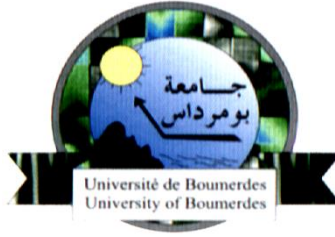


**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES**



**Faculté de Technologie
Département Génie Mécanique**

Mémoire de Master

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

Filière : Electromécanique

Spécialité : Mécatronique

THEME

**Contribution au diagnostic des ruptures des barres rotoriques
par l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique**

Présenté par :

SADJI FARES

Promoteur :

Mr. RAHMOUNE CHAMSEDDINE

Promotion 2021- 2022

Remerciements

Remerciements

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

Je remercie tout d'abord « ALLAH » qui m'a donné la force et le courage pour terminer ce travail. Je tiens de remercier aussi mes parents et toute la famille qui ont beaucoup aidé dans ma carrière scolaire.

Je remercie plus particulièrement notre promoteur Dr RAHMOUNE Chemseddine docteur à l'université de BOUMERDES pour tous ces efforts et ces conseils qui nous ont donné et pour sa confiance qui nous a fait.

Mon grand respect à mes professeurs, transmetteurs du savoir, qui nous ont aidé à soutenir notre volonté de réaliser ce mémoire, ne serait-ce, que par un encouragement, nous leurs disons merci.

Je tiens de remercier aussi mes collègues de groupe Mécatronique promotion 2021/2022, sans oublier tous nos amis avec qui j'ai passé des bons et agréables moments.

Dédicaces

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 très chers parents pour le courage et la volonté qu'ils m'ont inculqué.

À mon Frère.

À toutes la famille SADJI et YASRI.

À mes très chers Amis(es).

Résumé

Résumé

La machine asynchrone à cage devient actuellement l'élément clé de la plupart des équipements industriels, du fait de sa robustesse et son faible coût. Malgré ces avantages, un certain nombre de contraintes de natures très différentes peuvent affecter la durée de vie de cette machine, en occasionnant des pertes économiques considérables. Ceci impose la mise en œuvre d'un système de diagnostic. Le diagnostic qui est une partie de la surveillance, a pour objectif de détecter et de localiser un défaut, d'une façon précoce, avant qu'il ne conduise à une défaillance totale de l'installation industrielle.

Cette recherche présente une contribution au diagnostic des défauts des barres rotoriques de La machine asynchrone à cage. Les méthodes proposées sont basées sur Traitement de signal (pour l'extraction des caractéristiques des signaux) et Intelligence artificielle (pour la classification).

Les techniques et méthodes de diagnostic, dans ce domaine, sont très nombreuses. Dans Cette recherche, nous avons proposé deux techniques :

- 1- Transformée de HILBERT + SVD et Les algorithmes de Classification (Apprentissage supervisé).
- 2- Indicateurs statistiques et Les algorithmes de Classification (Apprentissage supervisé).

ملخص

ملخص

أصبحت الآلة غير المتزامنة حاليًا العنصر الأساسي لمعظم المعدات الصناعية، نظرًا لقوتها وانخفاض تكلفتها. على الرغم من هذه المزايا، يمكن أن يؤثر عدد من القيود ذات الطبيعة المختلفة جدًا على عمر هذه الآلة، مما يتسبب في خسائر اقتصادية كبيرة. هذا يتطلب تنفيذ نظام التشخيص. يهدف التشخيص، وهو جزء من المراقبة، إلى اكتشاف العطل وتحديد موقعه في وقت مبكر، قبل أن يؤدي إلى فشل كامل في المنشأة الصناعية.

يقدم هذا البحث مساهمة في تشخيص الأعطال في القضبان الدوارة للآلة غير المتزامنة.

تعتمد الأساليب المقترحة على معالجة الإشارات لاستخراج ميزة الإشارة والذكاء الاصطناعي من أجل التصنيف.

Sommaire

Sommaire

Introduction Générale :	1
Méthodologie de travail	3
<i>Chapitre 1 Généralité sur la Maintenance de la machine Asynchrone</i>	
Introduction	4
I-L 'état de l'art.....	4
1-Différentes notions utilisées en diagnostic	4
Défaut.....	4
Défaillance	5
Panne.....	5
2-La maintenance	5
Maintenance corrective	6
Maintenance préventive	6
Maintenance préventive systématique	6
Maintenance prévisionnelle (prédictive).....	7
Maintenance préventive conditionnelle	7
3-Diagnostic et surveillance	8
La surveillance	8
Le diagnostic	8
Les différentes étapes d'un système de diagnostic	8
II – La machine asynchrone.....	10
1-La machine asynchrone.....	10
2-Présentation de la machine	11
Le stator	12
Le rotor à cage.....	13
3-Principe de fonctionnement.....	14
4-Les défauts.....	15

Sommaire

Défauts du stator :	16
Défauts du rotor :	16
Ruptures des barres	18
Conclusion	18
<i>Chapitre 2 Traitement de signal et Extraction des caractéristiques</i>	
Introduction	19
Le traitement de signal	19
Quelques techniques de traitement de signal utilisées pour le diagnostic	19
1-Transformée de HILBERT + SVD	20
Transformée de HILBERT	21
La décomposition en valeur singulière SVD.....	21
2-Indicateurs statistiques	23
Qu'est-ce qu'un indicateur ?	23
Les indicateurs statistiques	23
Base des données	23
1-Montage expérimental	23
Système d'acquisition de données (Data Acquisition System).....	24
Nœud de capteur intelligent	25
Récepteur.....	26
Capteur de courant	27
Capteur de vibration	28
2-Les données	28
Les signaux.....	30
Extraction des caractéristiques	30
1-Partie expérimentale	30
2-Extraction des caractéristiques par la méthode de Transformée de HILBERT + SVD.	31
Représentation graphique les caractéristiques des données	32

Sommaire

3-Extraction des caractéristiques en utilisant les indicateurs statistiques	34
Indicateurs statistiques	35
La valeur efficace (Root Mean Square (RMS))	35
La variance	35
L'écart-type (Standard deviation)	36
Skewness	36
Kurtosis	36
Représentation graphique des caractéristiques du signal :	36
4-Interprétation des résultats	43
Conclusion	43
<i>Chapitre 3 Application de l'apprentissage automatique</i>	
Introduction	44
L'apprentissage automatique.....	44
1-L'apprentissage supervisé.....	45
La régression	45
La Classification.....	46
2-L'apprentissage non supervisé.....	46
3-Les méthodes d'ensemble.....	46
Le bagging.....	47
Les algorithmes de classification d'apprentissage supervisé	47
1-Les arbres de décision (decision trees)	47
2-L'analyse discriminante linéaire	48
Définition :	48
Principe :	49
3-La forêt aléatoire.....	49
Définition :	49
Principe :	50

Sommaire

4-Naïve bayes.....	50
5-Support vector machine (SVM).....	50
6-K plus proches voisins (KNN).....	52
Les méthodes de validation	52
1-Méthode de holdout	52
2-Méthode de cross validation	53
Matrice de confusion	53
Partie expérimentale	54
Conclusion	59
Conclusion générale :	60
Bibliographie.....	61

Liste des figures

Liste des figures

Figure 1 Organigramme de travail	3
Figure 2 Différents types de défauts agissants sur un système	4
Figure 3 L'action de panne.....	5
Figure 4 Les différents concepts de maintenance	6
Figure 5 Maintenance préventive conditionnelle	7
Figure 6 Organigramme des méthodes de la surveillance.....	8
Figure 7 Étapes de mise en place d'un système de supervision.....	9
Figure 8 Éléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil.....	12
Figure 9 stator d'une machine asynchrone.....	13
Figure 10 Le rotor à cage d'écureuil	14
Figure 11 Défaut d'un rotor à cage d'écureuil	18
Figure 12 Quelques techniques d'extraction des caractéristiques	20
Figure 13 Les étapes transformée de HILBERT + SVD.....	20
Figure 14 Montage expérimental (représentation physique).....	24
Figure 15 Système d'acquisition de données.....	25
Figure 16 Architecture d'un système DAQ	25
Figure 17 Récepteur	27
Figure 18 Capteur de courant	27
Figure 19 Capteur de vibration.....	28
Figure 20 La méthode proposée pour l'extraction des caractéristiques.....	31
Figure 21 L'extraction des caractéristiques par La méthode transformée de HILBERT + SVD	32
Figure 22 Représentation graphique les valeurs de S1	32
Figure 23 Représentation graphique les valeurs de S2	33
Figure 24 Représentation graphique les valeurs de S3	33
Figure 25 Représentation graphique les valeurs de S4	34
Figure 26 L'extraction des caractéristiques par la méthode des indicateurs statistiques	34
Figure 27 Représentation graphique de RMS du courant phase 1	37
Figure 28 Représentation graphique de Kurtosis du courant phase 1	37
Figure 29 Représentation graphique de La variance du courant phase 1	38
Figure 30 Représentation graphique de RMS du courant phase 2	38
Figure 31 Représentation graphique de Kurtosis du courant phase 2	39

Liste des figures

Figure 32 Représentation graphique de La variance du courant phase 2.....	39
Figure 33 Représentation graphique de RMS du courant phase 3	40
Figure 34 Représentation graphique de Kurtosis du courant phase 3	40
Figure 35 Représentation graphique de La variance du courant phase 3.....	41
Figure 36 Représentation graphique de RMS de vibration	41
Figure 37 Représentation graphique de Kurtosis de vibration	42
Figure 38 Représentation graphique de La variance de vibration.....	42
Figure 39 L'apprentissage automatique.....	45
Figure 40 Les méthodes d'ensemble	47
Figure 41 Représentation graphique du fonctionnement d'arbre de décision.....	48
Figure 42 Projection par LDA avec séparation entre les classes	49
Figure 43 Représentation graphique du fonctionnement de SVM.....	51
Figure 44 L'organigramme d'apprentissage automatique (supervisé).....	54
Figure 45 Les matrice de confusions de la méthode de Transformée de HILBERT+SVD.....	56
Figure 46 Matrice de confusion de la méthode des Indicateurs statistiques	58

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau 1 Les défauts statorique	16
Tableau 2 Les défauts rotorique	17
Tableau 3 Les donnes	24
Tableau 4 La plaque signalétique du moteur	29
Tableau 5 Conditions d'essai	29
Tableau 6 Les signaux	30
Tableau 7 les indicateurs statistiques	35
Tableau 8 Résultats des tests avec la méthode de Transformée de HILBERT+SVD	55
Tableau 9 Résultats des tests avec la méthode des Indicateurs statistiques	57

Introduction Générale

Introduction Générale :

La machine asynchrone, de par sa construction et sa robustesse, assure une large plage d'application dans le domaine de l'industrie. Alors que les moteurs asynchrones deviennent de plus en plus importants, la détection des défauts est également essentielle pour éviter les pannes inattendues dans des domaines sensibles tels que l'aéronautique, le nucléaire et les centrales électriques et des applications comme l'attraction électrique, qui peuvent entraîner des temps d'arrêt imprévus coûteux et des dommages aux équipements environnants, et même causer un danger pour l'être humain.

Les machines électriques sont des éléments essentiels dans des nombreux systèmes électriques ; parmi tous les types de moteurs, jouent un rôle clé dans de nombreux processus industriels en raison de leurs avantages de construction facile, de durabilité et de hautes performances.

La tendance actuelle est de rechercher des outils qui permettent une détection précoce des défauts en remplaçant progressivement la maintenance du système par une maintenance conditionnelle. C'est pourquoi la surveillance et le diagnostic des systèmes sont devenus l'une des principales préoccupations des constructeurs.

Pour assurer le bon fonctionnement de la machine asynchrone et éviter la rupture des barres rotoriques, Ce qui impose la mise en œuvre d'un système de diagnostic. Elle comporte trois étapes. Tout d'abord, l'acquisition des signaux par des capteurs. En suit utiliser les procédures de traitement du signal pour fournir des informations condensées mais pertinentes à partir de ces informations. Et à la fin utiliser l'analyse des données et l'intelligence artificielle pour déceler d'éventuelles anomalies et prendre les bonnes décisions.

Notre objectif est de proposer une méthode de diagnostic basée sur l'analyse des deux signaux (vibration et courant statorique) et les techniques d'apprentissage automatique afin de faciliter l'identification et la détection des défauts des barres rotoriques au niveau de la machine asynchrone.

Dans ce but, notre mémoire sera divisé en trois chapitres :

Le premier chapitre, nous présenterons l'état de l'art sur le diagnostic industriel pour différentes notions utilisées en diagnostic et les différentes étapes d'un système de diagnostic, pour la détection des défauts. Puis on portera sur la machine asynchrone à cage, et nous présenterons ces défauts (statorique et rotorique).

Introduction Générale

Dans le deuxième chapitre nous démontrerons quelques techniques de traitement de signal utilisées dans le diagnostic (les indicateurs statistiques, transformée de HILBERT + SVD) et ces différentes étapes, ainsi nous expliquerons le banc d'essai et en fournissant les graphes obtenus par ces techniques.

Dans le troisième chapitre nous expliquerons L'apprentissage automatique et ces différents types et les algorithmes de classification. Par ce fait nous nous sommes approfondit sur la méthode Random forest vu les meilleurs résultats qu'elle a donnés.

Méthodologie de travail

Méthodologie de travail

Un organigramme représentant les étapes des méthodes proposées

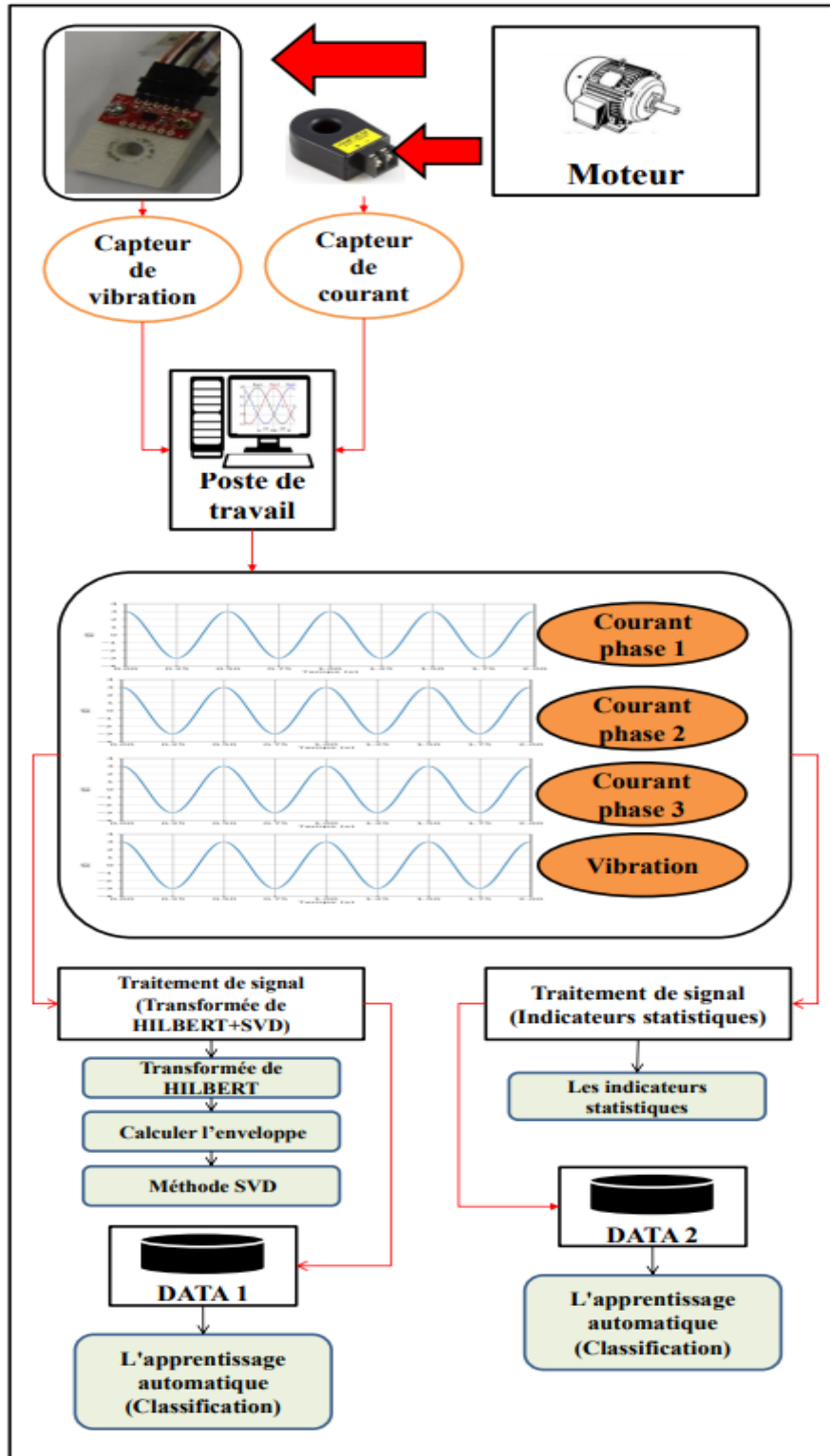


Figure 1 Organigramme de travail

Chapitre 1
Généralité sur la
Maintenance de la machine
Asynchrone

Introduction

Le diagnostic joue un rôle essentiel aux activités de maintenance qui se définit comme une composante principale du module de surveillance. Il s'agit de déterminer le mode de fonctionnement dans lequel se trouve le système à chaque instant.

Le diagnostic est l'utilisation d'un raisonnement logique pour identifier la cause probable d'une panne sur la base d'un ensemble d'informations provenant d'une inspection, ou d'un test.

Ce premier chapitre du mémoire est divisé en deux sections, dans un premier lieu nous présentons l'état de l'art sur la maintenance et le diagnostic, puis on portera sur la machine asynchrone à cage.

I-L 'état de l'art

1-Différentes notions utilisées en diagnostic

Défaut

Le concept de défaut est fondamental dans les opérations de la surveillance pour la conduite et la maintenance des procédés industriels. On appelle défaut tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique théorique cet écart est idéalement nul en l'absence de défaut. Les défauts peuvent apparaitre au niveau des capteurs, des actionneurs ou au niveau du processus lui-même [1].

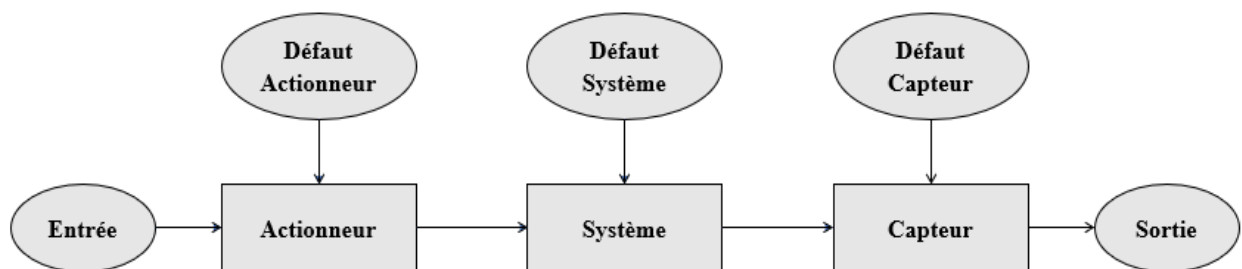


Figure 2 Différents types de défauts agissants sur un système

Défaillance

C'est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques. Il est clair qu'une défaillance implique l'apparition d'un défaut puisqu'il existe un écart entre la caractéristique mesurée et théorique. Par contre, un défaut n'implique pas nécessairement une défaillance puisque le dispositif peut très bien continuer à assurer sa fonction principale [2].

Panne

C'est l'inaptitude d'une entité (composant ou système) à assurer une fonction requise. Si nous écartons la possibilité d'erreurs de conception, la définition précédente implique que toute défaillance entraîne une panne. La défaillance correspond à un événement et la panne à un état. Sur le plan temporel, la défaillance correspond à une date et la panne à une durée comprise entre la date d'occurrence de la défaillance et la date de fin de réparation [2].



Figure 3 L'action de panne

2-La maintenance

La maintenance c'est un ensemble des activités destinées à maintenir, à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise [3]. Le but de la maintenance peut être classé en deux types :

Objectifs financiers :

Réduire au minimum les dépenses de maintenance.

Assurer le service de maintenance dans les limites d'un budget.

Objectifs opérationnels :

Maintenir l'équipement dans les meilleures conditions possibles.

Augmenter la durée de vie des équipements.

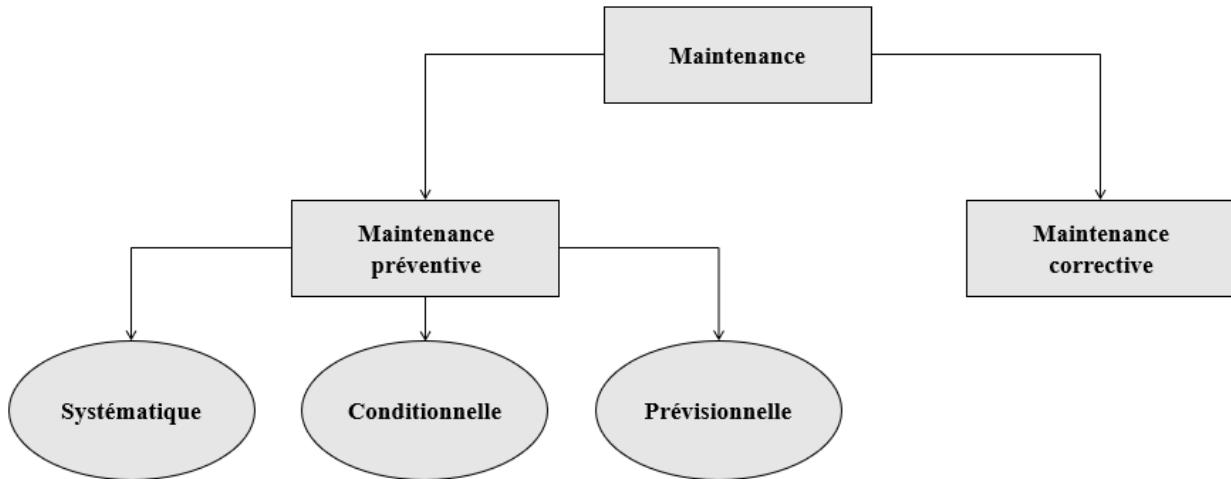


Figure 4 Les différents concepts de maintenance

Maintenance corrective

Toutes les activités réalisées après la défaillance ou la détérioration de l'actif. Fonctions lui permettant d'assurer, au moins temporairement, la fonction souhaitée : ces activités comprennent notamment la localisation de la panne et son diagnostic, son traitement. Vérifiez qu'il fonctionne avec ou sans modification.

Maintenance préventive

Maintenance ayant pour objet de réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation d'un bien ou d'un service rendu. Les activités correspondantes sont déclenchées selon un échéancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'unités d'usages, et/ou des critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation du bien ou du service. [4].

Maintenance préventive systématique

Ce type de maintenance préventive est connu pour sa périodicité. Systématique, elle est réalisée au préalable par un technicien à des intervalles bien définis. Cela permet un remplacement régulier des composants et des pièces de rechange, augmentant ainsi la productivité de la machine. Celle-ci repose donc sur des inspections régulières des différents équipements, permettant aux techniciens de collecter les informations nécessaires sur les différentes composantes de la chaîne de production et de prévenir efficacement les pannes.

Maintenance prévisionnelle (prédictive)

Il s'agit d'une maintenance préventive, surveillant l'évolution de paramètres importants pour l'analyse de la dégradation de la cargaison. Elle permet de planifier les interventions.

Maintenance préventive conditionnelle

Maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé (mesure, diagnostic, usure d'une pièce...).

La maintenance préventive conditionnelle consiste à surveiller les paramètres et les indicateurs clés du fonctionnement du bien et à mettre en œuvre les actions correctives nécessaires afin d'anticiper toute panne et tout dysfonctionnement. De nombreux outils informatiques permettent d'automatiser ce type de maintenance industrielle. Ainsi, les techniciens peuvent faciliter leur travail en optant pour la digitalisation des processus de maintenance industrielle [4].

Les méthodes du diagnostic de la maintenance préventive conditionnelle peuvent être résumées dans ce schéma suivant :

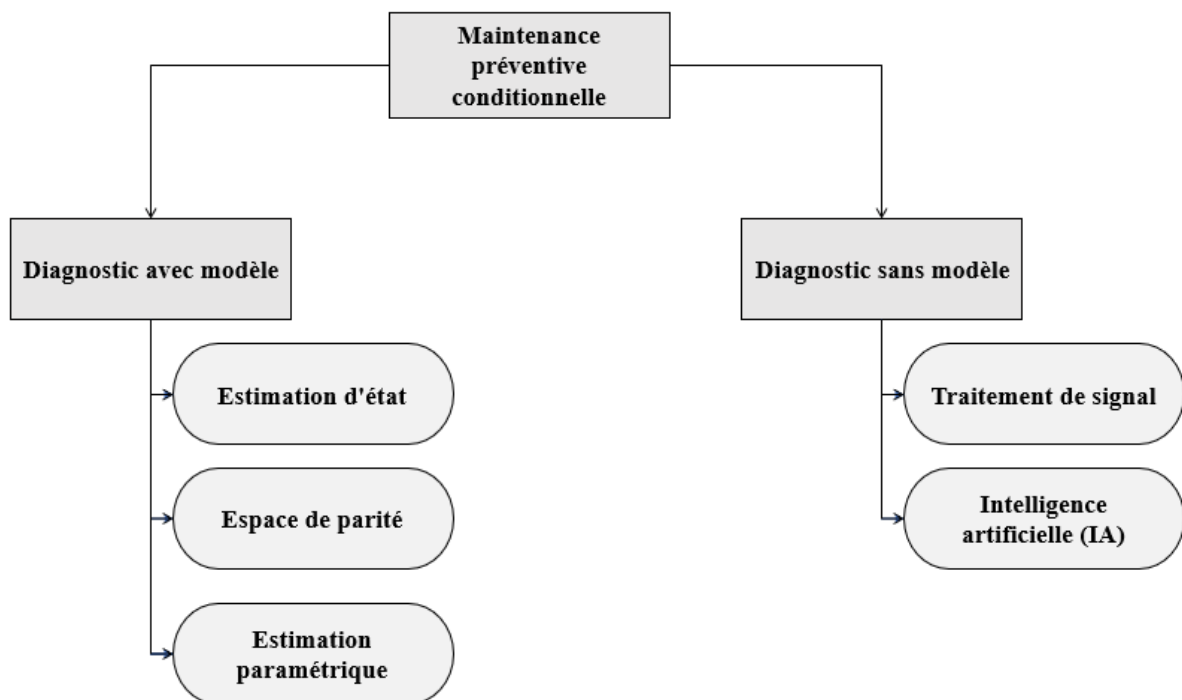


Figure 5 Maintenance préventive conditionnelle

3-Diagnostic et surveillance

La surveillance

La surveillance est un dispositif informationnel, qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. Il se compose de deux parties principales, la première consiste à détecter et classer les défauts en observant l'évolution du système, et la seconde est le diagnostic qui localise l'élément défaillant et en détermine la cause.

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 [5].

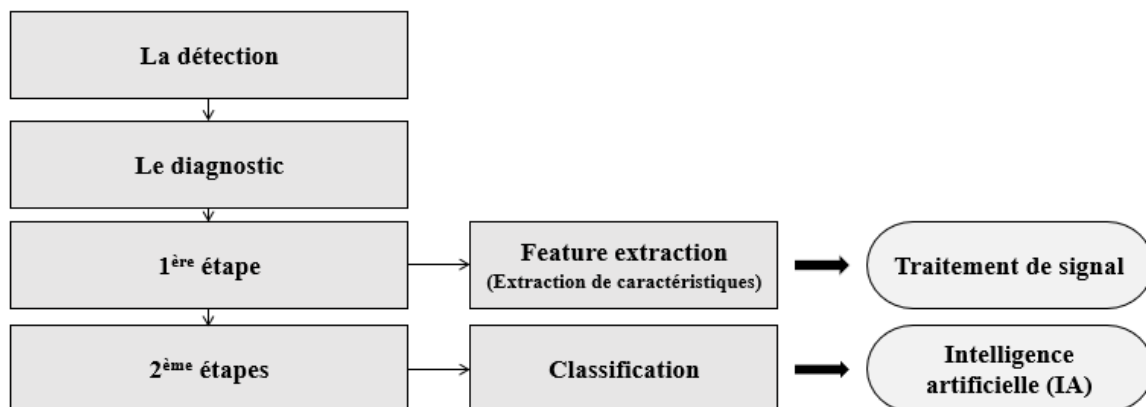


Figure 6 Organigramme des méthodes de la surveillance

Les différentes étapes d'un système de diagnostic

Les différentes étapes d'un système de diagnostic peuvent être schématisées suivant la figure 7 :

Chapitre 1

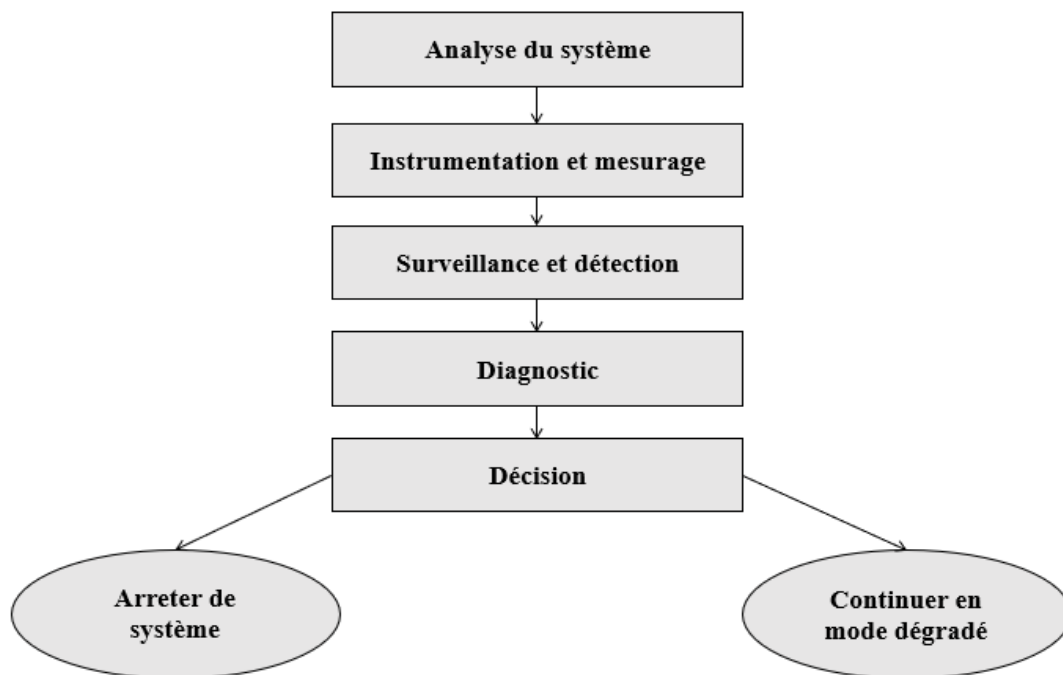


Figure 7 Étapes de mise en place d'un système de supervision

Analyse du système :

C'est une étape primordiale. Il s'agit de fixer des objectifs au système que l'on souhaite mettre en place. Pour cela il est nécessaire de rechercher les caractéristiques du système des défauts et symptômes des défauts qu'il s'agit d'appréhender. C'est cette étape qui conduit aux choix des méthodes à mettre en œuvre et, en particulier les méthodes de traitement des signaux.

Instrumentation et mesurage :

Il s'agit de déterminer le type et l'emplacement des capteurs et d'effectuer des mesures, qui peuvent être périodiques, continues ou, dans le cas du contrôle qualité, juste uniques.

Surveillance et détection :

Après la mise en place des capteurs, l'opération de surveillance permettra de réaliser le suivi des indicateurs extraits des signaux avec les capteurs. Les indicateurs utilisés sont en général « simples » et ne sont utilisés généralement que pour faire de la détection, par exemple, signaler

que les indicateurs dépassent un certain seuil, ce qui traduirait un état anormal de la machine. Ces seuils sont en général déterminés par expérience soit par des méthodes de traitement statistique du signal. Beaucoup de méthodes de traitement du signal sont plutôt adaptées à la « détection » [6].

Diagnostic :

Il s'agit dans l'opération de diagnostic de déterminer l'élément défaillant du système complexe. C'est dans cette étape que le traitement du signal peut contribuer de manière la plus significative. Il s'agit d'extraire du signal, avec la connaissance du système et des symptômes des défauts, le (les) paramètre(s) relatif(s) à ces symptômes.

Décision :

Voici les étapes pour compléter les étapes de diagnostic. Il s'agit dans un contexte industriel de décider des actions à mener, lancer des opérations de maintenance, arrêter les machines.

II – La machine asynchrone

1-La machine asynchrone

La machine asynchrone, appelée également machine à induction, est une machine électrique alimentée par un système de tensions et de courants alternatifs. C'est en 1831 que le phénomène d'induction a été découvert par Michael Faraday (1791-1867). Puis en 1887, Nikola Tesla utilisa ce principe d'induction (1856-1943) afin de réaliser et de déposer le premier brevet sur la machine asynchrone qu'il conçut à Strasbourg (France). Depuis, de nombreuses améliorations ont été réalisées afin d'obtenir la machine asynchrone que nous connaissons aujourd'hui. Cette machine est particulièrement utilisée (représente approximativement 80 % des moteurs) en tant que moteur dans l'industrie et pour des applications en tout genre telles que les trains (exemple : Eurostar), les systèmes de levage, les entraînements de chaîne productive, les systèmes d'enroulement/déroulement, les machines d'usinage, la robotique, la ventilation, et bien d'autres domaines.

2-Présentation de la machine

La connaissance des éléments constitutifs des machines asynchrones permet de comprendre de quelle façon le système est réalisé physiquement. Il est constitué de deux parties importantes à son fonctionnement un stator et un rotor, constitués de tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles on place les enroulements. Le stator est fixe où est connectée l'alimentation électrique. Le rotor est monté sur un axe de rotation (partie tournante) qui permet de mettre en rotation la charge mécanique. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieure on définit deux types de rotor, bobiné ou à cage d'écureuil. Dans ce travail, on est intéressés à la machine asynchrone à cage d'écureuil.

Nous observons également la présence d'un ventilateur afin d'évacuer la chaleur de la machine en fonctionnement. Le ventilateur attaché à l'arbre de la machine tourne sans aucune alimentation extérieure. Ce moteur possède aussi des paliers sont constitués de roulements à billes et de flasques. Les roulements assurent le guidage en rotation libre de l'arbre. Les flasques, moulés en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique.

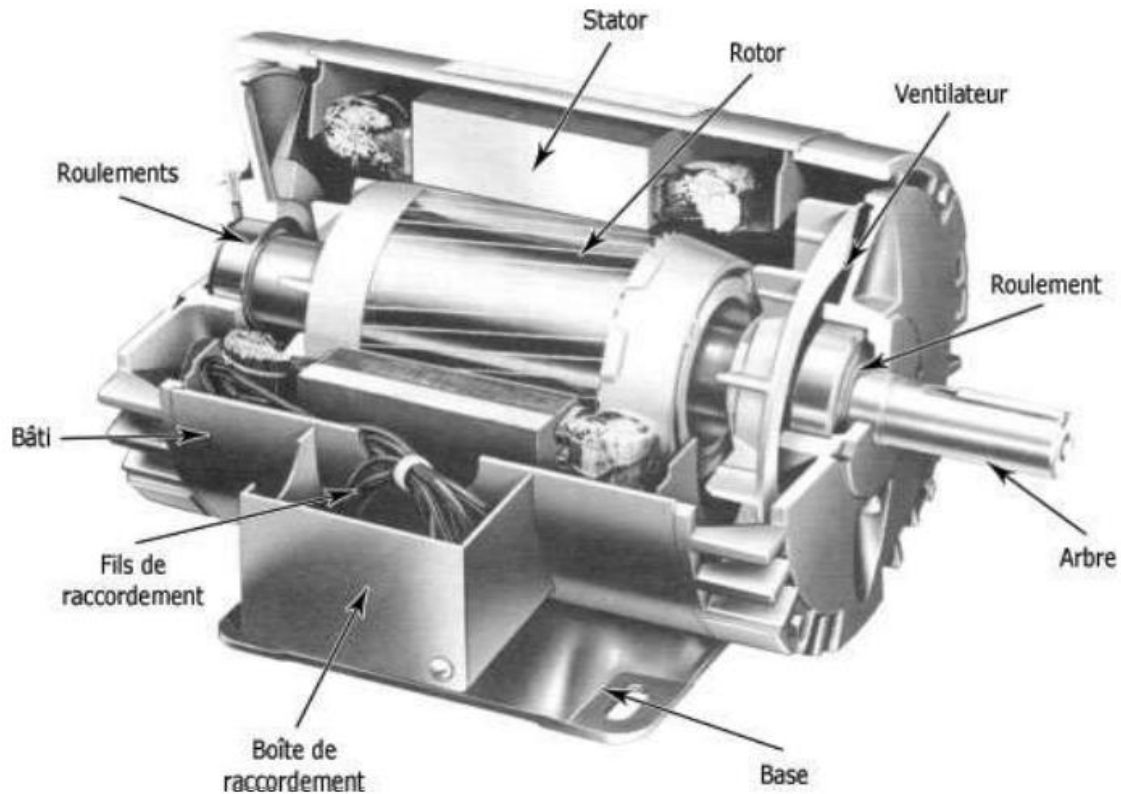


Figure 8 Éléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil

Le stator

Les différents types de moteurs asynchrones ne se distinguent que par le rotor, dans tous les cas le stator reste, au moins dans son principe, le même. C'est une partie fixe, où est connecté l'alimentation électrique.

Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilage de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine. Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches permettent de créer, dans l'entrefer, le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant la circulation judicieuse des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre. L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique [7].

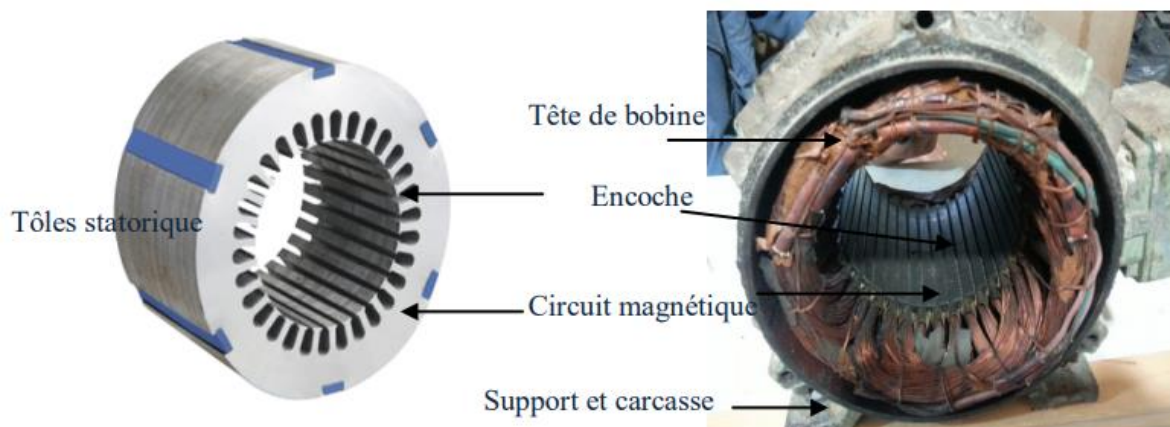


Figure 9 stator d'une machine asynchrone

Le rotor à cage

Nous n'étudions ici que les moteurs à cage d'écureuil.

Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'un conducteur d'encoche (barre rotoriques) à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties, et constituent le circuit du rotor. Cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine analogue à celui du moteur à rotor bobiné.

Les conducteurs sont réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre préformées et frettées dans les tôles du rotor. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques, mais leur résistance est suffisamment faible pour que les courants de fuite dans les tôles soient négligeables, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre. Le moteur à cage d'écureuil est beaucoup plus simple à construire que le moteur à rotor bobiné et, de ce fait, son prix de revient est inférieur. De plus, il dispose d'une plus grande robustesse. Il constitue la plus grande partie du parc de moteurs asynchrones actuellement en service [8].

Son inconvénient majeur est qu'il a, au démarrage, de mauvaises performances (courant élevé et faible couple).

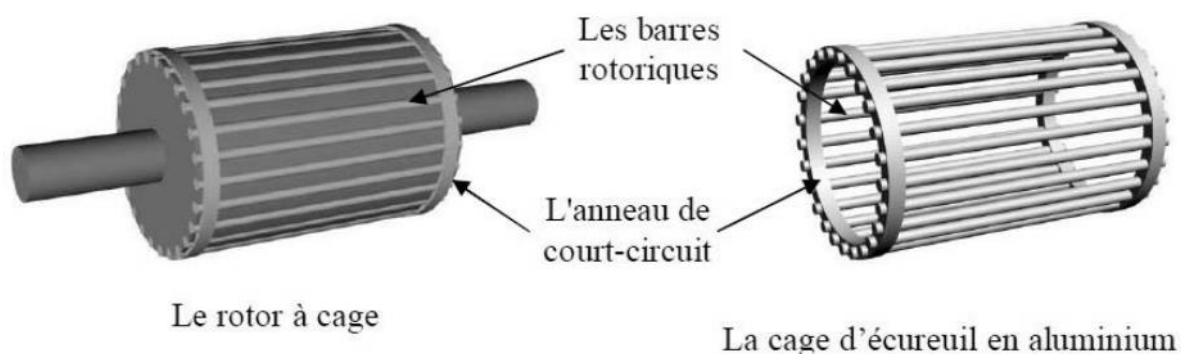


Figure 10 Le rotor à cage d'écureuil

3-Principe de fonctionnement

Tel que mentionné précédemment, la machine asynchrone est constituée principalement d'un stator et d'un rotor. Ces éléments sont fabriqués à l'aide de matériaux spéciaux et de manière à ce que le moteur à induction puisse fonctionner de la meilleure des manières possibles. Le stator, partie fixe de la machine, est constitué de 3ρ (ou ρ désigne le nombre de paires de pôles) bobines alimentées par un système de tension et de courant triphasé de fréquence f fournies soit par le réseau électrique, soit par le variateur. Le déphasage entre les tensions et les courants des trois phases est de $\frac{2}{3}\pi$ radians [9]. Les courants qui traversent les bobines du stator créent un champ magnétique tournant \vec{B}_s dans l'entrefer tel que :

$$\vec{B}_s = B_o \cdot \cos(2\pi f t)$$

B_o : Est l'amplitude maximum du champ magnétique.

f : La fréquence d'alimentation de la machine asynchrone.

Ce champ tournant possède une vitesse de rotation dite de synchronisme et égale à :

$$n_s = \frac{f}{\rho} \text{ (tr/s)}$$

n_s : Est le nombre de tours par seconde de champ tournant.

f : La fréquence d'alimentation de la machine asynchrone.

ρ : Représente le nombre de paires de pôles.

Chapitre 1

Le champ magnétique créé par le stator tourne autour du rotor (à l'arrêt lors du démarrage) afin de créer grâce à son flux des courants induits dans les barres du rotor. D'après la loi de Lenz, les courants induits s'opposent par leurs effets à la cause qui leur a donné naissance. La circulation des courants dans la cage du rotor est possible, car le circuit est fermé, et par conséquent, des forces de Laplace en résultent. Cette force est différente en tout point de la cage. Ce phénomène peut générer un couple et démarrer un moteur asynchrone. En effet, si le flux magnétique du stator ne change pas autour du rotor, alors les courants rotoriques seront égaux et les forces de Laplace se compenseront. S'il n'existe aucune différence de force, la somme des forces serait nulle ainsi que le couple. Le moteur ne pourrait donc pas démarrer [9].

Le nombre de pôles au rotor doit être égal au nombre de pôles au stator. Pour une cage d'écureuil, cette condition est automatiquement vraie. En effet, la cage d'écureuil est conçue pour qu'elle soit symétrique. Ainsi deux barres distantes de π/ρ constituent une spire et ont des forces électromotrices opposées [9].

Le rotor tourne à la vitesse de rotation qui est inférieure à la vitesse de synchronisme. Il y a donc toujours une différence de force et de couple en raison de conditions différentes :

$$ns > nr$$

nr : Représente le nombre de tours par seconde du rotor (ou de l'arbre de sortie).

On dit que le rotor glisse par rapport au champ magnétique tournant ; on parle alors de glissement donné par l'équation :

$$g = \frac{ns - nr}{ns}$$

g : Représente le glissement de la machine asynchrone.

4-Les défauts

Les défauts et leurs causes sont nombreux et les plus répandus sont :

Défauts du stator :

Les défaillances du stator sont principalement dues à un problème électrique (diélectrique), thermique (surcharge), environnemental (agression) et mécanique (bobinage,). Les défauts qui sont les plus récurrents, au niveau du stator sont résumés dans le tableau :

Défauts	Causes	Effets sur le système
Un défaut entre le stator et la carcasse	Ecrasement des spires par la carcasse, le cycle thermique, une abrasion de l'isolant,	Courant dans la phase
Défaut d'isolation	Endommagement de l'isolant lors de l'insertion des enroulements, démarrage fréquent, condition de température ou l'humidité extrême.	Court-circuit dans l'enroulement
Court-circuit inter spires	Température excessive, humidité, vibration, surtension.	Variation courants statoriques, augmentation d'amplitude sur les autres phases
Court-circuit inter phases	Défauts d'installation, haute température, alimentation déséquilibrée, contrainte d'écrasement au niveau des enroulements.	Déséquilibre des courants statoriques

Tableau 1 Les défauts statorique

Défauts du rotor :

Pour le rotor, les défaillances sont essentiellement dues à un problème thermique (surcharge), électromagnétique (excentricité), résiduel (déformation), dynamique (arbre de transmission) et mécanique (roulement). Les défauts du rotor bobiné sont les mêmes que du stator. Pour le rotor à cage les défauts sont résumés dans le tableau :

Chapitre 1

Défauts	Causes	Effets sur le système
Rupture de barres	Déséquilibre magnétique, régime transitoire à longue durée, fatigue thermique. Réduction de la valeur moyenne de couple électromagnétique Oscillations de la vitesse Vibrations mécaniques	Réduction de la valeur moyenne de couple électromagnétique Oscillations de la vitesse Vibrations mécaniques
Défauts de roulements	Mauvaise installation, déséquilibre magnétique, perte de lubrifiant ou mal lubrifiés, mauvaise qualité de lubrifiant, haute température, manque de propreté, charge déséquilibrée. Surcharge. Jeu au niveau des paliers	Oscillations du couple de charge augmentation des pertes augmentation vibrations Altération de l'équilibre magnétique
Ruptures d'anneaux	Défaut de fabrication. Surcharge du couple	Déséquilibre la répartition des courants
Défaut du circuit magnétique	Défaut de fabrication, fatigue thermique, surcharge.	Vibrations mécaniques

Tableau 2 Les défauts rotorique

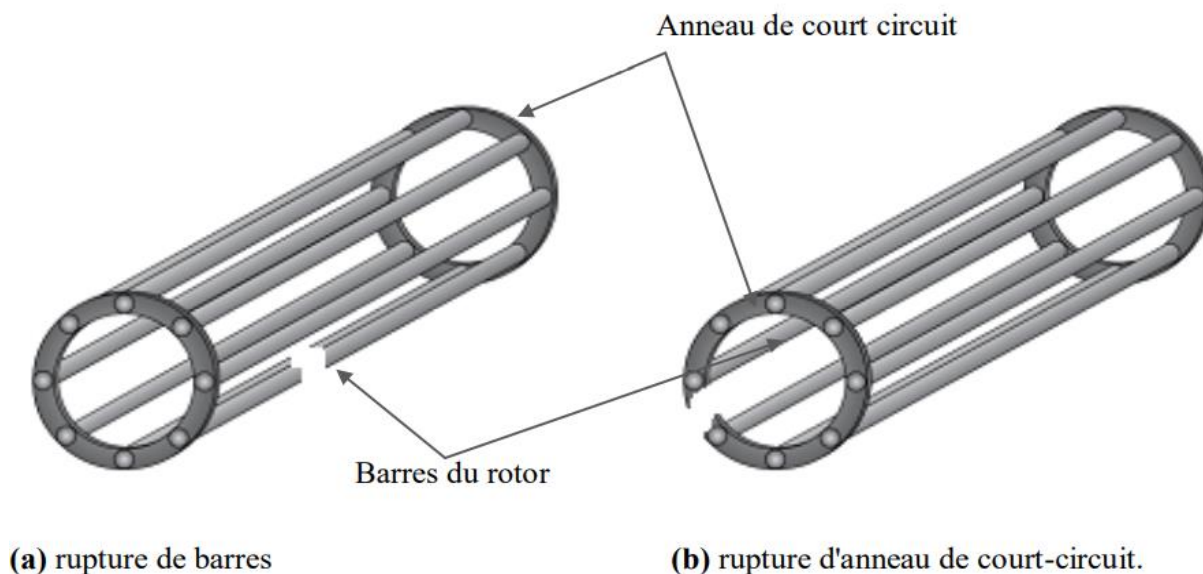


Figure 11 Défaut d'un rotor à cage d'écureuil

Ruptures des barres

La cassure ou rupture de barre est un des défauts les plus fréquents au rotor. Elle peut se situer soit au niveau de son encoche soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau rotorique. La détérioration des barres réduit la valeur moyenne du couple électromagnétique et augmente l'amplitude des oscillations, qui elles-mêmes provoquent des oscillations de la vitesse de rotation, ce qui engendre des vibrations mécaniques et donc, un fonctionnement anormal de la machine. La grande amplitude de ces oscillations accélère la détérioration de la machine.

Ainsi, le couple diminue sensiblement avec le nombre de barres cassées induisant un effet cumulatif de la défaillance. L'effet d'une cassure de barre croît rapidement avec le nombre de barres cassées [10].

Conclusion

Dans ce chapitre on a été consacré à une présentation de quelques définitions relatives au maintenance et diagnostic dans le domaine industriel, suivie par une présentation sur la machine asynchrone.

Dans le chapitre suivant on va faire une description de traitement de signal pour l'extraction des caractéristiques des signaux.

Chapitre 2
Traitement de signal et
Extraction des
caractéristiques

Chapitre 2

Introduction

Dans plusieurs Domaines et spécialement dans l'industriel il est nécessaire d'assurer un fonctionnement continu et parfait des machines, ce qui exige le développement des méthodes de maintenance performantes et efficaces pour augmenter leur durée d'utilisation et assurer un bon fonctionnement, et d'éviter, parfois, d'éventuelles catastrophes dues à certaines défaillances.

Notre objectif est la détection et l'identification des défauts des barres rotoriques. Les comportements des signaux (courant et vibration) de la machine asynchrone ça nous donne des informations pour réaliser un diagnostic, ainsi l'état de fonctionnement de la machine.

Le diagnostic composé de deux parties. Partie d'extraction des caractéristiques et une autre de classification, dans ce chapitre nous parlerons de l'utilisation du diagnostic par traitement de signal et comment faire l'extraction.

Le traitement de signal

Le traitement de signal est la théorie permettant d'effectuer une description (une modélisation) et une analyse des signaux et des systèmes. Le traitement du signal a pour objectif la réalisation et l'interprétation des signaux porteurs d'information. Le but du traitement de signal est en effet d'extraire le maximum d'information utile sur un signal perturbé par le bruit [11].

Quelques techniques de traitement de signal utilisées pour le diagnostic

Depuis quelques décennies, un nombre important de travaux ont été réalisés dans le domaine du diagnostic des défauts moteurs. De plus, les signaux obtenus à partir des capteurs n'étaient pas suffisants pour détecter les défauts dans les systèmes. Par conséquent, les signaux ont été prétraités pour extraire les caractéristiques du signal capables de confirmer l'existence d'un défaut et d'identifier le type et l'emplacement du défaut. La sélection des fonctionnalités est une étape essentielle dans le diagnostic des défauts.

Les techniques de sélection de caractéristiques ont été explorées dans de nombreuses études. Les caractéristiques de signal défectueuses peuvent être extraites de l'analyse du domaine temporel, de l'analyse du domaine fréquentiel ou de l'analyse du domaine temps-fréquence. Les caractéristiques du domaine temporel sont les caractéristiques les plus simples, qui peuvent être

Chapitre 2

facilement extraites, par rapport aux caractéristiques extraites du domaine fréquentiel et du domaine temps-fréquence. En outre, les fonctionnalités du domaine temporel disposent d'informations suffisantes sur une erreur.

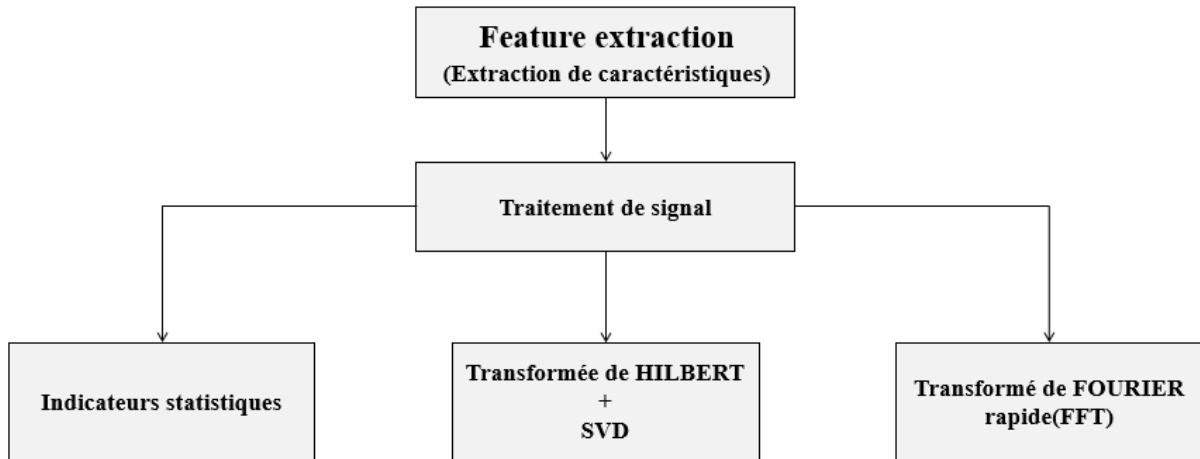


Figure 12 Quelques techniques d'extraction des caractéristiques

1-Transformée de HILBERT + SVD

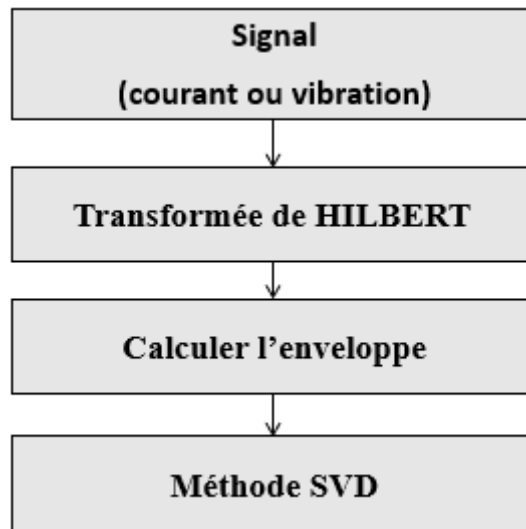


Figure 13 Les étapes transformée de HILBERT + SVD

Chapitre 2

Transformée de HILBERT

Transformée de HILBERT est une méthode parmi les plus connues dans le domaine du traitement de signal. Elle peut être utilisée pour analyser des signaux dans différents domaines techniques et même pour des diagnostics. Contrairement à la transformée de Fourier, qui transforme un signal du domaine temporel en un signal représenté dans le domaine fréquentiel, la transformée de Hilbert ne change pas le domaine du signal. En effet, la transformée de Hilbert d'un signal dépendant du temps est aussi une fonction du temps.

Utilisation de la transformée de Hilbert :

- Mesurer/calculer l'enveloppe d'un signal.
- Générer un déphasage entre 2 signaux.
- Mesurer la phase ou fréquence instantanée d'un signal.
- Mesurer un retard entre 2 signaux.
- Calculer la partie imaginaire à partir de la partie réelle.
- Transformer un système en un système à phase minimale.

Mathématiquement, La transformée de Hilbert de $g(t)$ est la convolution de $g(t)$ avec le signal $1/\pi t$.

$$H[g(t)] = g(t) * \left(\frac{1}{\pi t}\right) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{g(\tau)}{t-\tau} d\tau.$$

Le signal analytique est défini par :

$$E(t) = g(t) + j \cdot H[g(t)]$$

$$\text{Avec : } a(t) = \sqrt{(g(t))^2 + (H[g(t)])^2}$$

$a(t)$: est l'enveloppe (l'amplitude instantanée) de $g(t)$.

La décomposition en valeur singulière SVD

Le procédé d'algèbre linéaire décomposition en valeurs singulières (ou SVD, Singulair value decomposition) est un outil important de factorisation des matrices rectangulaires réelles ou complexes. Elle fournit un autre moyen de factoriser est de décomposer la matrice de données en trois matrices simples : deux orthogonales et une diagonale, l'un des avantages de la SVD est de pouvoir de réduit les données, il nous fournit une déception plus compacte des données, alors il est pour donner la meilleure approximation d'une matrice rectangulaire par une autre matrice de même dimension mais de rang inférieur.

Chapitre 2

Mathématiquement, Soit $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ la décomposition en valeurs singulières de A se fait de la façon suivante :

$$A = U \cdot S \cdot V^T$$

Avec U et V deux matrices orthogonales de taille m.m et n.n respectivement.

Et S ((Σ) ou (S)) une matrice diagonale de taille m.n contenant les valeurs singulières de A notées $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p$

$$S = \begin{pmatrix} \sigma_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_n \end{pmatrix}$$

La matrice V contient un ensemble de vecteurs de base orthonormés de \mathbb{R}^n , dits « d'entrée » ou « d'analyse ».

La matrice U contient un ensemble de vecteurs de base orthonormés de \mathbb{R}^m , dits « de sortie ».

Domaines d'utilisation de SVD :

Une utilisation courante de la décomposition en valeurs singulières est la séparation d'un signal sur deux sous-espaces supplémentaires, par exemple un sous-espace « signal » et un sous-espace de bruit. La décomposition en valeurs singulières est beaucoup utilisée dans l'étude de l'inversion de matrices, très pratique dans les méthodes de régularisation. On l'emploie également massivement en statistique, en traitement du signal, en reconnaissance de formes et dans le traitement informatique des langues naturelles [12].

L'étude géologique et sismique, qui a souvent à faire avec des données bruitées, fait également usage de cette décomposition et de ses variantes multidimensionnelles pour « nettoyer » les spectres obtenus. Étant donné un certain nombre d'échantillons connus, certains algorithmes peuvent, au moyen d'une décomposition en valeurs singulières, opérer une déconvolution sur un jeu de données [12].

Chapitre 2

2-Indicateurs statistiques

Qu'est-ce qu'un indicateur ?

Un indicateur est le résultat d'une mesure ou d'un calcul représentant un ou plusieurs aspects de l'état ou de la performance d'un équipement et dont l'évolution ou la transformation est significative de l'aggravation ou de l'apparition d'un défaut [13].

Les indicateurs statistiques

Cette méthode, historiquement la plus ancienne, consiste en une analyse des caractéristiques temporelles du signal enregistré.

L'idée implicite, lorsque ces indicateurs sont utilisés pour le contrôle et le diagnostic, est que toute apparition d'un défaut entraîne une modification notable des caractéristiques statistiques du signal. Par exemple, la valeur crête à crête et le kurtosis sont utilisés pour détecter des défauts de type choc (contrôle par émission acoustique, par analyse vibratoire et acoustique) et la valeur RMS pour détecter des dissipations d'énergie anormalement élevées.

Les avantages des indicateurs statistiques temporels sont leur simplicité, leur facilité d'interprétation et la possibilité de les agrémenter de seuils dont le dépassement déclenche une alarme en situation anormale. Ils sont donc particulièrement bien adaptés pour la surveillance et le contrôle en ligne, voire en temps réel.

Base des données

1-Montage expérimental

Les données de ce travail retirées d'une Thèse doctorat Génie électrique et informatique (Lakehead University). L'objectif de cette thèse est de développer un système de surveillance intelligent pour le diagnostic en ligne des défauts des moteurs à induction, ce travail portera sur les barres de rotor cassées. Une série de tests sont entrepris dans différentes conditions des moteurs asynchrone. La configuration expérimentale utilisée dans ce travail est décrite dans la Figure 14. Il se compose d'un moteur à induction testé, d'une boîte de vitesses pour la réduction de vitesse et d'un système de charge d'embrayage magnétique. Figures 17, 18, 19, illustrent les

Chapitre 2

systèmes DAQ (Système d'acquisition de données (Data Acquisition System)) de capteurs intelligents sans fil développés utilisés pour collecter à la fois les signaux de vibration et de courant. Toutes les données utilisées dans ce travail sont archivées publiquement selon la référence [14].

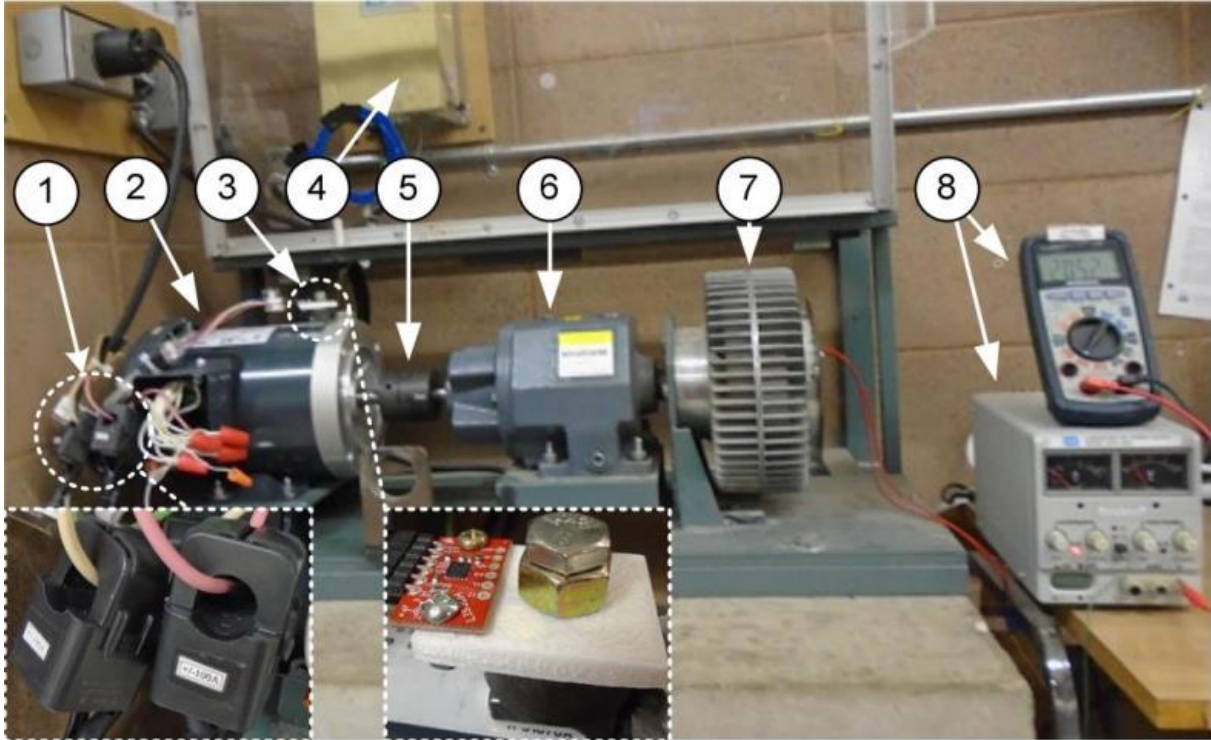


Figure 14 Montage expérimental (représentation physique)

(1) transformateurs de courant	(2) IM sous test	(3) transducteur de vibration numérique	(4) source d'alimentation et VFD
(5) accouplement	(6) réducteur de vitesse	(7) embrayage magnétique	(8) source d'alimentation CC

Tableau 3 Les donnes

Système d'acquisition de données (Data Acquisition System)

À ce jour, la majorité des travaux de surveillance d'état publiés reposent sur des systèmes d'acquisition de données (DAQ), comme illustré à la Figure 15.

Chapitre 2



Figure 15 Système d'acquisition de données

DAQ de ce travail est un Système d'acquisition de données sans fil basés sur des capteurs intelligents.

Architecture d'un système DAQ de capteur intelligent sans fil :

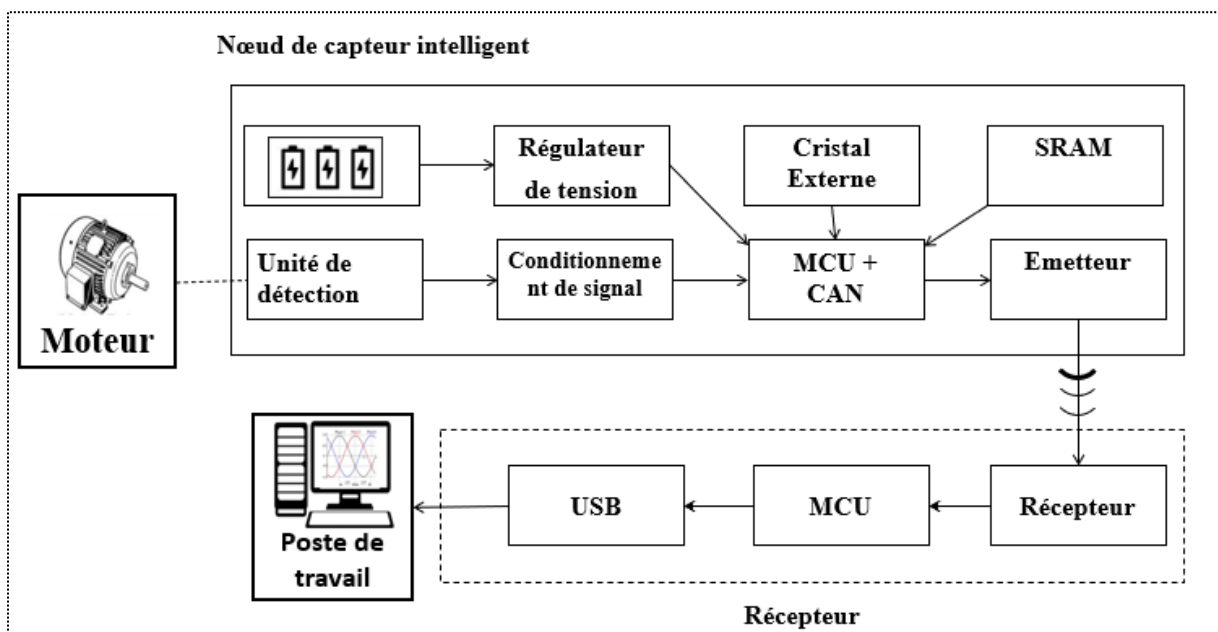


Figure 16 Architecture d'un système DAQ

Nœud de capteur intelligent

L'unité de détection est un transducteur pour convertir le signal physique d'intérêt (c'est-à-dire le courant et les vibrations) en un signal électrique. Ses sorties sont amplifiées et filtrées dans

Chapitre 2

le module de conditionnement du signal avant d'être échantillonnées et numérisées par un CAN. CAN est référencé à une sortie régulée en tension d'une source d'alimentation par batterie, avec son échantillonnage coordonné par un MCU. La batterie alimente l'ensemble du système. Un cristal externe précis est utilisé pour assurer une synchronisation cohérente entre les échantillons. Lors de la collecte de données, le MCU collecte d'abord les données, puis stocke les données collectées dans une mémoire vive statique (SRAM) avant de transférer son contenu via un émetteur-récepteur sans fil.

Les systèmes DAQ de capteurs intelligents sans fil développés se composent d'unités de détection de courant et de vibration. Trois capteurs intelligents de courant sont utilisés pour collecter les données de chaque phase, à l'aide de transformateurs de courant à noyau divisé +/- 100 A (C-CT-16 de Nidec), qui sont installés sans qu'il soit nécessaire de déconnecter les lignes électriques MI. Le capteur intelligent de vibration utilise une unité de détection MEMS 3D numérique +/-2g à 16g (LIS3DH de STMicroelectronics), qui est montée sur l'MI avec un aimant industriel.

Récepteur

L'unité de réception se compose d'un MCU et d'un émetteur-récepteur sans fil. Son contenu est traité par un MCU avant d'être converti en une interface Universal-Serial-Bus (USB), lisible par un dispositif informatique connecté pour un traitement avancé. Le système récepteur est alimenté par l'appareil informatique (c'est-à-dire un ordinateur portable ou de bureau) via le port USB.

Chapitre 2



Figure 17 Récepteur

On a 4 récepteurs, collectant trois phases de données de courant (LED bleues) et de données de vibration (LED rouge).

Capteur de courant



Figure 18 Capteur de courant

Chapitre 2

Capteur de courant intelligent, de gauche à droite, transformateur de courant, carte de traitement principale, module d'alimentation. Le but du transducteur de courant est de collecter les signaux de courant du stator.

Capteur de vibration

Capteur de vibration intelligent, de gauche à droite, transducteur de vibration numérique, carte de traitement principale, module d'alimentation. Le transducteur de vibration est utilisé pour collecter et analyser les vibrations signaux. Il est monté sur le dessus du moteur.

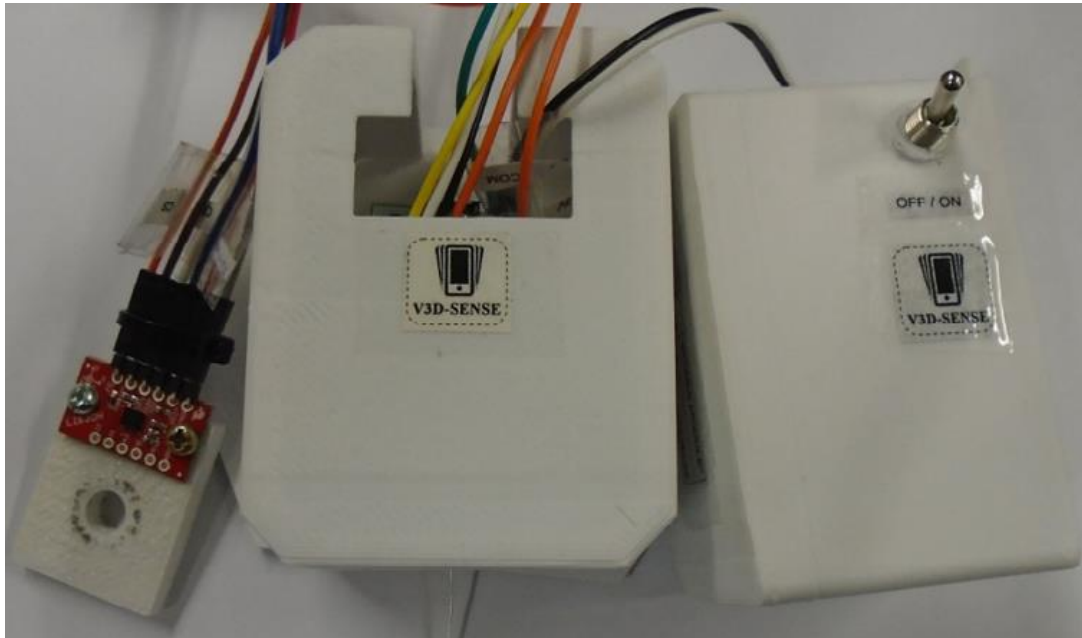


Figure 19 Capteur de vibration

2-Les données

La transmission de données est initiée sans fil à partir de quatre récepteurs connectés à un appareil informatique (par exemple, un ordinateur portable dans ce cas) via un convertisseur série-USB. Un protocole de prise de contact est appliqué pour garantir l'absence de perte de données via les communications sans fil ; la transmission de données à partir des capteurs intelligents est répétée jusqu'à ce qu'un signal de confirmation soit reçu du récepteur, en cas d'échec de transmission.

Quatre moteurs de puissance fractionnaire (de Marathon Electric Inc.) sont testés dans ce travail : un moteur sain et trois moteurs défectueux avec respectivement une, deux et trois barres

Chapitre 2

de rotor cassées simulées. Les spécifications du moteur testé et les conditions de test sont résumées dans le tableau 4 et le tableau 5, respectivement.

La plaque signalétique du moteur :

Phase	3	Numéro de modèle	056T34F5301
Pôles	2	Barres de rotor	34
Puissance de sortie	1/3 HP / 248W 1/2 HP / 372W	Fentes de stator	24
Supported Line Frequency	50 Hz 60Hz	Tension nominale	190V 200-230V
Full-load Amperage	1.85 A 2.2 A	Nominal Pleine charge tr/min	2850 r/min (47.5 Hz) 3450 r/min (57.5 Hz)

Tableau 4 La plaque signalétique du moteur

Conditions d'essai :

VFD Frequency	50 Hz
Conditions de moteur	État Sain, 1-bar, 2-bar, 3-bar défaut
Niveaux de charge et couple approximatif (N•m)	Zero, minimum, medium, full 50 Hz : 0.793, 0.804, 0.809, 0.814
Fréquence rotorique	49.78 Hz, 49.1 Hz, 48.5 Hz
Nombre d'échantillons	64000
Fréquence d'échantillonnage (Vibration)	~1000 Hz
Fréquence d'échantillonnage (Courant)	~1000 Hz

Tableau 5 Conditions d'essai

Chapitre 2

Les signaux

Les résultats de cette thèse nous donnent les signaux du courant (phase 1,2 et 3) et signal de vibration. Une série de tests sont entrepris dans différentes conditions de moteurs, sont résumées dans le tableau.

Etat de moteur	Fréquence rotorique	Nombre de signaux
Sains Une barre Deux barres Trois barres	49.78 Hz	10 signaux (10 essais) de Courant phase 1 10 signaux (10 essais) de Courant phase 2 10 signaux (10 essais) de Courant phase 3 10 signaux (10 essais) de Vibration
	49.1 Hz	10 signaux (10 essais) de Courant phase 1 10 signaux (10 essais) de Courant phase 2 10 signaux (10 essais) de Courant phase 3 10 signaux (10 essais) de Vibration
	48.5 Hz	10 signaux (10 essais) de Courant phase 1 10 signaux (10 essais) de Courant phase 2 10 signaux (10 essais) de Courant phase 3 10 signaux (10 essais) de Vibration

Tableau 6 Les signaux

Extraction des caractéristiques

1-Partie expérimentale

Dans cette partie, premièrement on a introduit 4 signaux (Courant phase 1, Courant phase 2, Courant phase 3, Vibration) avec considération de tous les essais (10 signaux) on a obtenu une matrice de 640000 lignes, 4 colonnes (640000, 4). Dans le but d'analyse nous avons décomposé la matrice en 100 tranches pour obtenir beaucoup d'informations sur le signale.

En suit, on a appliqué sur cette matrice une des méthodes de traitement de signal (Extraction des caractéristiques) pour obtenir une matrice de 100 lignes, N colonnes (100, N). Puis nous répéterons pour tous les états du moteur :

1 ligne jusqu'à 100 lignes : État Sain (49.78 Hz) ; 101 lignes jusqu'à 200 lignes : État Sain (49.1 Hz) ; 201 lignes jusqu'à 300 lignes : État Sain (48.5 Hz).

301 lignes jusqu'à 400 lignes : rupture une barre (49.78 Hz) ; 401 lignes jusqu'à 500 lignes : rupture une barre (49.1 Hz) ; 501 lignes jusqu'à 600 lignes : rupture une barre (48.5 Hz).

Chapitre 2

601 lignes jusqu'à 700 lignes : rupture deux barres (49.78 Hz) ; 701 lignes jusqu'à 800 lignes : rupture deux barres (49.1 Hz) ; 801 lignes jusqu'à 900 lignes : rupture deux barres (48.5 Hz).

901 lignes jusqu'à 1000 lignes : rupture trois barres (49.78 Hz) ; 1001 lignes jusqu'à 1100 lignes : rupture trois barres (49.1 Hz) ; 1101 lignes jusqu'à 1200 lignes : rupture trois barres (48.5 Hz).

Et à la fin, on a obtenu une matrice finale (data) de 1200 lignes, N colonnes (1200, N).

Figure 20 représente la méthode proposée pour l'extraction des caractéristiques.

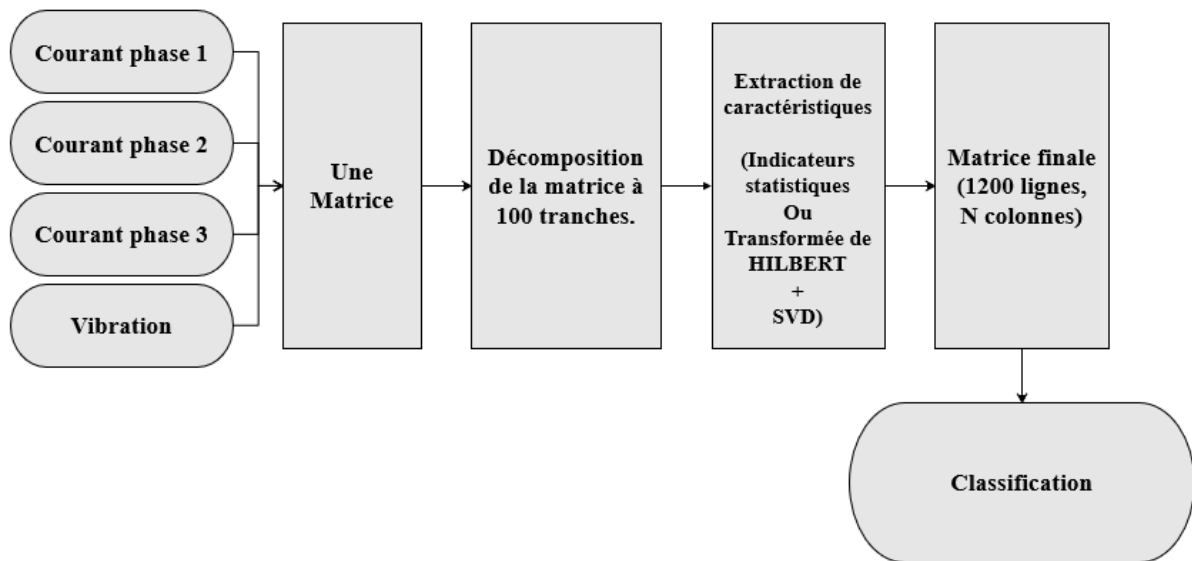


Figure 20 La méthode proposée pour l'extraction des caractéristiques

2-Extraction des caractéristiques par la méthode de Transformée de HILBERT + SVD

Organigramme ci-dessous montre les étapes de la méthode proposée

Chapitre 2

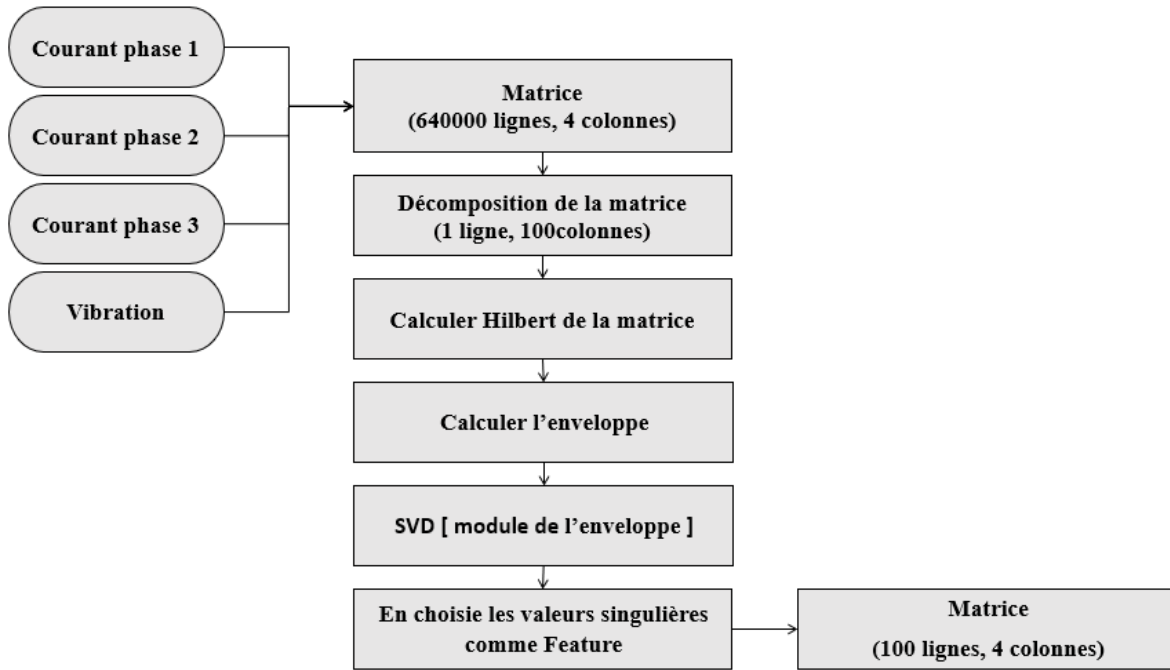


Figure 21 L'extraction des caractéristiques par La méthode transformée de HILBERT + SVD

Représentation graphique les caractéristiques des données

À l'aide de MATLAB, nous avons créé les diagrammes (S1, S2, S2, S3) suivants pour visualiser les différents défauts.

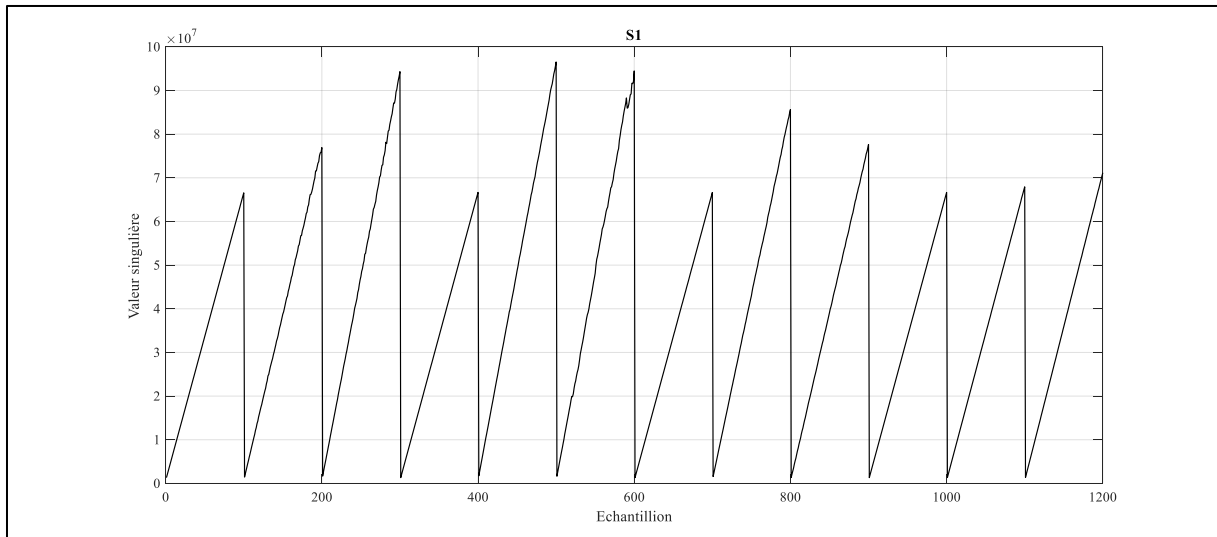


Figure 22 Représentation graphique les valeurs de S1

Chapitre 2

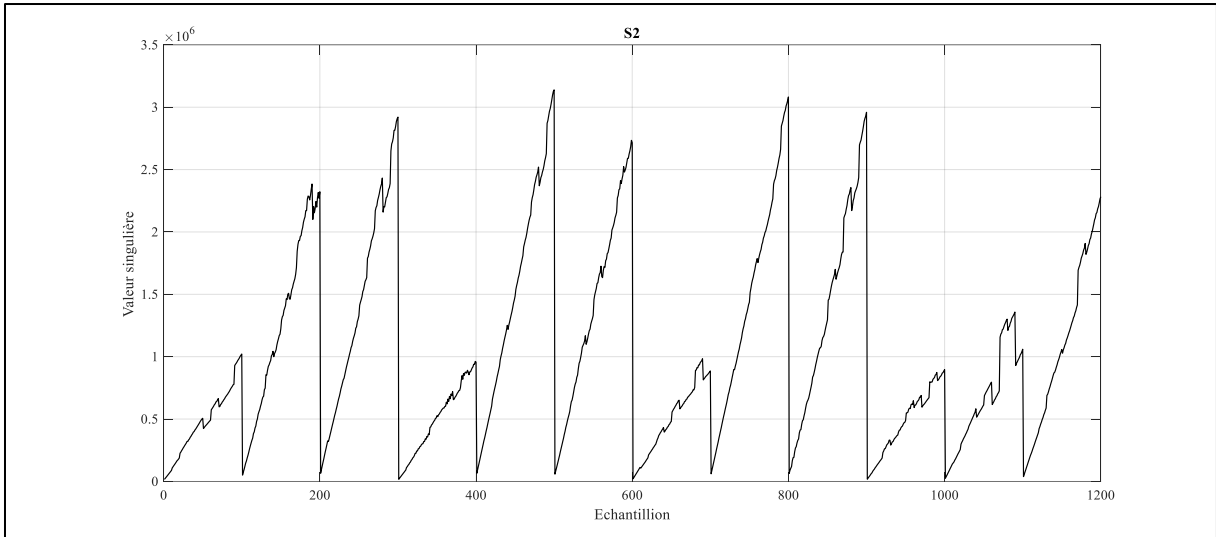


Figure 23 Représentation graphique les valeurs de S2

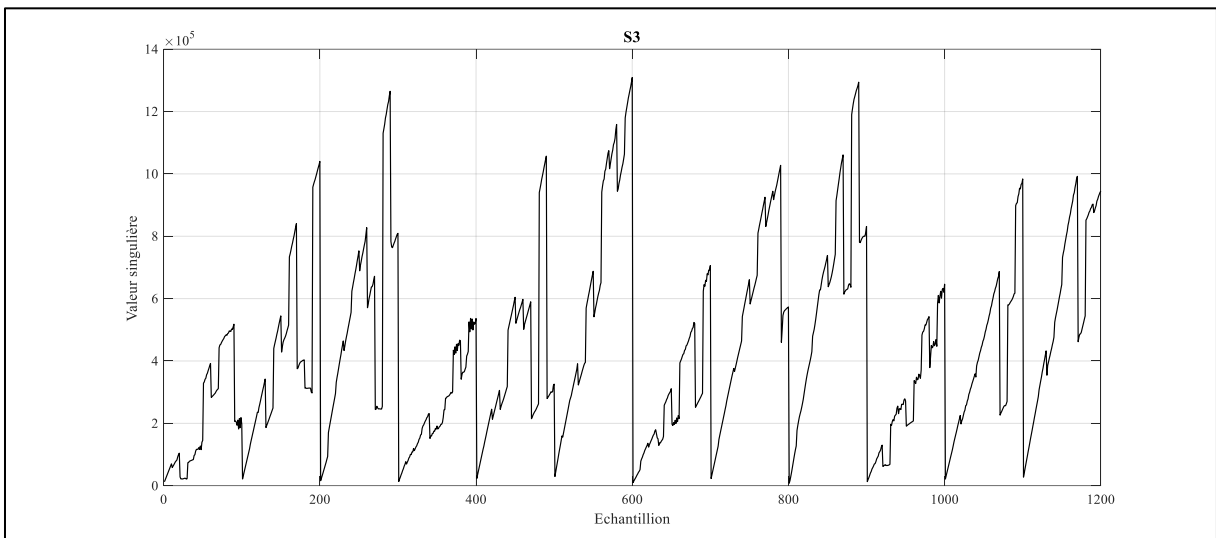


Figure 24 Représentation graphique les valeurs de S3

Chapitre 2

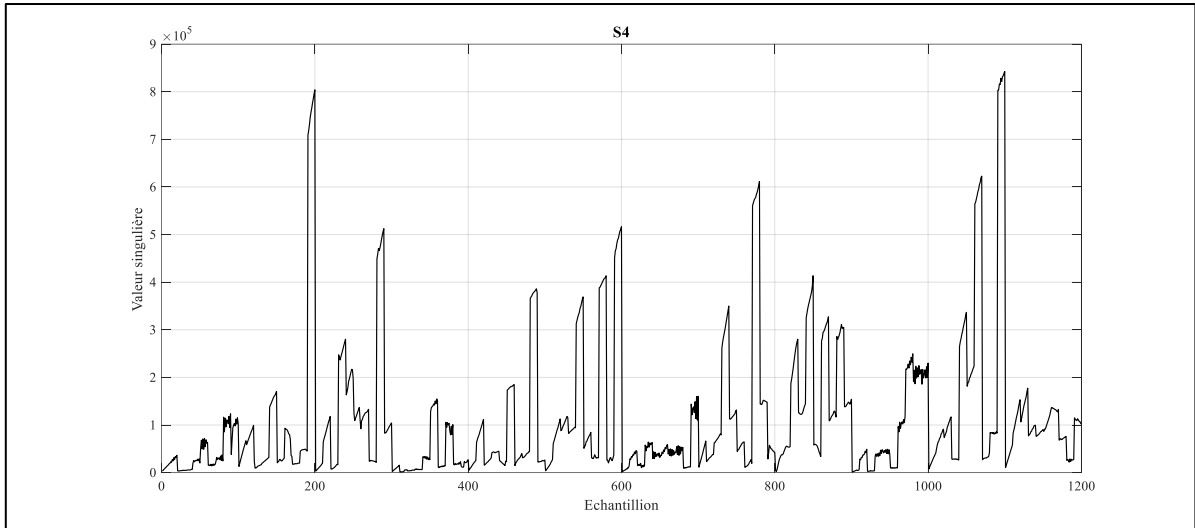


Figure 25 Représentation graphique les valeurs de S4

3-Extraction des caractéristiques en utilisant les indicateurs statistiques

Organigramme ci-dessous montre les étapes de la méthode des indicateurs statistiques

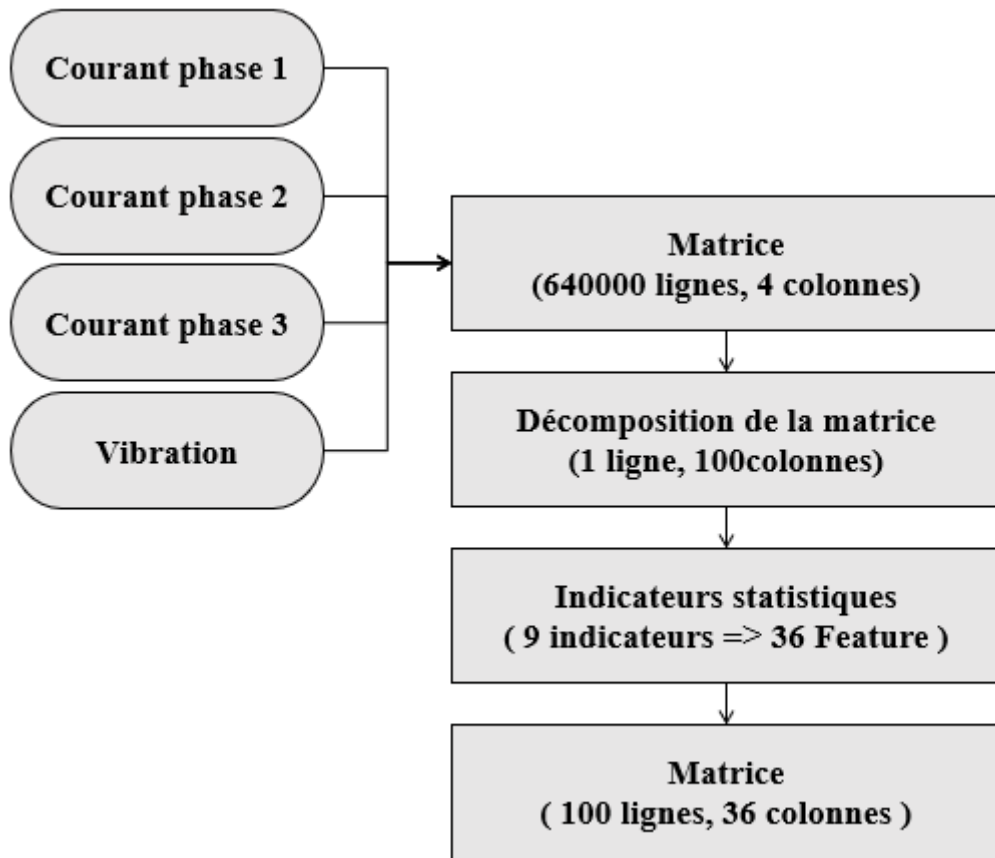


Figure 26 L'extraction des caractéristiques par la méthode des indicateurs statistiques

Chapitre 2

Indicateurs statistiques

Tableau 7 représente les indicateurs statistiques proposé pour ce travail :

Indicateurs statistiques	Matlab
Valeur efficace	S = rms (E)
Skewness	S = skewness (E)
Kurtosis	S = kurtosis (E)
Écart-type	S = std (E)
Min	S = min (E)
Max	S = max(E)
Moyenne	S = mean (E)
Crête à crête	S = peak2peak (E)
Variance	S = var (E)

Tableau 7 les indicateurs statistiques

Si E est un vecteur ligne ou colonne, alors S est un scalaire à valeur réelle.

Si E est une matrice, alors S est un vecteur ligne contenant la valeur d'indicateur pour chaque colonne.

La valeur efficace (Root Mean Square (RMS))

C'est un indicateur scalaire large bande très utilisé. Il est défini comme la racine carrée de la moyenne de la valeur au carré du signal.

$$X_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |X(n)|^2}$$

Où x(n) est le signal temporel mesuré, N représente le nombre d'échantillons prélevés dans le Signal. Permet de contrôler rapidement l'état de la machine et d'indiquer si les conditions de fonctionnement ont évolué de manière inquiétante depuis la dernière mesure. Ce critère n'évolue pas de manière significative au cours de la 1 ère phase de dégradation, il ne commence à croître que pendant la 2ème phase de dégradation.

La variance

La variance d'une variable aléatoire est la mesure de la dispersion des échantillons autour de la moyenne, autrement dit, elle caractérise sa capacité à prendre des valeurs plus ou moins éloignées de son espérance.

Chapitre 2

$$\text{Variance} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}$$

\bar{X} : la moyenne de X.

L'écart-type (Standard deviation)

Standard déviation (std) sert à mesurer la dispersion ou l'étalement d'un ensemble de valeurs autour de leur moyenne. Il est défini comme la moyenne quadratique des écarts par rapport à la moyenne ou la racine carrée de la variance.

Skewness

C'est un invariants aux changements d'origine et d'échelle, est le moment d'ordre 3 il est donné par :

$$\text{Skewness} = \frac{\sum (X - \bar{X})^3}{S^3}$$

S : standard deviation.

\bar{X} : la moyenne de X.

Le skewness caractérise le taux de dissymétrie de la distribution du signal par rapport à la valeur moyenne.

Kurtosis

Le Kurtosis est le moment d'ordre 4 normé de la distribution statistique du signal. C'est un indicateur permettant de caractériser la nature impulsive d'un signal et la détection précoce D'un défaut.

$$\text{Kurtosis} = \frac{\sum (X - \bar{X})^4}{S^4}$$

Représentation graphique des caractéristiques du signal :

À l'aide de MATLAB, nous avons créé les diagrammes suivants pour visualiser les différents défauts.

Chapitre 2

RMS du courant phase 1

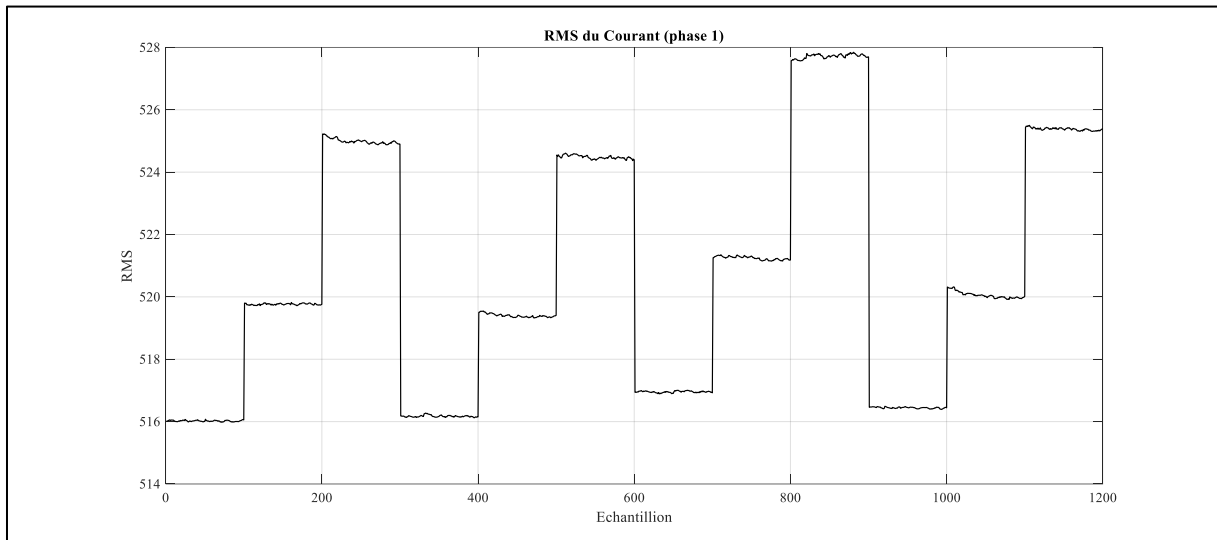


Figure 27 Représentation graphique de RMS du courant phase 1

Kurtosis du courant phase 1

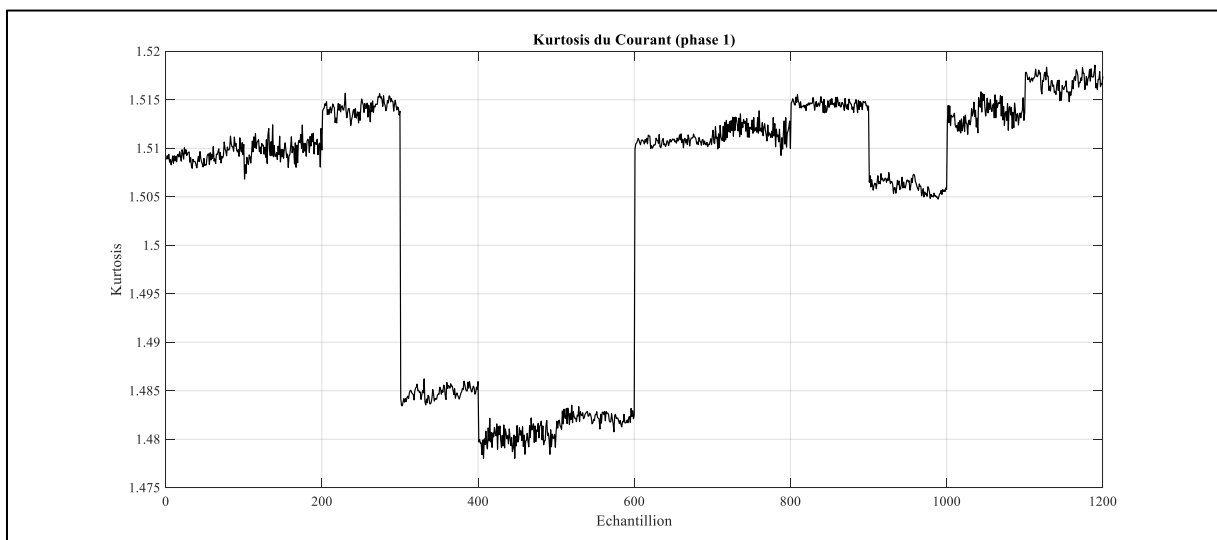


Figure 28 Représentation graphique de Kurtosis du courant phase 1

Chapitre 2

La variance du courant phase 1

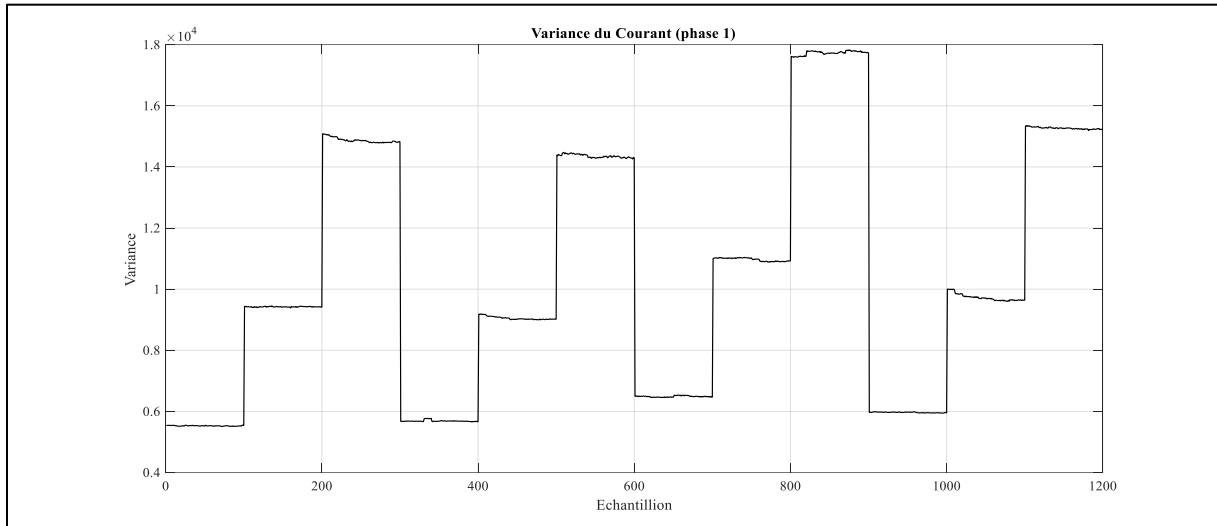


Figure 29 Représentation graphique de La variance du courant phase 1

RMS du courant phase 2

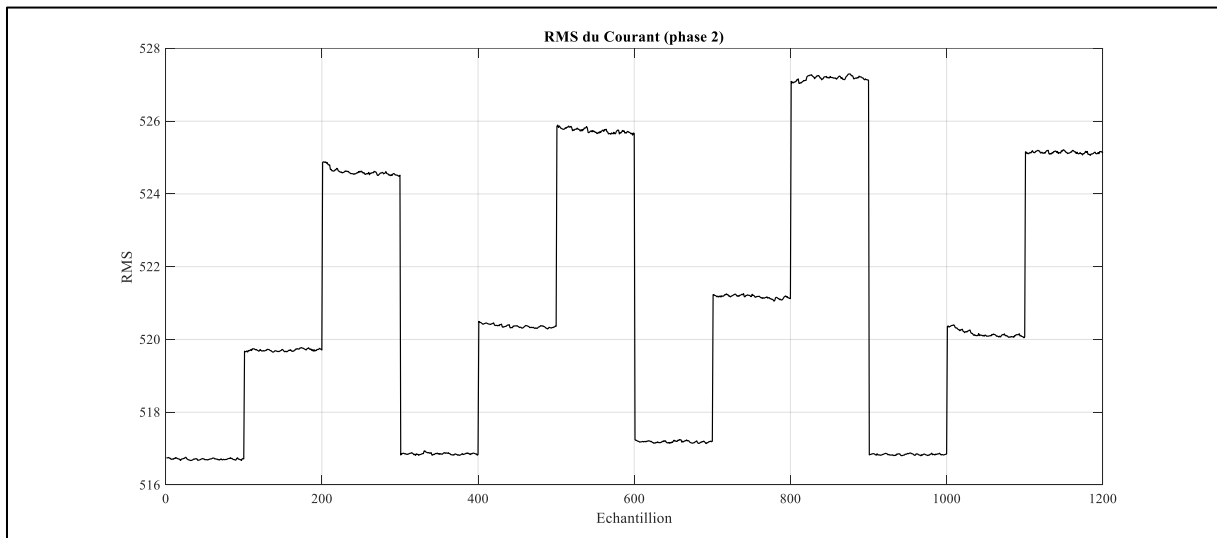


Figure 30 Représentation graphique de RMS du courant phase 2

Chapitre 2

Kurtosis du courant phase 2

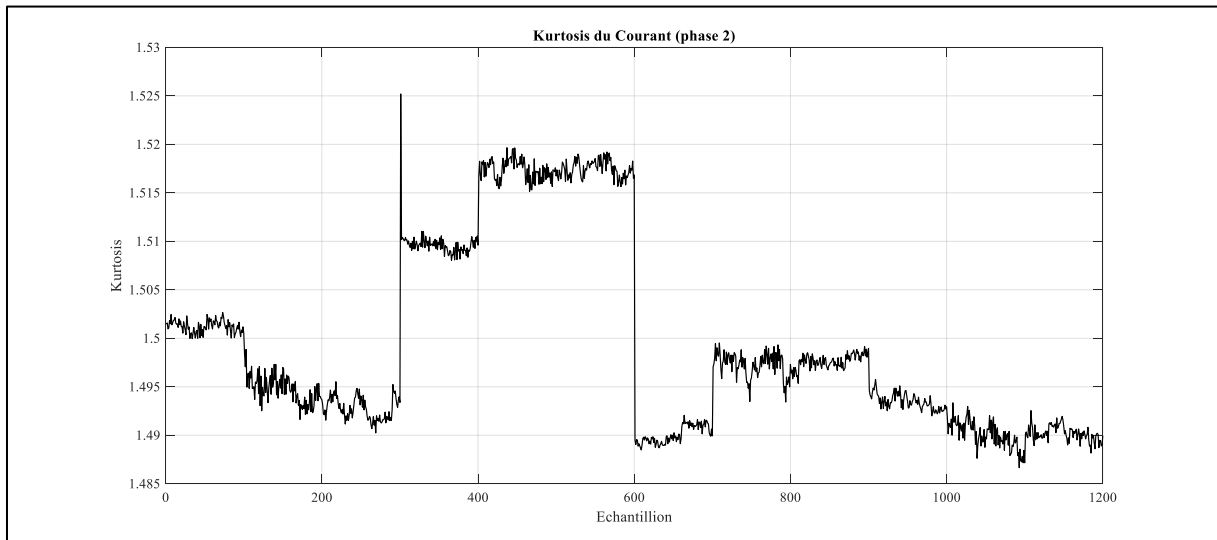


Figure 31 Représentation graphique de Kurtosis du courant phase 2

La variance du courant phase 2

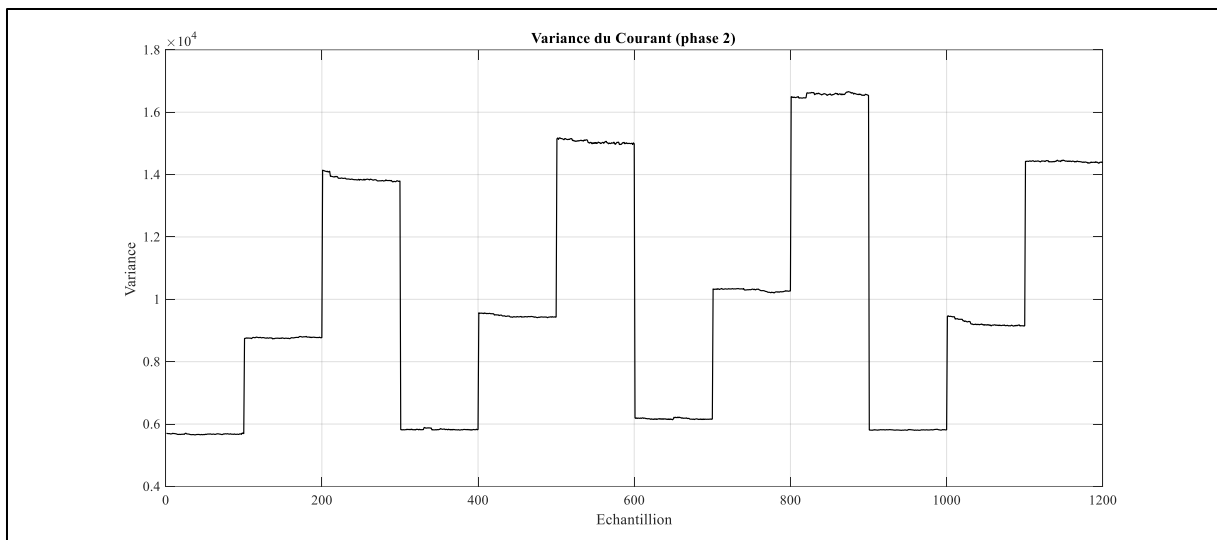


Figure 32 Représentation graphique de La variance du courant phase 2

Chapitre 2

RMS du courant phase 3

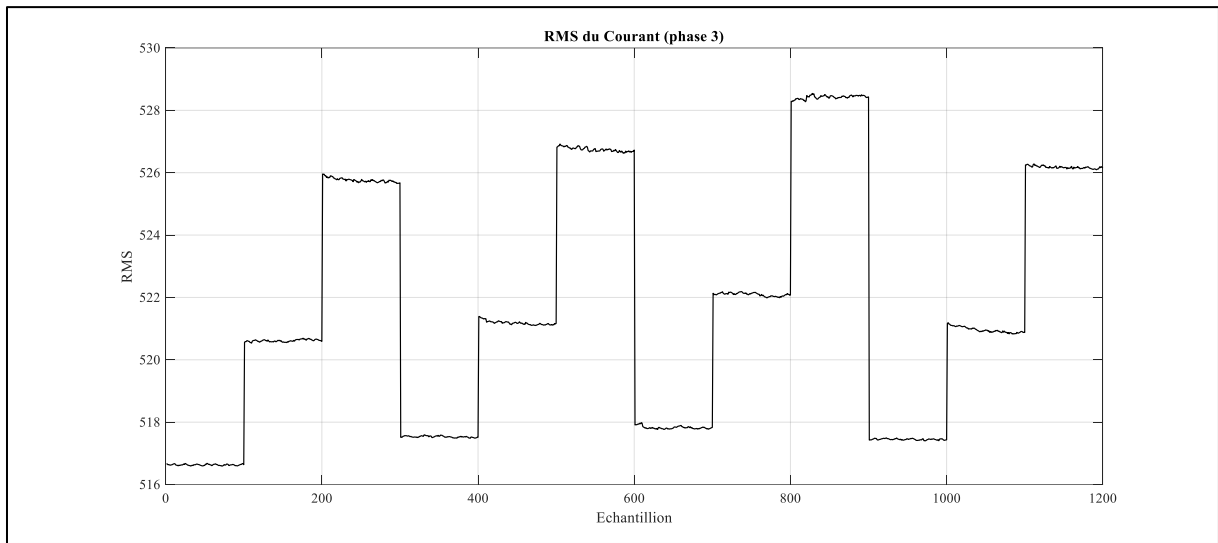


Figure 33 Représentation graphique de RMS du courant phase 3

Kurtosis du courant phase 3

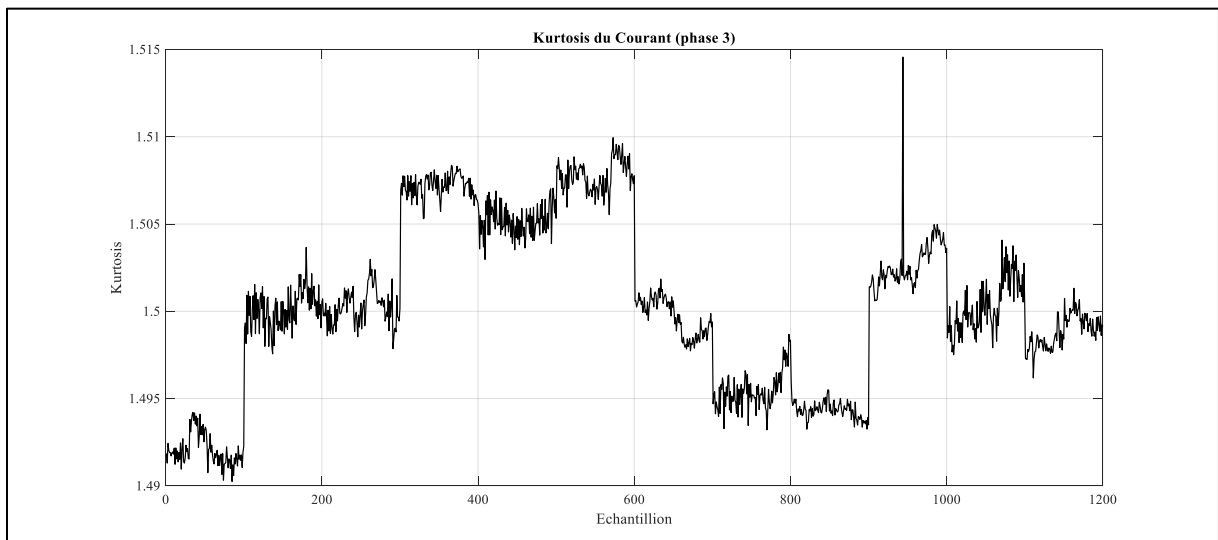


Figure 34 Représentation graphique de Kurtosis du courant phase 3

Chapitre 2

La variance du courant phase 3

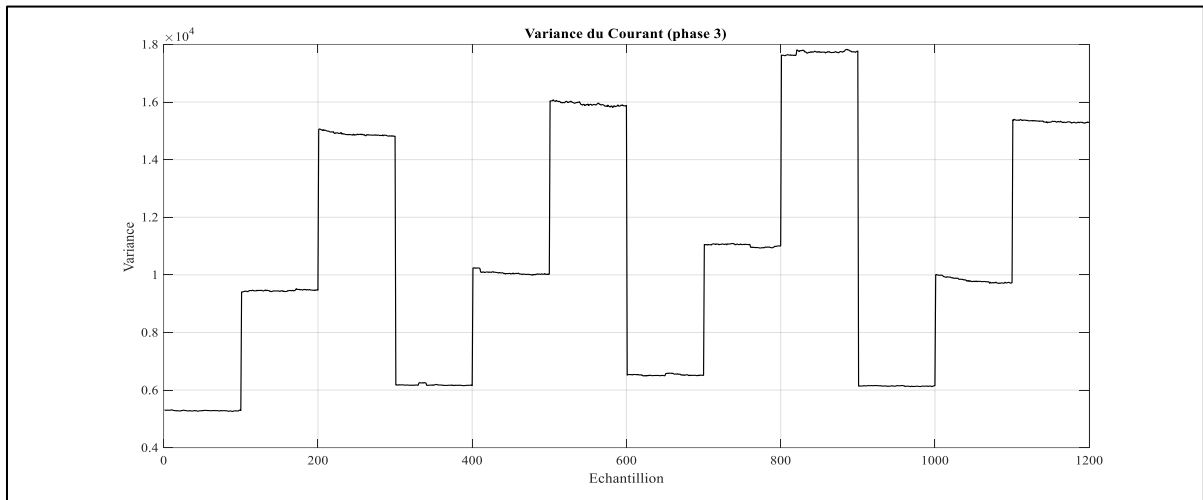


Figure 35 Représentation graphique de La variance du courant phase 3

RMS de vibration

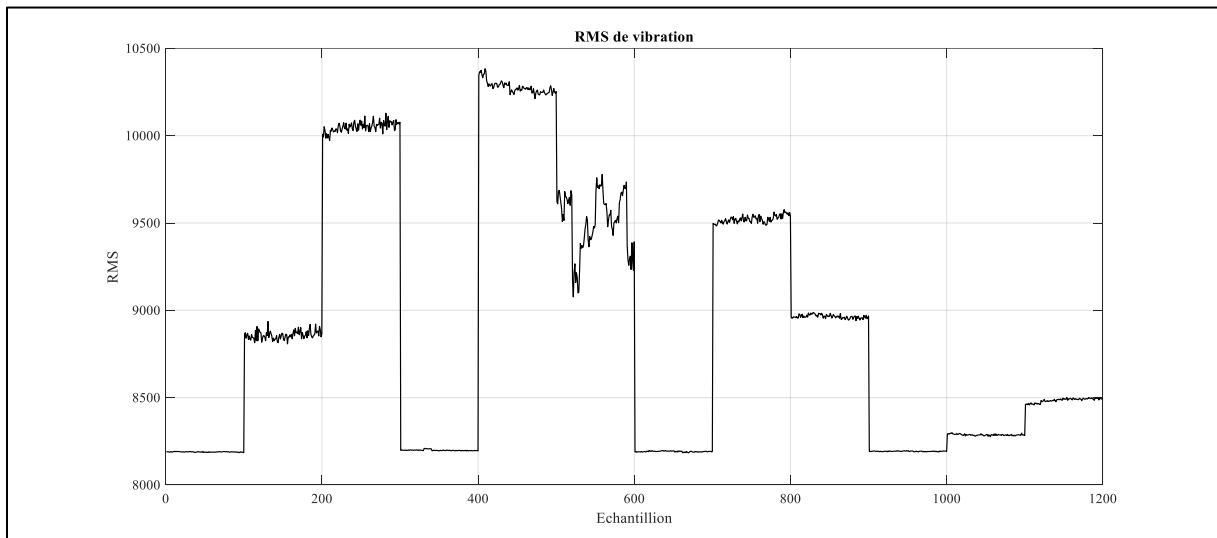


Figure 36 Représentation graphique de RMS de vibration

Chapitre 2

Kurtosis de vibration

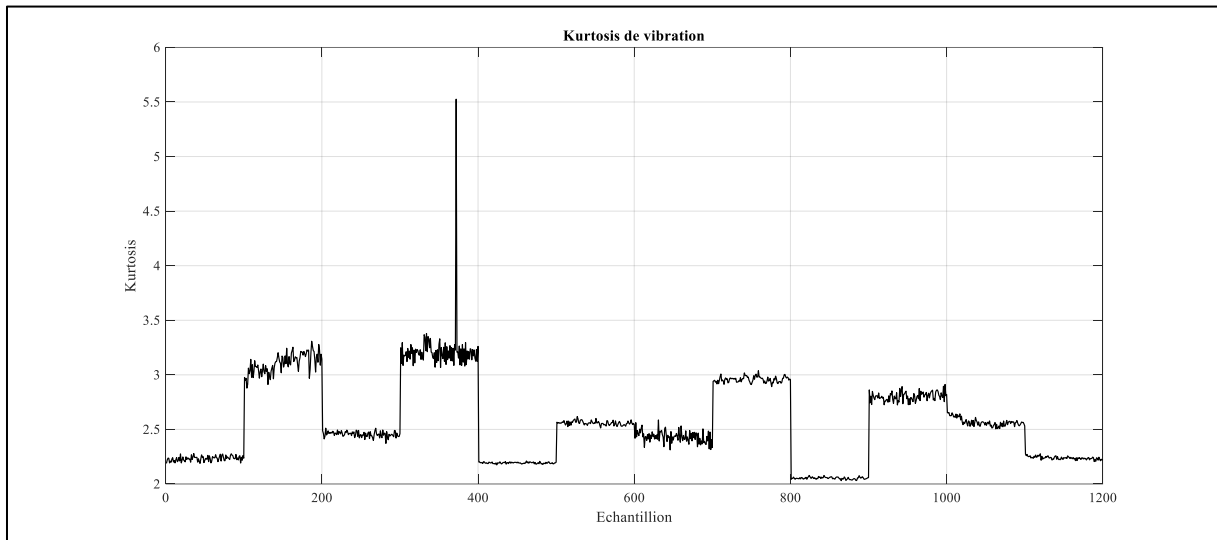


Figure 37 Représentation graphique de Kurtosis de vibration

La variance de vibration

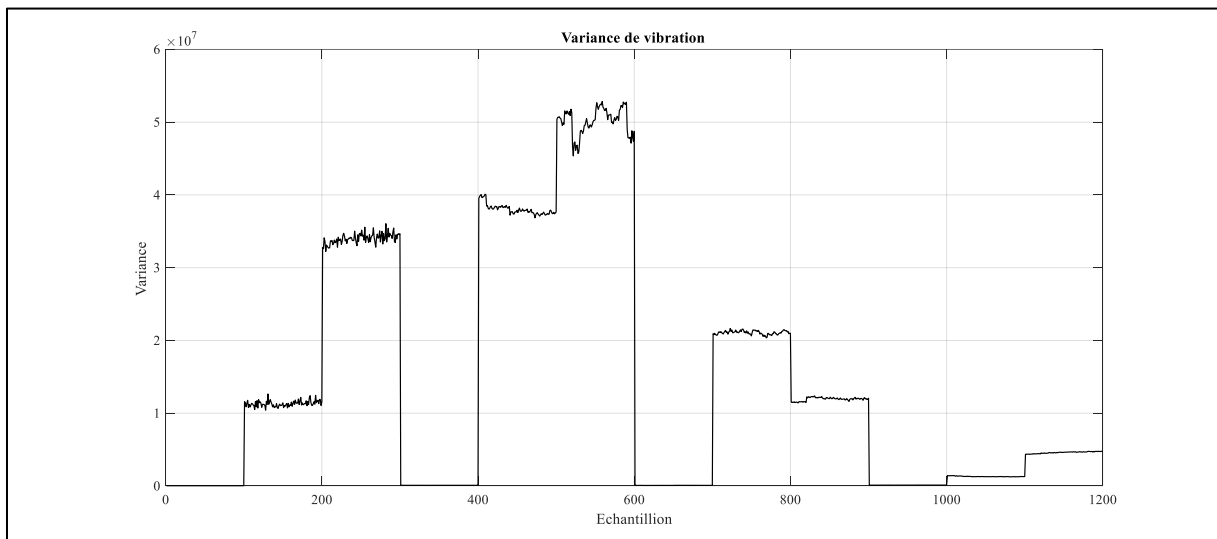


Figure 38 Représentation graphique de La variance de vibration

Chapitre 2

4-Interprétation des résultats

D'après ces figures, il est clair qu'il est presque impossible d'utiliser ces méthodes comme des méthodes de diagnostic pour détecter les défauts, ce qui implique l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé deux techniques de traitement de signal dans le but d'extraction des caractéristiques, mais juste avec le traitement de signal on ne peut pas détecter les défauts traités. Pour cela on a proposé dans le prochain chapitre des techniques d'apprentissage automatique pour obtenir des résultats plus fiables et efficaces.

Chapitre 3
***Application de l'apprentissage
automatique***

Chapitre 3

Introduction

L'utilisation de l'Intelligence Artificielle permet de pallier la complexité des systèmes à diagnostiquer. De plus, d'une manière générale, l'Intelligence Artificielle de par ses caractéristiques est relativement bien adaptée aux problèmes du diagnostic. En effet, l'intelligence artificielle peut se caractériser par la capacité à traiter :

- Une grande quantité d'informations.
- Des données non homogènes
- Des données dépendant du contexte
- Des données incomplètes.

Ce troisième chapitre est composé de trois parties, en premier lieu nous avons donné une brève explication sur L'apprentissage automatique, par la suite on va donner Les algorithmes d'apprentissage supervisé qui on va traiter, et à la fin on terminera par la classification des défauts et l'interprétation des résultats.

L'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique ou Machine Learning (ML) est une branche de l'intelligence artificielle.

L'apprentissage automatique fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques [15].

Objectif : extraire et exploiter automatiquement l'information présente dans un jeu de données.

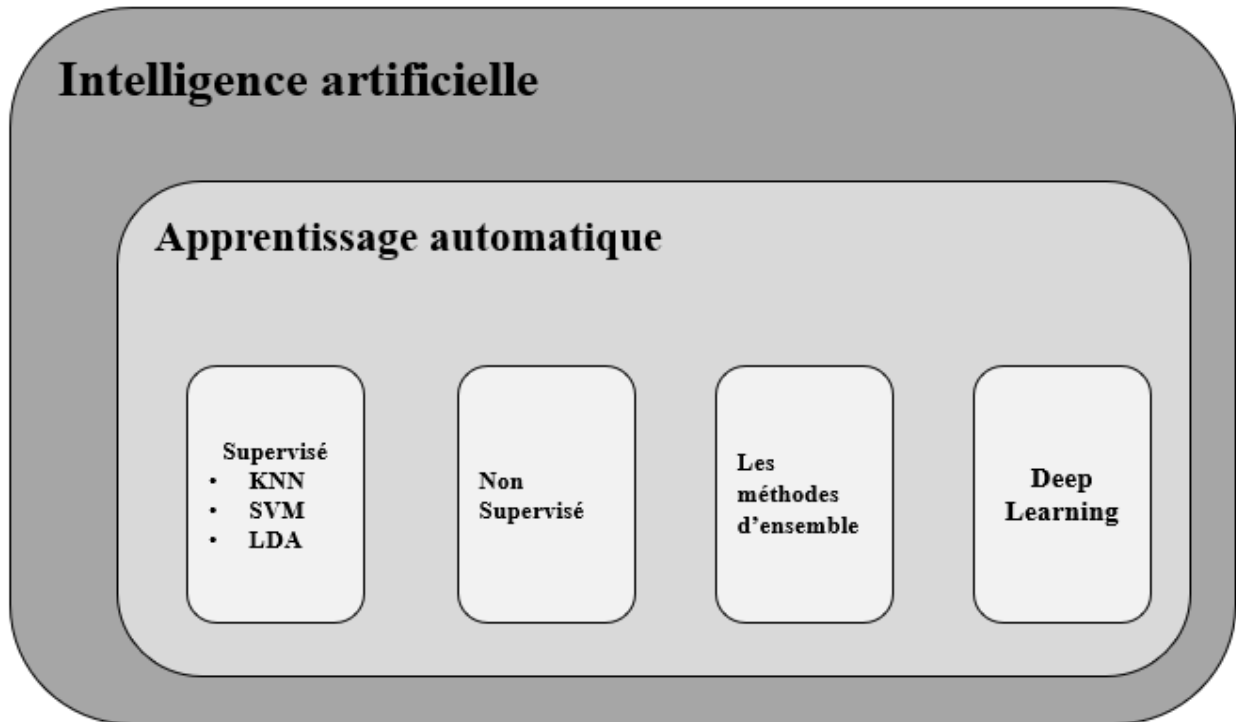


Figure 39 L'apprentissage automatique

1-L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est un type d'apprentissage automatique qui utilise un ensemble de données connu pour effectuer des prédictions. L'ensemble de données d'apprentissage se compose de données d'entrée et de valeurs de réponse. L'algorithme est entraîné en utilisant une base de données d'apprentissage contenant des exemples de cas réels traités et validés. L'objectif est de trouver des corrélations entre les données d'entrée et les données de sorties, pour inférer la connaissance extraite sur des entrées avec des sorties inconnues.

La régression

C'est la tâche d'apprentissage d'un modèle dont les variables dépendantes (ou variables de sortie) sont continues. C'est l'un des problèmes les plus étudiés avec des applications dans presque tous les domaines et ainsi, de nombreux modèles de régression ont été proposés, tels que la régression linéaire avec régularisation, la régression à vecteurs de support, la régression polynomiale [16].

Chapitre 3

La Classification

Dans l'apprentissage automatique et les statistiques, la classification est le problème qui consiste à identifier à quel groupe de catégories (sous-populations) une nouvelle observation appartient, à partir d'un ensemble d'apprentissages contenant des données dont l'appartenance à une catégorie est connue. Par exemple, attribuer un courrier électronique donné à la classe « spam » ou « non-spam » et attribuer un diagnostic à un patient donné en fonction des caractéristiques observées du patient (sexe, pression artérielle, présence ou non de certains symptômes, ...etc.).

La classification est considérée comme un exemple d'apprentissage supervisé et de reconnaissance de formes, c'est-à-dire un apprentissage dans lequel un ensemble de formations d'observations correctement identifiées est disponible. La procédure non supervisée correspondante est connue sous le nom de clustering. Elle consiste à regrouper des données en catégories en fonction d'une mesure de la similarité inhérente ou de la distance [17].

2-L'apprentissage non supervisé

Pour ce type d'apprentissage la base de données d'apprentissage ne contient pas de variable cible (comme on l'a vu en apprentissage supervisé). Il y a seulement un ensemble de données collectées en entrée. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure en fonction des données. On utilise cette technique pour partitionner les données en groupes d'éléments homogènes. La distance est souvent la plus utilisée comme mesure de similarité entre les groupes [18].

3-Les méthodes d'ensemble

Les méthodes d'ensemble constituent une famille ou ensemble d'algorithmes qui génèrent une collection de classificateurs pour par la suite les combiner en agrégeant leurs prédictions. L'objectif est d'améliorer la généralisation et la robustesse de nos modèles. En effet, statistiquement parlant, la moyenne d'un ensemble d'échantillons est plus fiable que celle d'un seul échantillon.

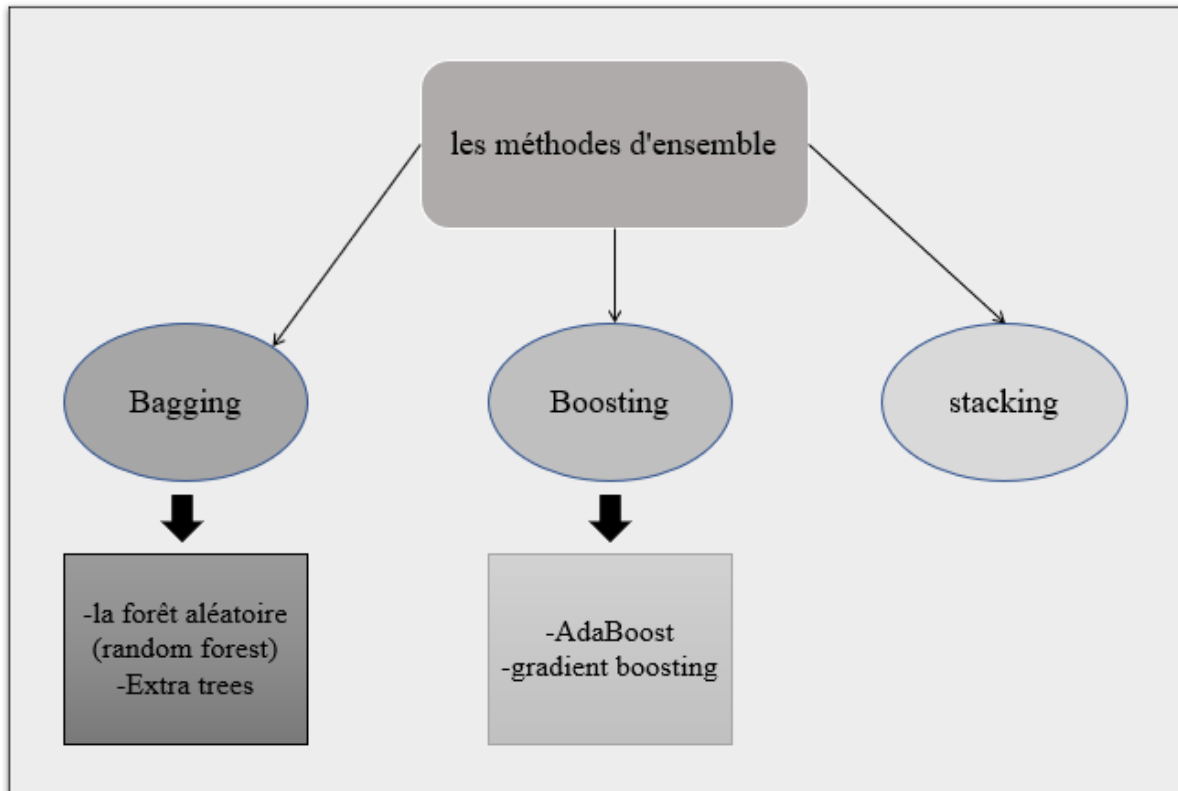


Figure 40 Les méthodes d'ensemble

Le bagging

C'est un principe d'apprentissage d'ensemble de classifieurs qui peut être utilisé avec tout type de classifieur élémentaire, mais dont l'efficacité est démontrée par Breiman principalement dans le cadre de combinaison d'arbres de décision. L'idée de base est d'entraîner un algorithme d'apprentissage élémentaire sur plusieurs bases d'apprentissage obtenues par tirage avec remise [19].

Les algorithmes de classification d'apprentissage supervisé

1-Les arbres de décision (decision trees)

Les arbres de décision (decision trees) font partie des méthodes d'apprentissage supervisés les plus utilisées en classification. D'une part à cause de leur simplicité algorithmique et d'une autre part, à cause de la facilité à les interpréter et expliquer les résultats générés.

Les arbres de décision sont construits via une approche algorithmique et peuvent être visualisés sous forme d'arbre avec des règles qui identifient les façons de fractionner un

Chapitre 3

ensemble de données. L'objectif est de créer un modèle qui prédit la valeur d'une variable cible en apprenant les règles de décision [18].

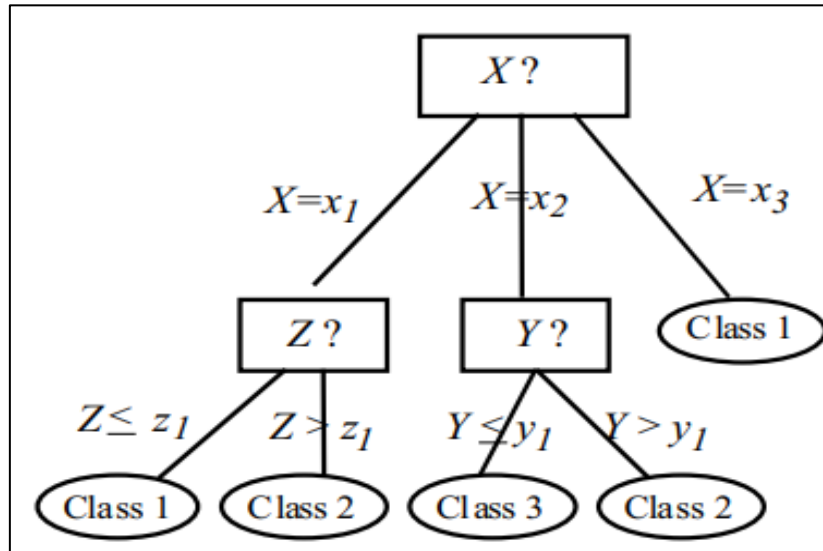


Figure 41 Représentation graphique du fonctionnement d'arbre de décision

Chaque "nœud" intermédiaire réalise un test portant sur une variable dont le résultat indique la branche à suivre dans l'arbre. Pour classer un nouveau cas : suivre le chemin partant de la racine (nœud initial) à une feuille de l'arbre en effectuant les différents tests à chaque nœud. La classification est réalisée en posant une suite de questions relatives à certaines propriétés du cas considéré.

2-L'analyse discriminante linéaire

Définition :

L'analyse discriminante linéaire est une technique supervisée qui permet de chercher la combinaison linéaire des variables qui représentent au mieux les données, elle est très utilisée dans le domaine de la reconnaissance des formes à savoir la reconnaissance de visage. Elle est pratiquement utilisée pour la réduction de dimension. Elle permet de maximiser l'éparpillement inter classes et de réduire l'éparpillement intra classes.

L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) est utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux les classes d'objet ou d'événement.

Chapitre 3

Les combinaisons résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire, ou généralement dans la réduction de caractéristiques avant la classification postérieure.

LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données [20].

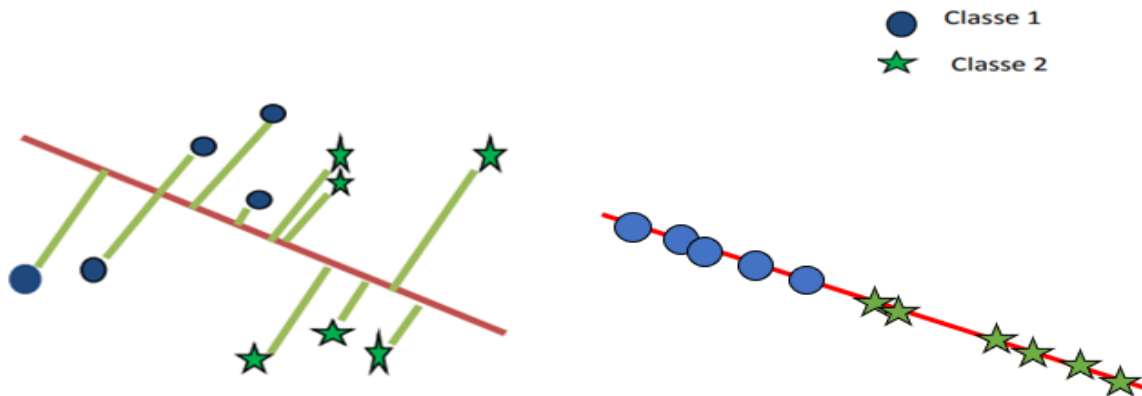


Figure 42 Projection par LDA avec séparation entre les classes

Principe :

L'idée est de trouver une projection des échantillons, sur une droite qui sépare le mieux possible les classes. Le critère de séparation est exprimé par la maximisation du rapport des variances inter classes et intra classes dans cette projection. Autrement dit, la distribution de données d'une même classe devrait être compacte, ce qui reviendrait à minimiser la dispersion autour de la moyenne, ainsi qu'à la maximiser entre les classes.

C'est une technique qui requiert de connaître a priori les classes de l'ensemble des données d'entraînement. Une fois la partition de l'espace obtenue, de nouvelles données peut être classées [21].

3-La forêt aléatoire

Définition :

La forêt aléatoire (random forest) est un algorithme créé en 1995 par HO, puis formellement proposé par les scientifiques Adele Cutler et Leo Breiman, en 2001. Il est particulièrement efficace en termes de prédictions dans le domaine du machine learning, du deep learning et de

Chapitre 3

l'intelligence artificielle (IA). Elle est un algorithme d'apprentissage supervisé d'ensemble qui est construit à partir de plusieurs modèles de base (en général des arbres de décision). Ils sont ensuite fusionnés pour obtenir une prédiction plus précise et plus stable [18].

Principe :

La forêt aléatoire (random forest) est composée de plusieurs arbres de décision, travaillant de manière indépendante sur une vision d'un problème. Chacun produit une estimation, et c'est l'assemblage des arbres de décision et de leurs analyses, qui va donner une estimation globale. En somme, il s'agit de s'inspirer de différents avis, traitant un même problème, pour mieux l'appréhender. Chaque modèle est distribué de façon aléatoire aux sous-ensembles d'arbres décisionnels.

Par contre, l'estimation finale se réalise à partir d'une méthode de classification. On choisit la catégorie de réponse la plus fréquente. Plutôt qu'utiliser tous les résultats obtenus, on procède à une sélection en recherchant la prévision qui revient le plus souvent.

4-Naïve bayes

L'algorithme Naïve Bayes est souvent le premier algorithme que les scientifiques essaient d'utiliser pour analyser du texte. C'est un algorithme de classification qui applique une estimation de densité aux données. L'algorithme exploite le théorème de Bayes et suppose que les données prédites sont conditionnellement indépendantes. C'est un classificateur probabiliste, qui est basé sur le théorème de Bayes :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A).P(A)}{P(B)}$$

Si les données ne sont pas complexes et que la tâche est relativement simple, les algorithmes Naïve Bayes peuvent être utilisés. Il s'agit d'un classificateur qui présente des avantages par rapport aux algorithmes de régression logistique et de l'algorithme k-plus proche voisin, lorsqu'il travaille avec une quantité limitée de données disponibles pour former un modèle [22].

5-Support vector machine (SVM)

Support vector machines (SVM) ont été développées à l'origine par Vapnik et ses collègues en 1992 sur la base de la théorie de l'apprentissage statistique de Vapnik &

Chapitre 3

Chervonenkis dans les années 1960. Le SVM a été appliqué avec succès dans de nombreuses applications, notamment la reconnaissance manuscrite, la prédiction de séries chronologiques, la reconnaissance vocale, le problème de séquence protéique, le diagnostic du cancer du sein et bien d'autres.

Le SVM est une solution à ce problème de classification. Le SVM appartient à la catégorie des classificateurs linéaires (qui utilisent une séparation linéaire des données), et qui dispose de sa méthode à lui pour trouver la frontière entre les catégories.

Pour que le SVM puisse trouver cette frontière, il est nécessaire de lui donner des données d'entraînement. En l'occurrence, on donne au SVM un ensemble de points, dont on sait déjà si ce sont des ronds rouges ou des ronds bleus, comme dans la Figure 43. A partir de ces données, le SVM va estimer l'emplacement le plus plausible de la frontière : c'est la période d'entraînement, nécessaire à tout algorithme d'apprentissage automatique.

Une fois la phase d'entraînement terminée, le SVM a ainsi trouvé, à partir de données d'entraînement, l'emplacement supposé de la frontière. En quelque sorte, il a « appris » l'emplacement de la frontière grâce aux données d'entraînement. Qui plus est, le SVM est maintenant capable de prédire à quelle catégorie appartient une entrée qu'il n'avait jamais vue avant, et sans intervention humaine, c'est là tout l'intérêt de l'apprentissage automatique.

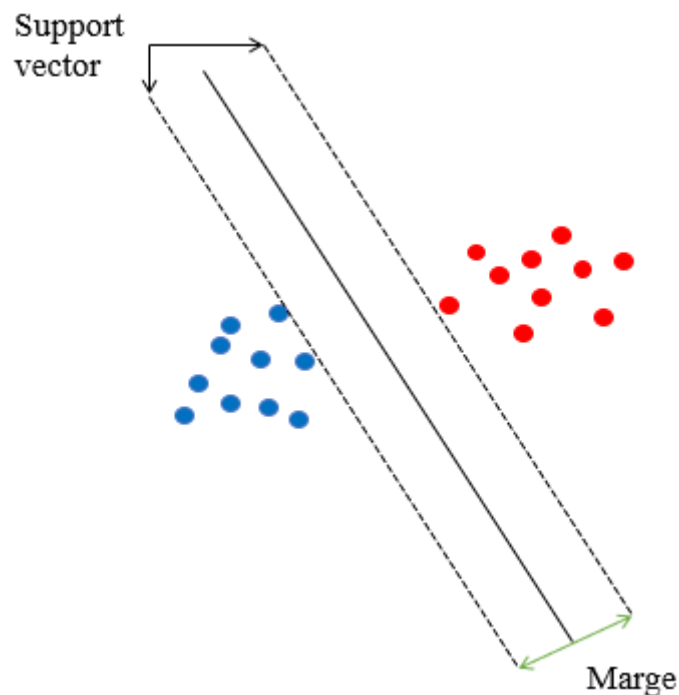


Figure 43 Représentation graphique du fonctionnement de SVM

Chapitre 3

L'algorithme SVM est un classificateur dit linéaire, ça veut dire que, dans le cas parfait, les données doivent être linéairement séparables. Il permet de trouver le meilleur séparateur (ligne, plan ou hyperplan) qui sépare le mieux les deux classes [23].

6-K plus proches voisins (KNN)

La méthode k-NN est une technique d'apprentissage supervisé, et est considérée comme l'une des plus simples dans le domaine de la classification, qui peut être utilisée autant pour la classification que pour la régression. Cette préférence est dû principalement à deux raisons :

-La simplicité algorithmique de la méthode comparée aux autres méthodes globales telles que les réseaux de neurones ou les algorithmes génétiques.

-La méthode KNN a démontré empiriquement une importante capacité de prédiction.

L'algorithme des k-plus proches voisins (K-NN) se base sur les données en entier. En effet, pour une observation, qui ne fait pas partie des données, qu'on souhaite prédire, l'algorithme va chercher les k instances les plus proches de notre observation et choisir pour chaque observation la classe majoritaire parmi ses k plus proches voisins. Elle permet de classer une nouvelle observation (vecteur de caractéristiques extraites) en calculant la distance avec les données d'entraînement, et de prendre les k plus proches voisins (en termes de distance). Puis, observé la classe qui est majoritairement représentée parmi les k-plus proches voisins et d'assigner cette classe à la nouvelle observation [18].

Les méthodes de validation

Il existe différents types de méthode pour réaliser le partage de la base de données en ensemble d'apprentissages et en ensemble de tests. Parmi ces méthodes, on trouve la validation croisée (cross validation) et la validation par holdout.

1-Méthode de holdout

Le holdout, c'est quand vous divisez votre ensemble de données en un ensemble « train » et « test ». L'ensemble d'apprentissages est ceux sur quoi le modèle est formé, et l'ensemble de tests est utilisé pour voir dans quelle mesure ce modèle fonctionne sur les données. Une division commune lors de l'utilisation de la méthode de holdout consiste à utiliser 70% des données

Chapitre 3

pour la formation et les 30% restants des données pour les tests. Le principe de cette méthode de validation consiste à partitionner les données en exactement deux sous-ensembles d'un rapport spécifié pour la formation et la validation.

2-Méthode de cross validation

Une façon d'évaluer les performances des algorithmes d'apprentissage automatique est la validation croisée. Cette technique permet aux algorithmes de faire des prédictions en utilisant des données qui n'ont pas été utilisées pendant la phase d'apprentissage. La validation croisée divise un ensemble de données et utilise un sous-ensemble pour former l'algorithme et utiliser les données restantes pour tester. Étant donné que la validation croisée n'utilise pas toutes les données pour construire le modèle, éviter le surajustement pendant la formation est une approche courante.

Matrice de confusion

L'évaluation des systèmes de classification repose souvent sur des mesures des taux de classification. Pour mieux interpréter les résultats, nous utilisons une matrice de confusion.

Il s'agit d'une matrice carrée de taille $[M \times M]$ où M représente le nombre de classes. Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe prédite, alors que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle.

La matrice de confusion offre la possibilité d'analyse du taux de bonne classification (ou d'erreur) par classe. Les valeurs de la diagonale de la matrice représentent le nombre de formes correctement classifiées. La somme des valeurs de chaque ligne correspond au nombre d'échantillons de test pour chaque classe. Le taux de classement pour chaque classe est donné en divisant la valeur sur la diagonale par la somme des valeurs sur chaque ligne.

Chapitre 3

Partie expérimentale

L'organigramme suivant (figure 44) résume la méthodologie de travail dans ce chapitre.

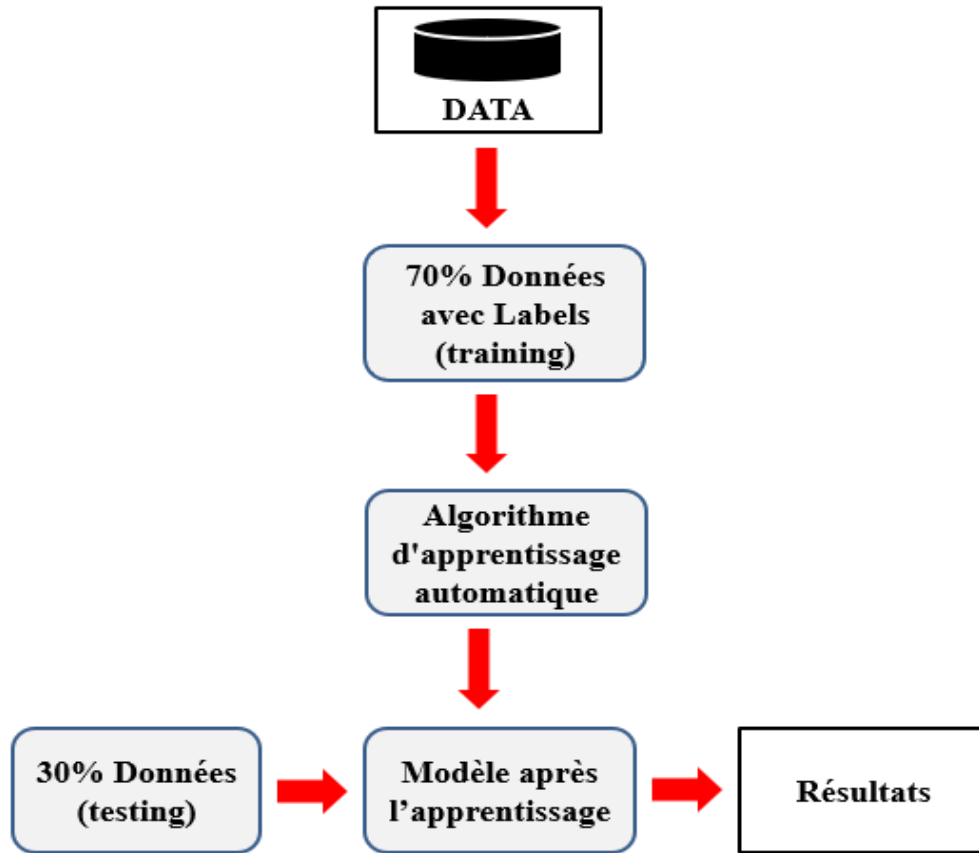


Figure 44 L'organigramme d'apprentissage automatique (supervisé)

Dans cette section on va utiliser les techniques d'apprentissage automatique (supervisé) mentionnées précédemment pour la classification des features (caractéristiques) obtenu dans le chapitre 2. On a obtenu précédemment une matrice (data) de 1200 lignes, N colonnes (1200, N). Pour les 4 états du système, Chaque états correspond à une valeur de label (output) :

1 ligne jusqu'à 300 lignes → État Sain → classe 1.

301 lignes jusqu'à 600 lignes → rupture une barre → classe 2.

601 lignes jusqu'à 900 lignes → rupture deux barres → classe 3.

901 lignes jusqu'à 1200 lignes → rupture trois barres → classe 4.

Chapitre 3

Pour sélectionner des données d'entraînement et du test, on divise les données en deux ensembles (la méthode de holdout) :

- Ensemble d'entraînement (Training data) : Il représente 840 (70% de data) des données qui seront utilisées pour entraîner les modèles.
- Ensemble de test (Test data) : Il est constitué des 360 (30% de data) des données restants, destiné à l'évaluation de la performance prédictive des modèles.

Sur 10 tests, on a enregistré la précision de chaque modèle. On a calculé le MIN, Max, Standard Déviation (écart type), et la Moyenne, afin de déterminer le modèle le plus précis et le plus stable parmi les 6 modèles.

Tout d'abord, on a utilisé la méthode de Transformée de HILBERT+SVD (l'extraction des caractéristiques) comme data pour l'apprentissage automatique. Les Résultats Finales sont représentés dans le tableau 8.

Tableau 8 représente les résultats des tests avec la méthode de Transformée de HILBERT+SVD

Test /méthode	KNN	SVM	NB	LDA	DT	RF
Test 1	19.17	25.28	28.33	37.78	71.39	84.17
Test 2	16.94	24.17	29.44	36.67	76.67	87.50
Test 3	16.67	23.89	30	42.22	73.89	84.17
Test 4	18.33	26.67	29.44	41.94	72.78	84.17
Test 5	17.50	29.72	32.50	34.44	80.28	88.89
Test 6	15.56	26.11	27.78	38.33	73.33	83.33
Test 7	19.44	27.22	32.78	43.05	75.93	86.11
Test 8	18.61	26.67	29.17	37.50	72.78	83.61
Test 9	15	25.83	31.39	36.11	73.61	86.67
Test 10	16.11	29.44	28.89	39.72	73.89	86.39
Max	19.44	29.72	32.78	43.05	80.28	88.89
Min	15	23.89	27.78	34.44	71.39	83.33
Moyen	17.33	26.50	29.97	38.78	74.44	85.50
Std	1.53	1.94	1.70	2.87	2.54	1.87

Tableau 8 Résultats des tests avec la méthode de Transformée de HILBERT+SVD

Chapitre 3

DT (discision tree), SVM (support Victor machine), KNN (K plus proches voisins), RF (Random Forest), LDA (L'analyse discriminante linéaire), NB (Naïve bayes).

Les matrices de confusion représentées dans la figure (45) montrent la performance et (l'accuracy) de chaque classe pour tous les modèles étudiés.

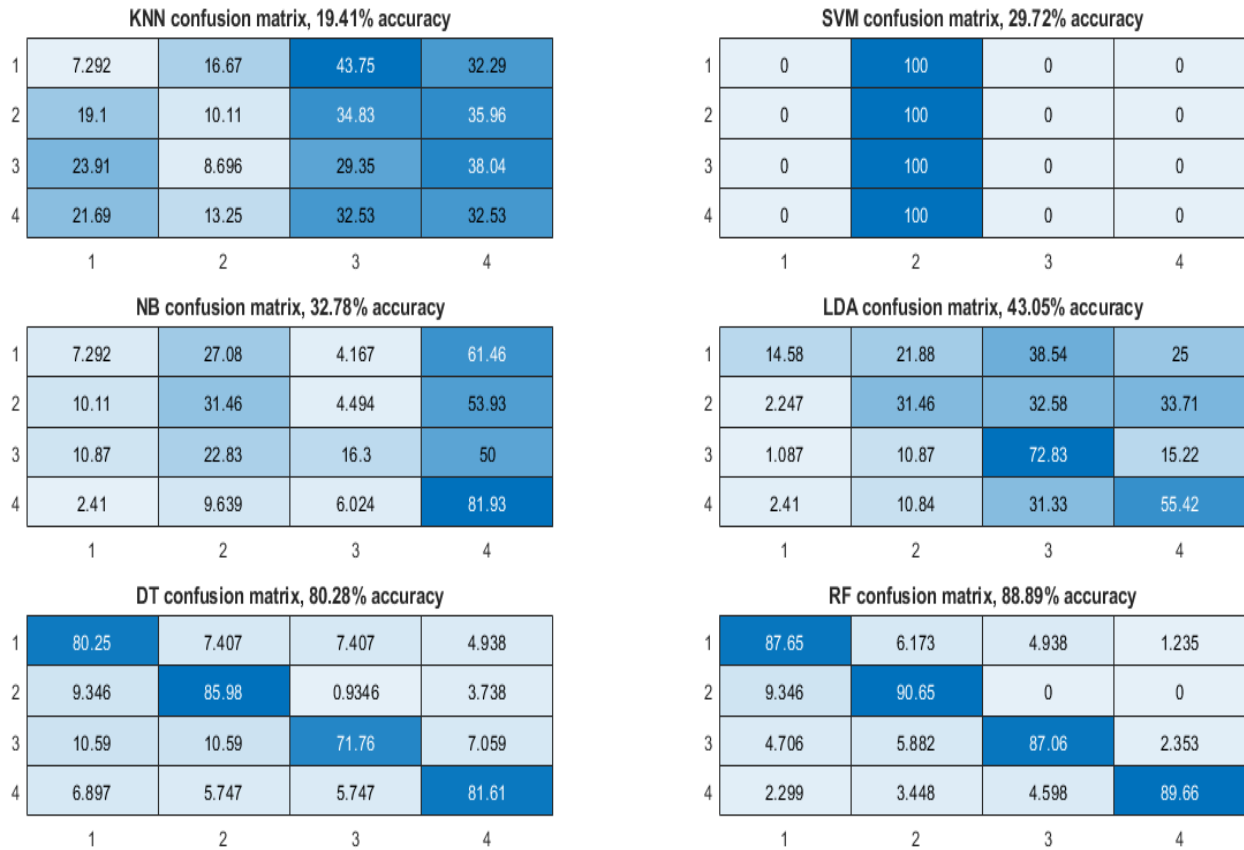


Figure 45 Les matrice de confusions de la méthode de Transformée de HILBERT+SVD

Nous constatons que les résultats de cette méthode sont médiocres. Alor on a proposé une autre méthode basée sur les indicateurs statistiques (l'extraction des caractéristiques). Les Résultats Finales sont représentés dans le tableau 9.

Tableau 9 représenté les résultats des tests avec la méthode des Indicateurs statistiques.

DT (discision tree), SVM (support Victor machine), KNN (K plus proches voisins), RF (Random Forest), LDA (L'analyse discriminante linéaire), NB (Naïve bayes).

Chapitre 3

Test /méthode	SVM	NB	KNN	DT	LDA	RF
Test 1	25.28	91.67	97.78	100	100	100
Test 2	27.50	93.05	96.39	99.44	100	100
Test 3	26.39	92.22	97.50	99.72	99.72	100
Test 4	26.11	91.11	96.67	98.89	100	100
Test 5	24.72	91.11	97.50	99.17	100	100
Test 6	26.94	91.39	96.11	98.33	100	100
Test 7	25.28	91.67	97.78	100	100	100
Test 8	27.50	93.05	96.39	99.44	100	100
Test 9	26.39	92.22	97.50	99.72	99.72	100
Test 10	26.11	91.11	96.67	98.89	100	100
Max	27.50	93.05	97.78	100	100	100
Min	24.72	91.11	96.11	98.33	99.72	100
Moyen	26.22	91.86	97.03	99.36	99.94	100
Std	0.94	0.75	0.64	0.54	0.12	0

Tableau 9 Résultats des tests avec la méthode des Indicateurs statistiques

On a trouvé que le classifieur Random Forest a une accuracy moyenne de 100% et un écart type de 0 ce qu'implique une bonne stabilité et une performance élevée.

Pour une meilleure représentation des performances il est préférable de représenter la matrice de confusion, qui va nous donner l'accuracy de classification de chaque classe.

Chapitre 3

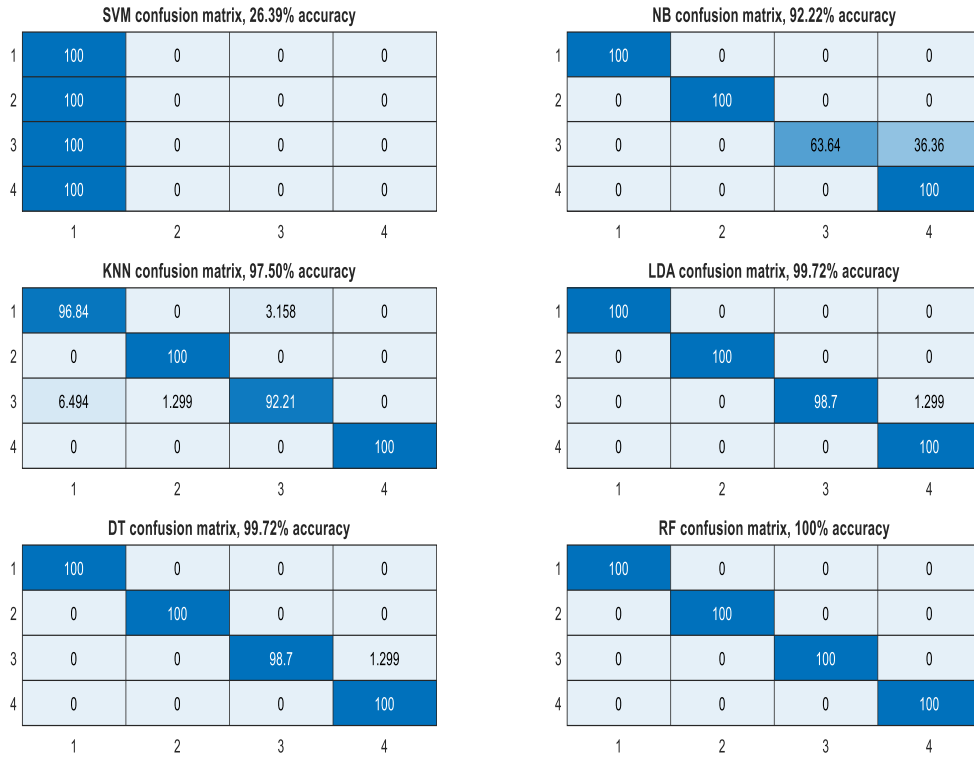


Figure 46 Matrice de confusion de la méthode des Indicateurs statistiques

Cette figure représente la stabilité et la précision des modèles de classification pour identifier et localisé particulièrement les différents défauts telle que chaque classe à son propre pourcentage. Le modèle de Random Forest a réussi à classer tous les points avec une accuracy de 100% pour chaque classe.

Interprétation des résultats :

Dans notre étude, les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode des Indicateurs statistiques par apport à la méthode Transformée de HILBERT+SVD.

Afin d'étudier la stabilité et la précision des techniques de classification pour les deux méthodes de Traitement de Signal, On remarque que le meilleur classifieur dans notre cas est le Random Forest.

Chapitre 3

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons appliqué les modèles d'apprentissage automatique pour identifier les défauts. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée en termes de stabilité et de précision.

Conclusion Générale

Conclusion générale :

De nos jours, la surveillance et le diagnostic sont devenues indispensables et incontournables pour la sûreté de fonctionnement. Les activités scientifiques dans le domaine du diagnostic de la machine asynchrone ainsi que les intérêts financiers indirects revêtent encore assez d'importance pour mobiliser notre communauté. Les techniques présentées dans ce mémoire concernent le diagnostic des cassures de barres de la cage rotorique de la machine asynchrone triphasée.

Dans ce travail nous avons proposé deux méthodes de diagnostic en utilisant le traitement de signal et les techniques d'apprentissage automatique dans le but de détecter et d'identifier les défauts. Nous avons comparé les méthodes avec plusieurs techniques de classification et les résultats obtenus ont montré l'efficacité de la méthode basée sur les indicateurs statistiques pour l'extraction des caractéristiques et le Random Forest pour l'apprentissage automatique.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] : R. TOSCANO, « Commande et diagnostic des systèmes dynamiques ». Ellipses 2011, France.
- [2] : Nicolas Palluat, « Méthodologie de surveillance dynamique à l'aide des réseaux neuro-flous temporels », Thèse de Doctorat, L'UFR des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté, Besançon, 2006.
- [3] : Bensana Toufik, Diagnostic des défaillances basé sur l'analyse vibratoire d'une turbine à vapeur, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR, ANNABA, 2008.
- [4] : Makara KHOV, « Surveillance et diagnostic des machines synchrones à aimants permanents : Détection des courts-circuits par suivi paramétrique », DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE, 17 Décembre 2009
- [5] : Nouredine BESSOUS, « Contribution Au Diagnostic Des Machines Asynchrones », diplôme de magister en Electrotechnique, Université MENTOURI de CONSTANTINE.
- [6] : M.Basseville, I.Nikiforov , « Detection of abrupt changes: theory and applications », Prentice Hall, 1993.
- [7] : O. Ondel, « Diagnostic Par Reconnaissance Des Formes : Application a un ensemble convertisseur machine Asynchrone », thèse de doctorat en Génie Electrique, Ecole Centrale De Lyon, Oct. 2006
- [8] : A. Bouguerne, « Diagnostic automatique des défauts des moteurs asynchrones », Mémoire Magister, Université de Constantine, 2009.
- [9] : D. Stankovic, Z. Zhang, I. Voloh, J. Vico, A. Tivari, A. Banergee, « Enhanced algorithm for motor rotor broken bar detection, in Protective Relay Engineers », 2010 63rd Annual Conference for, 2010
- [10] : M. S. Naït-Saïd, M. E. H. Benbouzid et A. Benchaib, « Detection of broken bars in induction motors using an extended kalman filter for rotor resistance sensorless estimation IEEE Transactions on Energy Conversion », Vol.15, no 1, pp.66-70, Mars 2000.
- [10] : Bensana Toufik, Diagnostic des défaillances basé sur l'analyse vibratoire d'une turbine à vapeur, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR, ANNABA, 2008.
- [11] : James I.crowley, «traitement du signal » ,8 octobre 2001.

Bibliographie

- [12] : BENMAZA ABDELHAK et TOUIL SIDAHMED, Contribution à la surveillance des roulements par les réseaux de neurones artificielle, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA, BOUMERDES, 2019.
- [13] : A.Boulenger et Pachaud, diagnostic vibratoire en maintenance préventive, Dunod,1998
- [14] : <http://doi.org/10.5281/zenodo.3514322>
- [15] : <https://univ-tlemcen.dz/~benmammar/IA2.pdf>
- [16] : Panagiotis Korvesis, « Apprentissage Automatique pour la Maintenance Predictive dans le Domaine de l'Aviation », Thèse de doctorat, sous la direction de Michalis Vazirgiannis, de l'Université Paris-Saclay préparée à l'école Polytechnique, Paris, le 21 novembre 2017.
- [17] : Innocent Mateyaunga, « Prédictive Maintenance Using Machine Learning », Faculté de technologie de l'université de Tlemcen, 2020.
- [18] : Rachid MIFDAL, « Application des techniques d'apprentissage automatique pour la prédiction de la tendance des titres financiers », ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE UNIVERSITÉ DU QUÉBEC, MONTRÉAL, LE 12 NOVEMBRE 2019.
- [19] : Mohamed Kazim MOUDACHIROU, « CLASSIFICATION ET FORÊTS ALÉATOIRES : APPLICATION À L'AIDE À LA DÉCISION CHIRURGICALE DU GENOU PAR ARTHROPLASTIE », Télé-université, Québec, Canada, 2018.
- [20] : Amira Chiheb, « Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire (LDA) », mémoire- Licence en informatique, Université du 8 mai 45 de Guelma Algérie, Le 2003.
- [21] : DJEDI Sara, « Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM en biométrie », mémoire, Université Mohamed Khider Biskra Faculté des Sciences et de la Technologie Département de Génie Electrique, Le 2011 / 2012.
- [22] : Wendbenedo Arnaud, « Application des algorithmes d'apprentissage automatique pour la détection de défauts de roulements sur les machines tournantes dans le cadre de l'industrie 4.0 », thèse du grade de maître ès sciences appliquée en ingénierie, profil recherche, université du Québec à Chicoutimi, 2020
- [23] : <https://zestedesavoir.com/tutoriels/pdf/1760/un-peu-de-machine-learning-avec-les-svm.pdf>