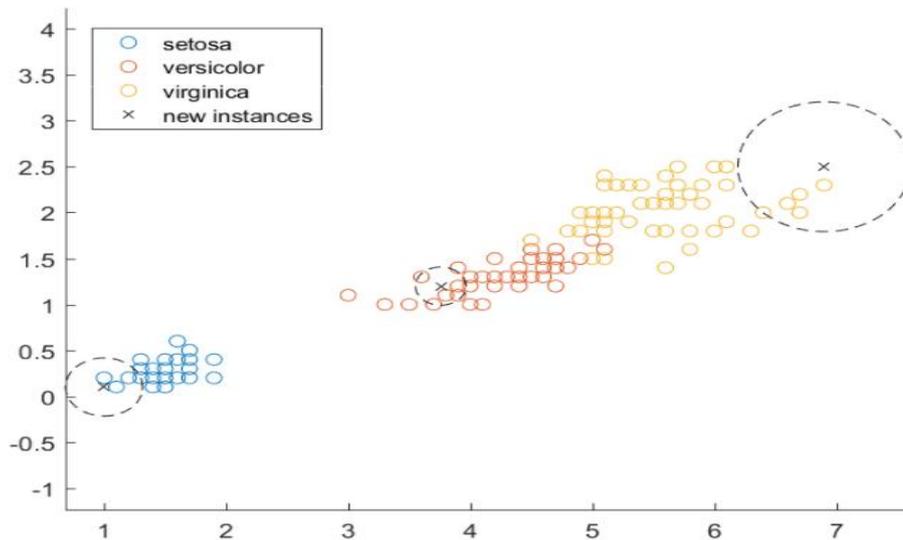


Figure 3.5 : La méthode des plus proches voisins

3.4.4 Les réseaux de neurone

Les réseaux de neurone artificiels sont inspirés du fonctionnement de cerveau de l'être

humain, tels que ces réseaux imitent plusieurs fonctionnalités du cerveau mais, sans jamais atteindre l'efficacité du cerveau.

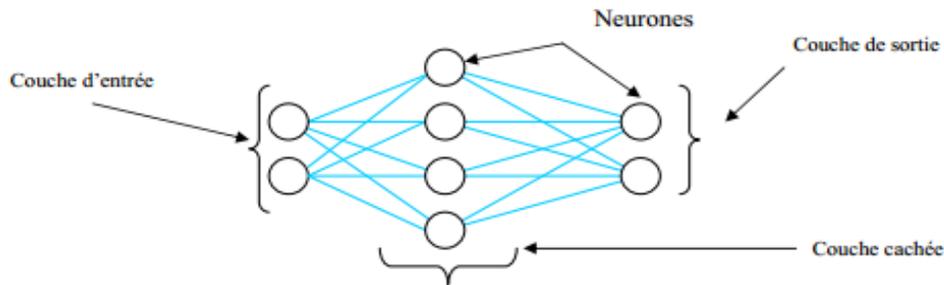


Figure 3.6 : Architectur d'un réseau de neurone

Les réseaux de neurones sont utilisés pour résoudre beaucoup de problème, tels que les problèmes liés modélisation, à l'identification, à l'optimisation autodiagnostic. Pour utiliser les réseaux de neurones dans le diagnostic, on doit avoir tout abord les différentes classes du mode de fonctionnement du système connue, alors le rôle des réseaux de neurones consiste à faire correspondre l'état du système à sa classe équivalente. [21]

Un réseau neuronal artificiel peut être défini comme un système de traitement de l'information qui présente certaines caractéristiques de performance similaires aux réseaux neuronaux biologiques. Ils ont été développés comme une généralisation des modèles mathématiques de la recognition humaine ou de la biologie neurale, en se basant sur les hypothèses que: -Le traitement de l'information se fait dans de nombreux éléments simples appelés neurones (éléments de traitement) la Fig.3.7est un diagramme schématique d'un neurone typique élément de traitèrent) dans un réseau neuronal artificiel. Le signal du sorite des autres neurones est multiplié par le poids de la connexion et entre dans le neurone comme entrée. Par conséquent, un neurone artificiel a plusieurs entrés et une seule sortie. Les entrées sont additionnées et ensuite appliquées à la fonction d'activation et le résultat est la sortie du neurone.

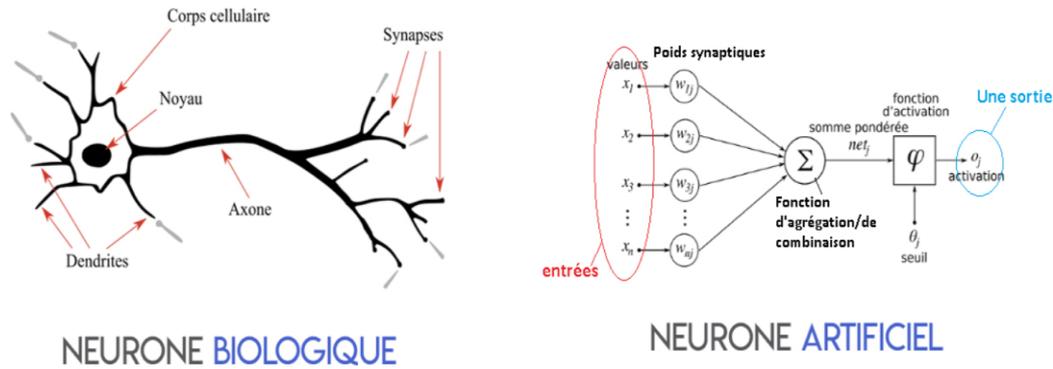


Figure 3.7 : diagramme schématique d'un neurone typique

3.4.5 Les forêts aléatoires

Les forêts aléatoires, Random Forest (RF) sont un algorithme d'apprentissage supervisé. Il peut être utilisé à la fois pour la classification et la régression. C'est également l'algorithme le plus flexible et le plus facile à utiliser. Une forêt est composée d'arbres. On dit que plus il y a d'arbres, plus la forêt est robuste. Les forêts aléatoires créent des arbres de décision sur des échantillons de données sélectionnés au hasard, obtiennent des prédictions à partir de chaque arbre et sélectionnent la meilleure solution au moyen d'un vote. Il fournit également un assez bon indicateur de l'importance des fonctionnalités. [22]

Dans l'image ci-dessus, (Fig.3.8) nous pouvons voir comment un exemple est classé en utilisant n arbres où la prédiction finale

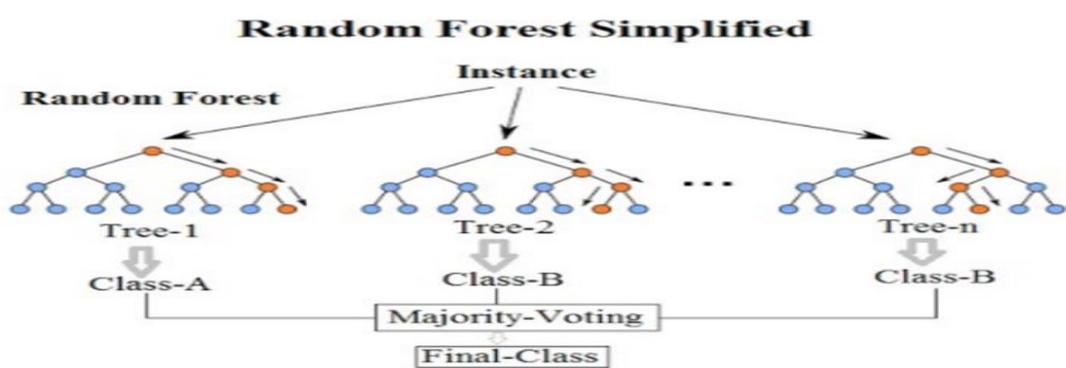


Figure 3.8 : Architecture d'une forêt aléatoire

Les forêts aléatoires ont une variété d'applications, telles que les moteurs de recommandation, la classification d'images et la sélection de caractéristiques. Il peut être utilisé pour classer les demandeurs de prêt fidèles, identifier les activités frauduleuses et prédire les maladies. Il se trouve à la base de l'algorithme de Boruta, qui sélectionne les caractéristiques importantes d'un jeu de données.

3.4.6 L'arbre de décision

L'arbre de décision, Decision Trees (DT) est un type d'algorithme d'apprentissage supervisé qui peut être utilisé à la fois dans les problèmes de régression et de classification. Il fonctionne pour les variables d'entrée et de sortie catégoriques et continues. [23]

Identifions les terminologies importantes sur l'arbre de décision, en regardant l'image ci-dessus:

- Le nœud racine représente l'ensemble de la population ou de l'échantillon. Il est ensuite divisé en deux ou plusieurs ensembles homogènes.
- La division est un processus de division d'un nœud en deux ou plusieurs sous-nœuds.
- Lorsqu'un sous-nœud se divise en d'autres sous-nœuds, il est appelé nœud de décision.
- Les nœuds qui ne se divisent pas sont appelés un nœud terminal ou une feuille.
- Lorsque vous supprimez des sous-nœuds d'un nœud de décision, ce processus est appelé élagage. Le contraire de la taille est le fractionnement.
- Une sous-section d'un arbre entier est appelée Branche.
- Un nœud, qui est divisé en sous-nœuds, est appelé nœud parent des sous-nœuds; alors que les sous-nœuds sont appelés l'enfant du nœud parent.

Les arbres de décision sont un bon moyen d'illustrer le raisonnement pour distinguer les Similitudes et les différences entre les attributs des exemples du jeu de données, ils Sont souvent utilisés par les statisticiens pour illustrer le résultat d'une analyse.

3.5 Partie expérimentale :

Chapitre III : Classification des défauts de compresseur d'air en utilisant l'apprentissage automatique

Après avoir fait connaissance des différentes méthodes de IA et le principe de fonctionnement de chaque technique nous avons entamé dans la deuxième partie de ce chapitre les étapes de notre travail qui est comme suite :

1. préparation des caractéristiques et étiquettes.
2. apprentissages et test.
3. Classification en utilisant intelligence artificielle.
4. analyses de résultat et comparaison.

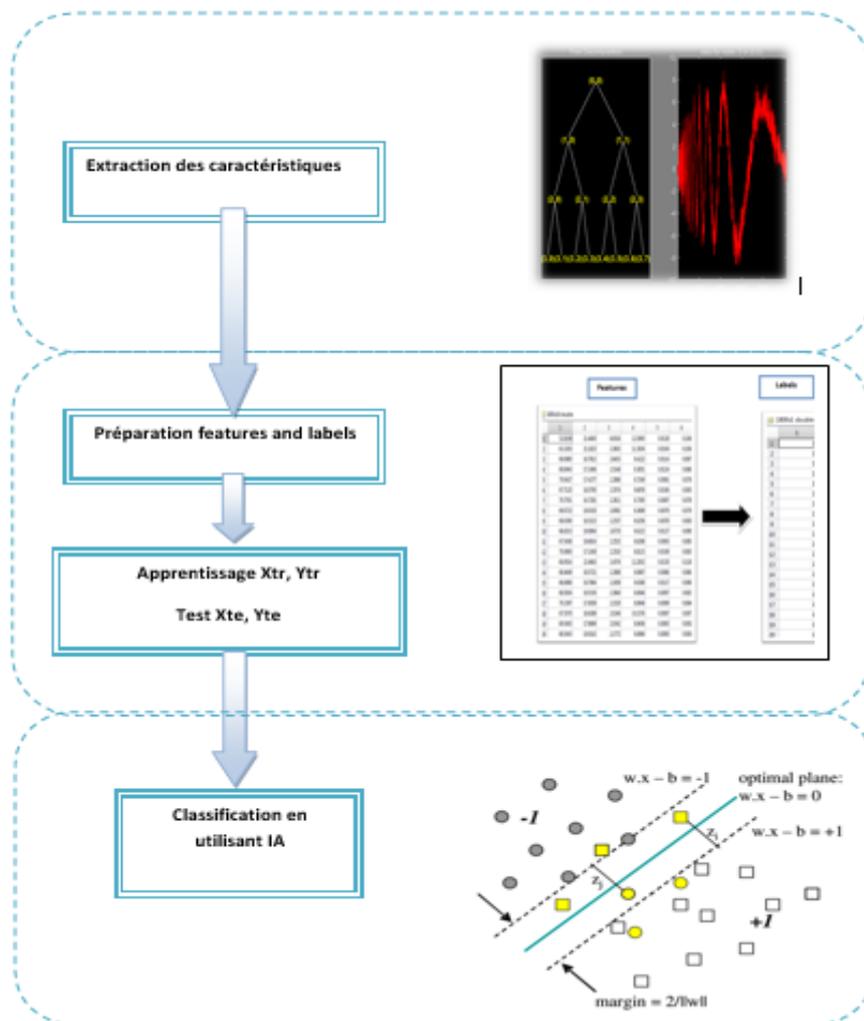


Figure 3.9 : Organigramme d'apprentissage et classification

3.5.1 Préparation des caractéristiques et étiquettes

Après l'extraction des données et décomposition de signal par WPD et l'extraction des caractéristiques (énergie), nous avons 8 défauts, chaque défauts contenir 225 signal et nous

Chapitre III : Classification des défauts de compresseur d'air en utilisant l'apprentissage automatique

avons extrait 16 caractéristique de chaque signal les caractéristique représente les Colomb de la matrice et les données des signaux représente les lignes donc on une matrice (featur)

La matrice étiquettes au bien label en anglais représente la matrice de la sortie elle de même taille des lignes comme la matrice d'entrée et un seule Colomb.

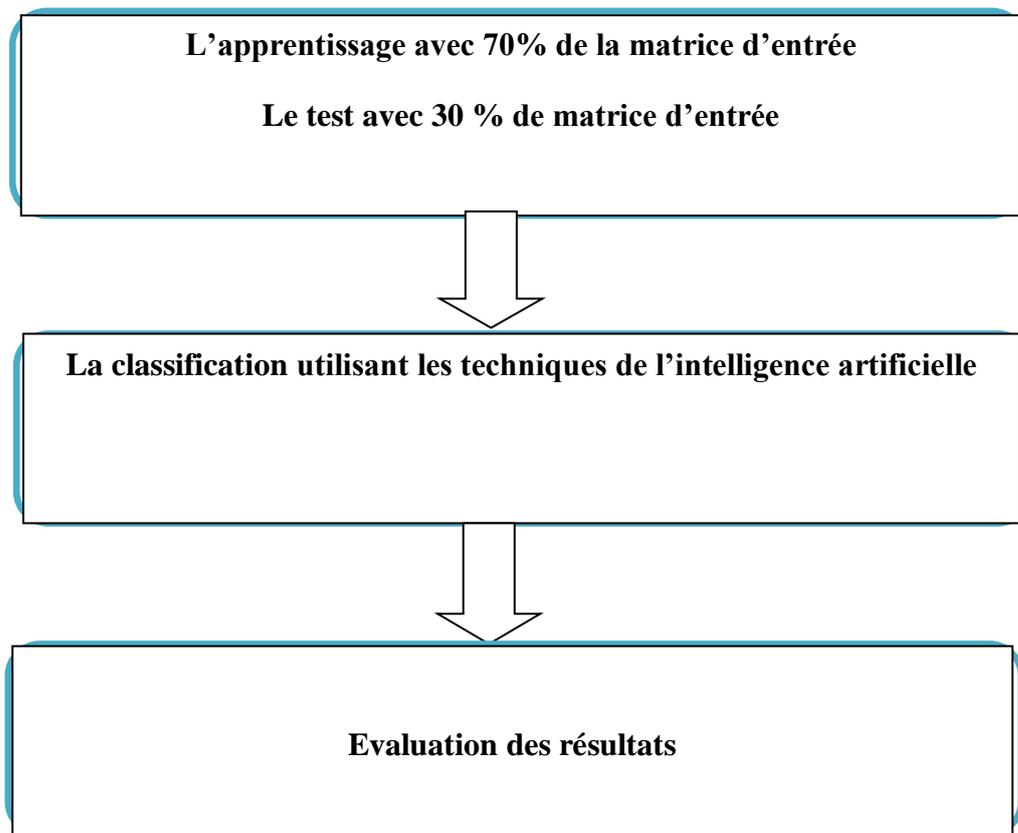


Figure3.10 les étapes d'apprentissage et classification

3.5.2 Résultats obtenus et discussion :

Dans le but de prouver la robustesse de la méthode adoptée, elle est comparée à d'autres classifications techniques qui incluent plus proche voisin KNN, l'arbre de décision DT,

Chapitre III : Classification des défauts de compresseur d'air en utilisant l'apprentissage automatique

support vecteur machine SVM, les moindres carrés support vecteur machine (LSSVM), forêt aléatoire(RF)

De plus, la stabilité de classification de cette méthode avait été analysée sur la base de l'écart type de dix expériences. De plus, les valeurs moyennes, maximales et minimales sont prises pour réduire l'impact de la contingence

On a enregistré la précision de chaque technique après avoir 10 test au hasard, on a calculé les indicateur suivant :

Max : présent la valeur maximal de accuracy le pourcentage de précision

Min : présent la valeur minimale de accuracy le pourcentage de précision

Moyenne : calculer comme suite :

$$M = \sum_{i=1}^{10} Xi / 10$$

STD (standard déviation) :L'écart type est une mesure la dispersion d'une série statistique autour de sa moyenne. Plus la distribution est dispersée c'est-à-dire moins les valeurs sont concentrées autour de la moyenne, plus l'écart-type sera élevé le STD calculer comme suit :

$$\text{Ecart type } : (\sigma_x) = \sqrt{\text{variance}} = \sqrt{(\sigma_x^2) = 1/n \sum_{i=1}^n (Xi - \bar{X})^2}$$

	SVM	KNN	DT	RF	LS_SVM
1	93.7	91.85	89.07	89.81	96.29
2	95.55	92.03	89.62	91.85	97.59
3	95.37	92.59	88.14	90.74	98.33
4	96.66	93.33	83.70	91.85	96.48
5	97.22	89.62	87.96	88.70	98.14
6	96.29	92.03	86.48	89.62	98.51
7	94.44	91.85	87.77	87.77	97.59
8	95.18	91.48	88.14	90.37	97.59
9	96.48	91.74	90.74	90	97.4
10	94.44	90.74	89.81	90.92	98.51
MAX	97.22	93.33	90.74	91.85	98.51
MIN	93.7	89.62	83.7	87.77	96.29
MOYENNE	95.533	91.726	88.143	90.163	97.643
STD	1.1297	1.0002	1.9788	1.289	0.7798

II : Tableau de Résultats

Tableau de comparaison

D'après le tableau de comparaison des techniques utilisée pour la classification on peut constater que le modèle LS_SVM est le meilleur pour notre cas, il est le plus précis et le plus stable car il a une valeur d'accuracy égale à 97.64 et le plus faible écart type (0.77).

Nous avons vu que le modèle DT a une mauvaise précision (accuracy égale à 88.14) et aussi sa valeur d'écart type est la plus grande.

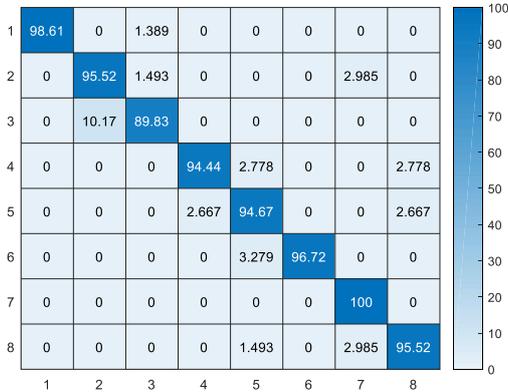
Les deux modèles SVM et KNN ont un manque de stabilité par rapport au modèle LS_SVM car leur valeur d'écart type est plus grande.

3.6 Matrice de confusion :

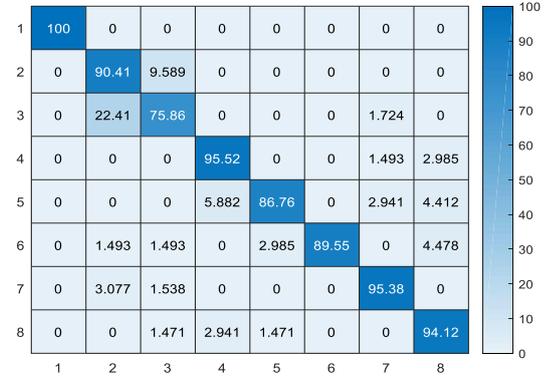
La matrice de confusion, appelée également matrice d'erreur, est un tableau qui présente différentes prévisions et résultats de tests, en les comparant avec des valeurs réelles.

Chapitre III : Classification des défauts de compresseur d'air en utilisant l'apprentissage automatique

En apprentissage automatique supervisé, la matrice de confusion est une matrice qui mesure la qualité et la précision d'un système de classification. Chaque ligne correspond à une classe réelle, chaque colonne correspond à une classe estimée



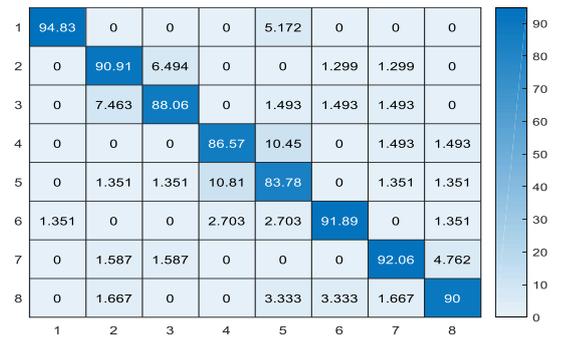
(A) SVM



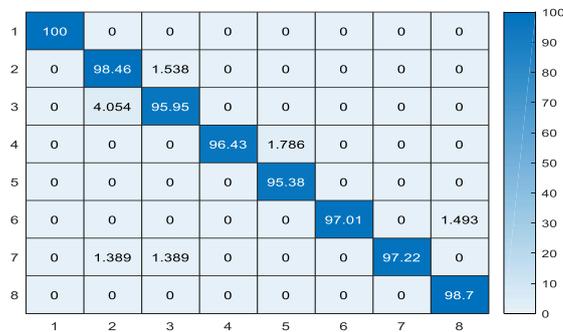
(B) KNN



(C) Random Forest (RF)



(D) Decision Trees (DT)



(E) LS_SVM

Figure 3.10 : matrice de confusion

Chapitre III : Classification des défauts de compresseur d'air en utilisant l'apprentissage automatique

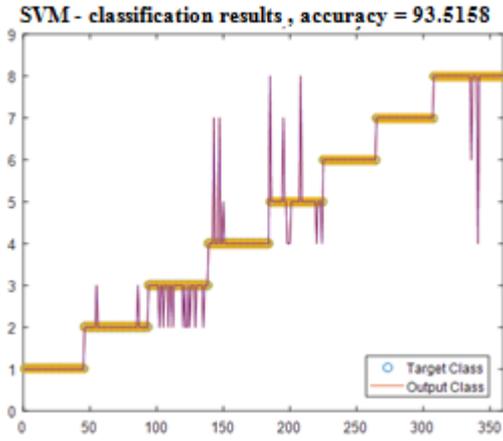
D'après la figure de la matrice de confusion SVM nous pouvons voir clairement que SVM a une mauvaise classification dans catégories 2, 3, 4, 5, 6 et 8. De sorte que entre [1.5 6.06] et des échantillons de test sont mal classés pour la catégorie 2, 3, 4, 5, 6 et 8.

Dans les résultats de classification de KNN, dont 9.4 % des la catégorie 2 est classée en catégorie 3, 15.6% de la catégorie 3 est classée en catégorie 2, 6.5% de la catégorie 5 sont classés en catégorie 4.

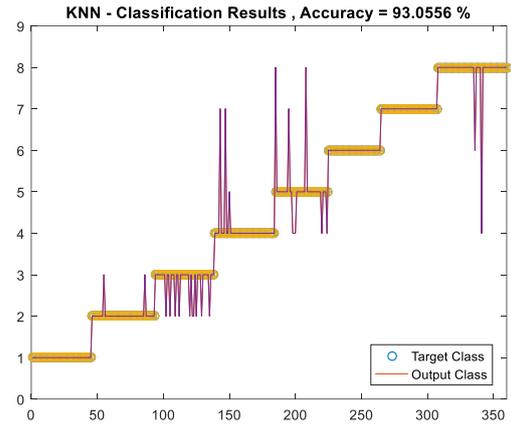
Pour DT entre 1.31 et 7.57 des échantillons de test sont mal classe, dans le cas du RF 10.93% de la catégorie 8 sont classés dans la catégorie 3.

Dans les résultats de classification de la méthode (LS_SVM), il n'y a pas beaucoup d'échantillons mal classés entre [1.3 et 4.05], et la précision de la classification est très élevée

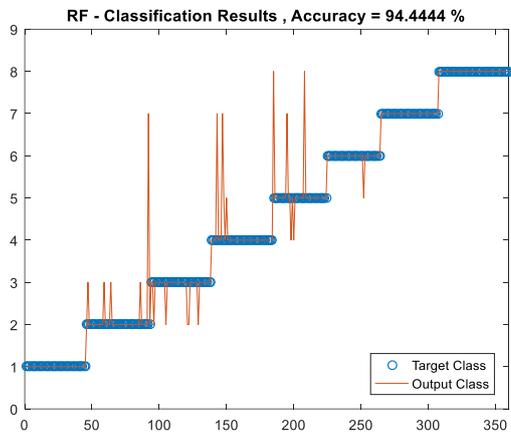
Les tableaux ci-dessus présentent les matrices de confusion de chaque technique utilisée pour classer les 8 classes (7 défauts+sain).



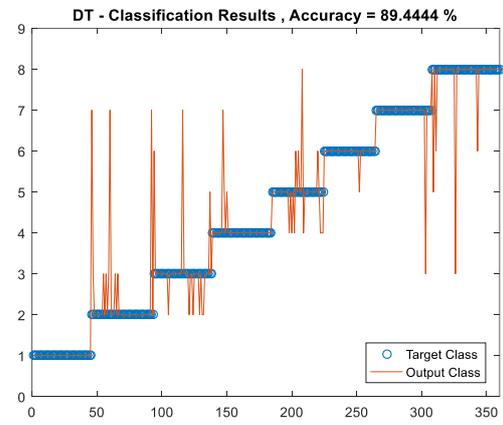
(A) SVM



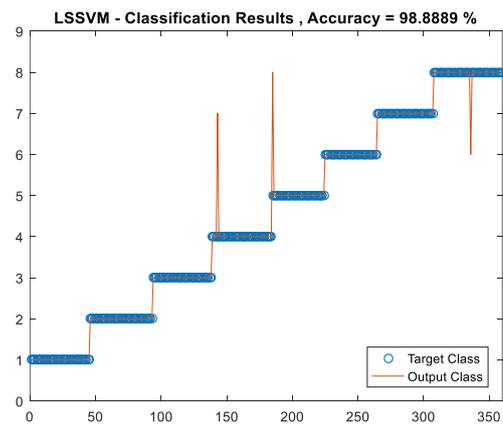
(B) KNN



(C) RF



(D) DT



(E) LS_SVM

Figure 3.11 : résultat de classification

Chapitre III : Classification des défauts de compresseur d'air en utilisant l'apprentissage automatique

Les graphes représentés à la figure 3.11 montrent la performance de chaque modèle.

Le modèle LS_SVM est le plus stable possible avec une accuracy totale de 98.88

Dans les modèles SVM, Decision tree, Random forest et Knn on peut remarquer une différence par rapport au modèle LS_SVM les remarquables distorsions représentent les chutes de performance de chaque class

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons utilisé les modèles d'intelligence artificielle et identifié les défauts de compresseurs d'air.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée dans notre étude.

Conclusion général

Conclusion générale :

Dans ce mémoire nous avons proposé une méthode de diagnostic basée sur la transformée en ondelette et les techniques de l'intelligence artificielle.

Notre méthode a été validée sur un banc d'essai d'un compresseur d'air, où nous avons utilisé les émissions acoustiques pour l'extraction des caractéristiques. En suit nous avons utilisé ces caractéristiques pour la classification des défauts du compresseur.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée en termes de stabilité et de performance. Notre méthode a été comparée avec différentes techniques de classification. Après comparaison, LS-SVM a été retenue comme la technique la plus performante et la plus stable par rapport aux autres techniques de classification.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

[1] « Mémoire de fin d'études Etude bibliographique d'un compresseur pour le machine frigorifique par : ANDRISOA Eddy Mariel, 2016.

[2] Biblio.univ-antananarivo.mg/pdfs/AdrisoaEddyM_ESPA_LIC_2016.pdf

Etude bibliographique d'un compresseur pour le machine frigorifique.

[3] Technologuepro.com/Mecanique/Systemes-pneumatiques/11-Analyse-defaillance-compresseur-INGERSOLL-RAND-SSR-ML-15.pdf

[4] Antoine DESPUJOLS. Approche fonctionnelle de la maintenance. Ed. Techniques Ingénieure ,2004.

[5] Mémoire modélisation des défaillances et leur diagnostic par les méthodes de reconnaissance des formes floue par handis moufida 2012/2013.

[6] Thèse : Surveillance des systèmes de production automatisés : détection et aide au diagnostic par Monsieur Hassan RAYHANE, 2004

[7] J.N.Chatain, « Diagnostic par système expert », Ed, Hermés Paris, 1993.

[8] Mémoire Détection et Diagnostic de Défaut D'u Onduleur Par : Asma NEMIRI.

[9] Touafek.I, Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques, comparaison L4EMD et des ondelettes (WT), université ferhatables, Stif.

[10] Thèse doctorat Utilisation de la logique floue à la surveillance et diagnostic des défauts des machines tournantes, gougam fawzi 2020.

[11] N. K. Verma, K. Jaganatham, A. Bhairat, T. Shukla, and A. Salour, "Finding sensitive sensor positions under faulty condition of reciprocating air compressors," Recent Adv. Intell. Computat. Syst., pp. 242–246, Sep. 2011.

[12] N. K. Verma, P. Kumar, R. K. Sevakula, S. Dixit, and A. Salour, "Ranking of sensitive positions based on statistical parameters and cross correlation analysis," in Proc. IEEE 6th Int. Conf. Sensing Technology, Kolkata, India, Dec. 2012, pp. 815–821.

[13] N. K. Verma, K. Jaganatham, A. Bahirat, T. Shukla, and T. S. S. Subramaniam, "Statistical approach for finding sensitive positions for condition based monitoring of reciprocating air compressors," in Proc. IEEE Int. Conf. System Engineering and Technology (ICSET), Jun. 2011, pp. 10–14.

- [14] ResearchGate GmbH. All rights reserved 2008-2021
- [15] N. K. Verma, K. Jaganatham, A. Bhairat, T. Shukla, and A. Salour, "Finding sensitive sensor positions under faulty condition of reciprocating air compressors," *Recent Adv. Intell. Computat. Syst.*, pp. 242–246, Sep. 2011.
- [16] [Spiria.com/fr/blogue/intelligence-artificielle/3-etapes-essentielles-apprentissage-automatique-machine-learning/](https://spiria.com/fr/blogue/intelligence-artificielle/3-etapes-essentielles-apprentissage-automatique-machine-learning/)
- [17] [Wikipedia.org/wiki/Apprentissage_semi-supervis%C3%A9](https://wikipedia.org/wiki/Apprentissage_semi-supervis%C3%A9).
- [18] [Mathworks.com](https://mathworks.com)
- [19] Comparaison of SVM and LS-SVM for Regression Haifeng Wang Dejin Hu School of Mechanical and Power Engineering Shanghai Jiao Tong University.
- [20] [Javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning](https://javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning).
- [21] Mémoire de Magister Contribution à l'Etude de la Supervision Industrielle Automatique dans un Environnement SCADA Présenté par : IKHLEF Boualem Boumerdès 2009.
- [22] [Datacamp.com/community/tutorials/random-forests-classifier-python](https://datacamp.com/community/tutorials/random-forests-classifier-python).
- [23] [Datacamp.com/community/tutorials/decision-trees-R](https://datacamp.com/community/tutorials/decision-trees-R) .