

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERRI DE TIZI-OUZOU  
FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE



**THÈSE DE DOCTORAT - LMD**

Spécialité

**Électronique**

Présentée par

**GANNA Massine**

Thème

*Mise au Point d'un Système Embarqué de Détection de  
Défauts dans les Machines Électriques*

Soutenue le 20 / 03 / 2023 devant le jury d'examen composé de :

- |                        |                             |                    |
|------------------------|-----------------------------|--------------------|
| • M. HAMICHE Hamid     | Professeur, UMMTO           | Président          |
| • M. ACHOUR Hakim      | Professeur, UMMTO           | Directeur de thèse |
| • M. DAOUI Mohammed    | Professeur, UMMTO           | Examineur          |
| • M. RAHMOUN Fayçal    | Professeur, Univ. Boumerdes | Examineur          |
| • M. MOUDOUD Mustapha  | Professeur, UMMTO           | Examineur          |
| • M. LAGHROUCHE Mourad | Professeur, UMMTO           | Invité             |



## *Dédicaces*

*À ma Famille :*

*À la mémoire de mon cher Papa, que Dieu l'accueil dans son  
Vaste Paradis ;*

*Ma chère et douce Mère ;*

*Mon cher frère Juba ;*

*Ma chère épouse Zakia ;*

*À notre petit ange adoré Salah.*

# Remerciements

Mes remerciements, avant tout au Bon Dieu tout Puissant pour la patience, la volonté et la santé qu'il m'a donné durant toutes ces années afin que je puisse arriver à mes fins.

Le présent travail a été réalisé au sein de l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou sous la direction de M. **ACHOUR Hakim**, Professeur et Chef de Département d'Électronique de la Faculté de Génie Electrique et Informatique de l'UMMTO, je tiens à exprimer mes sincères remerciements à son égard pour m'avoir enseigné et formé tout au long de ces années. Je lui suis reconnaissant pour ses instructions constructives dans l'élaboration de ce travail de recherche.

Je remercie tout particulièrement M. **LAGHROUCHE Mourad**, Vice doyen chargé de la post-graduation et de la recherche scientifique pour l'ensemble des conseils qu'il m'a fourni, ses encouragements, son dévouement et les moyens procurés quant' à la réussite de ce travail.

Un grand Merci à M. **BELAID Kamel**, enseignant chercheur au sein du département de mécanique de la faculté de génie de la construction pour sa patience et de m'avoir guidé à mes débuts et pour l'assistance continue tout au long de mes travaux de recherche.

Je remercie également M. **CHAOUCHI Ahcène**, Professeur et directeur du laboratoire LCAGC (Laboratoire de Chimie Appliqué et de Génie Chimique) pour son aide et sa contribution dans ce travail et en laissant à notre disposition son laboratoire.

Je remercie énormément Mme **GANNA Zakia** pour son éternel soutien et à la procuration des capteurs piézoélectriques qui ont permis la lancée de mes réalisations.

Je ne remercierais jamais assez mes parents sans qui, je ne serais jamais celui que je suis devenu. Ils m'ont tant appris et souffert à me former tant

humainement que professionnellement. Merci à mon **cher Papa** de m'avoir procuré plus que ce dont j'avais besoin, j'espère que tu es fier de là ou tu es, de ce que tu as pu réaliser à mes côtés. Merci à ma tendre **Maman** de m'avoir épaulé durant toute mon existence.

Merci à mon petit frère **Juba 'Enzo'** pour son soutien dans les meilleurs comme dans les pires moments et qui ne se lasse jamais de m'aider pour que rien ne manque.

Merci à tout ce qui ont contribué de près ou de loin à mon modeste travail.

Je suis honoré de la présence de M. **HAMICHE Hamid**, Professeur au sein de la Faculté de Génie Electrique et Informatique de l'UMMTO, Je tiens à lui exprimer ma reconnaissance pour avoir accepté la présidence du jury de cette thèse. Mes vifs remerciements à tous les membres du jury, qui ont bien accepté d'évaluer ce travail de thèse et se déplacer à ma soutenance : M. **DAOUI Mohammed**, Professeur à l'UMMTO, M. **RAHMOUN Fayçal**, Professeur à l'Université M'hamed BOUGUERRA de Boumerdes, M. **MOUDOUD Mustapha**, Professeur à l'UMMTO. A vous tous, j'exprime ma profonde gratitude.

# RÉSUMÉ

La machine asynchrone occupe une place prépondérante dans le milieu industriel, elle est appréciée pour sa puissance massique, sa robustesse et son adaptation à toutes sortes d'applications. Néanmoins, il n'est pas rare que cette machine présente quelques défaillances qui peuvent être prévisible ou intempestive, mécanique, électrique ou magnétique et leurs causes sont très variées. Pour éviter ces pannes inutiles et vu l'importance des enjeux en termes de productivité et de sécurité, les entreprises investissent énormément dans la maintenance préventive de leur système de production afin d'augmenter la disponibilité d'assurer le bon fonctionnement des dispositifs. Cette stratégie appliquée s'avère gagnante où des travaux de recherches sont menés à flots ces dernières décennies, et aujourd'hui la maintenance n'a pas pour seul objectif de réparer l'outil mais surtout de prévoir et éviter le dysfonctionnement.

L'objectif de cette thèse est d'apporter de nouvelles techniques de diagnostic des défauts de moteurs asynchrones. Dans la première méthode, on utilise un nouveau type capteur de vibration piézoélectrique flexible sans plomb. Une analyse thermique est associée à l'analyse vibratoire afin d'avoir une fiabilité de diagnostic maximal. Un algorithme de réseau de neurones artificiels est employé pour la prédiction et la classification des éventuels défauts présents dans le moteur. La deuxième méthode expose une classification des images couleurs en utilisant un réseau de neurones de convolution. Les images sont créées à partir des signaux temporels unidimensionnels et convertis en matrices carrées. Ces images possèdent toutes les informations relatives aux vibrations et à la température du moteur.

**Mots Clés :** Machine Asynchrone, Diagnostic, Intelligence Artificielle, Analyse Vibratoire, Capteur Piézoélectrique, Conversion de Signal.

# **ABSTRACT**

The asynchronous machine has an important place in the industrial environment; it is considered for its robustness and its adaptation to all types of applications. However, it is not unusual that this machine presents some failures which can be predictable or unexpected, mechanical, electrical or magnetic and their causes are much diversified. To avoid these breakdowns and considering the importance of the challenges in terms of productivity, companies invest enormously in the preventive maintenance of their production system to increase the availability and ensure the proper functioning of the devices. This applied strategy is winning where researches are carried out in waves these last decades, and today the maintenance does not have as only objective to repair the tool but particularly to anticipate and avoid the dysfunctions.

The objective of this thesis is to provide new methods for fault diagnosis of asynchronous motors. In the first method, a new type of lead-free flexible piezoelectric vibration sensor is used. A thermal analysis is associated with the vibration analysis in order to have a maximum reliability of diagnosis. An artificial neural network algorithm is used for the prediction and classification of possible defects present in the machine. The second method exposes a classification of color images using a convolution neural network. The images are created from one-dimensional temporal signals and converted into square matrices. These images have all the information related to the vibrations and the temperature of the engine.

**Keywords:** Asynchronous Machine, Diagnosis, Artificial Intelligence, Vibration Analysis, Piezoelectric Sensor, Signals Conversion.

# Liste des Figures

## Figures du Chapitre 1.

Figure 1. 1. Constitution de la machine asynchrone. _____	6
Figure 1. 2. Représentation d'un stator. (a) Schéma représentatif à la structure générale d'un stator. (b) Image réelle d'un stator typique. _____	<b>Erreur ! Signet non défini.</b>
Figure 1. 3. Représentation d'un rotor. (a) Schéma représentatif de la structure générale d'un rotor. (b) Image réelle d'un rotor typique. _____	8
Figure 1. 4. Répartition globale des défauts examinés. _____	9
Figure 1. 5. Répartition des défauts majeurs des moteurs. _____	10
Figure 1. 6. Distribution des défauts de moteurs de la troisième étude. _____	10
Figure 1. 7. Distribution des défauts de moteurs fonctionnant dans des conditions extrêmes. _____	11
Figure 1. 8. Classification non exhaustive des principaux défauts de moteurs. _____	12
Figure 1. 9. Schéma représentatif d'un rotor présentant un balourd statique. _____	14
Figure 1. 10. Schéma représentatif d'un rotor présentant un balourd de couple. _____	14
Figure 1. 11. Schéma représentatif d'un rotor présentant un balourd dynamique. _____	15
Figure 1. 12. Architecture interne d'un Roulement à Billes. _____	16
Figure 1. 13. Schéma représentatif d'un défaut d'excentricité statique. _____	18
Figure 1. 14. Schéma représentatif d'un défaut d'excentricité dynamique. _____	18
Figure 1. 15. Schéma représentatif d'un défaut d'excentricité mixte. _____	18
Figure 1. 16. Architecture générale d'un Réseau de Neurones Artificiels _____	29
Figure 1. 17. Exemple d'une classification dans $d$ dimensions. _____	31

## Figures du Chapitre 2.

Figure 2. 1. Types de maintenances et évènements associés _____	35
Figure 2. 2. Allure d'un signal sinusoïdale typique _____	40
Figure 2. 3. Exemple d'un signal poly-harmonique _____	40
Figure 2. 4. Principe d'un proximètre (Scheffer and Girdhar, 2004) _____	41
Figure 2. 5. Diagramme représentatif d'un Vélocimètre _____	42
Figure 2. 6. Diagramme représentatif d'un Accéléromètre _____	42
Figure 2. 7. Méthode de calcul du RMS par rapport à un signal sinusoïdale _____	44

Figure 2. 8. Exemple de représentation d'un signal dans les domaines temporel et fréquentiel \_\_\_\_\_ 48

Figure 2. 9. Différence entre Spectre (b) et Cespstre (c) d'un signal temporel (a) \_\_\_\_\_ 49

Figure 2. 10. Processus d'application de l'analyse d'enveloppe. \_\_\_\_\_ 50

### **Figures du Chapitre 3.**

Figure 3. 1. Schéma bloc du système embarqué réalisé. \_\_\_\_\_ 53

Figure 3. 2. Représentation du matériau composite PU/NKLNT \_\_\_\_\_ 55

Figure 3. 3. Photo réelle du capteur piézoélectrique élaboré \_\_\_\_\_ 56

Figure 3. 4. Propriété diélectrique du matériau piézoélectrique \_\_\_\_\_ 56

Figure 3. 5. Propriété électrique du matériau piézoélectrique \_\_\_\_\_ 57

Figure 3. 6. Circuit électrique du conditionnement du transducteur élaboré \_\_\_\_\_ 58

Figure 3. 7. Représentation de la différence entre un axe de rotation théorique et réel. \_\_\_\_ 59

Figure 3. 8. Schéma fonctionnel du système. \_\_\_\_\_ 60

Figure 3. 9. Composition générale du moteur asynchrone 1.1 kW. \_\_\_\_\_ 61

Figure 3. 10. Montage réel du système embarqué réalisé. \_\_\_\_\_ 62

Figure 3. 11. Architecture du Réseau de Neurones Artificiels adoptée. \_\_\_\_\_ 65

Figure 3. 12. Évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage pour l'architecture 3-6-1. \_\_\_\_ 66

Figure 3. 13. Organigramme de l'implémentation du RdNA dans le système embarqué. \_\_\_\_ 67

Figure 3. 14. Différence entre un signal temporel typique et un signal filtré à l'aide de l'algorithme de Kalman \_\_\_\_\_ 68

Figure 3. 15. Distance entre l'épicentre de la charge et l'orifice du déséquilibre. \_\_\_\_\_ 69

Figure 3. 16. Illustration de la différence entre les signaux de vibration. \_\_\_\_\_ 70

### **Figures du Chapitre 4.**

Figure 4. 1. Différence d'une même image pour différentes résolutions. \_\_\_\_\_ 73

Figure 4. 2. Représentation d'une même figure sous différents codages de couleurs. \_\_\_\_ 74

Figure 4. 3. Spectrogramme d'informations issues de roulements, a. Sans défaut, b. Présence d'un défaut. \_\_\_\_\_ 75

Figure 4. 4. Scalogramme d'informations issues d'un même signal aléatoire : \_\_\_\_\_ 76

Figure 4. 5. Images thermiques de deux moteurs différents, a. sain, b. présentant un défaut. \_\_\_\_\_ 77

Figure 4. 6. Exemples d'images issues de conversion des signaux analogiques. \_\_\_\_\_ 78

Figure 4. 7. Représentation schématique du système embarqué réalisé. _____	79
Figure 4. 8. Photo réelle du système d'acquisition des signaux. _____	80
Figure 4. 9. Processus de formation d'images à partir d'un signal unidimensionnel. _____	82
Figure 4. 10. Caractéristiques finales de l'image créée. _____	83
Figure 4. 11. Principe d'un max pooling 2x2. _____	86
Figure 4. 12. Architecture du CNN développé pour notre système. _____	88
Figure 4. 13. FFT des trois cas étudiés : A. Moteur sans défaut. B. Moteur avec Balourd. C. Moteur avec un désalignement. _____	89
Figure 4. 14. Évolution de la température au fil du temps pour les trois moteurs étudiés. _	90
Figure 4. 15. Comparaison entre les images en couleur et en noir et blanc. a) Sans défaut. b) avec défaut de balourd. c) avec défaut d'alignement. _____	91

# Liste des Tableaux

## Tableaux du Chapitre 1.

Tableau 1. 1. Distribution détaillée des différents défauts de moteurs. \_\_\_\_\_ 9

## Tableaux du Chapitre 2.

Tableau 2. 1. Techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante (ZANI, 2003) \_\_\_\_\_ 37

Tableau 2. 2. Adaptation des paramètres d'un cepstre par rapport au spectre \_\_\_\_\_ 49

## Tableaux du Chapitre 3.

Tableau 3. 1. Récapitulatif des tests effectués sur l'apprentissage du RdN \_\_\_\_\_ 65

Tableau 3. 2. Matrice de confusion du test réalisé. \_\_\_\_\_ 71

Tableau 3. 3. Comparaison entre le système élaboré et d'autres travaux similaires. \_\_\_\_\_ 71

Tableau 3. 4. Comparaison de notre capteur et d'autres utilisés dans la même thématique de recherche \_\_\_\_\_ 72

## Tableaux du Chapitre 4.

Tableau 4. 1. Valeur des couleurs RVB en fonction de l'intensité de l'amplitude. \_\_\_\_\_ 83

Tableau 4. 2. Résultats obtenus avec les différents taux d'apprentissage. \_\_\_\_\_ 93

Tableau 4. 3. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images en niveaux de gris avec  $\tau = 0.1$  \_\_\_\_\_ 93

Tableau 4. 4. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images couleur avec  $\tau = 0.1$  \_\_\_\_\_ 94

Tableau 4. 5. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images en niveaux de gris avec  $\tau = 0.01$  \_\_\_\_\_ 94

Tableau 4. 6. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images couleur avec  $\tau = 0.01$  \_\_\_\_\_ 95

Tableau 4. 7. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images en niveaux de gris avec  $\tau = 0.001$  \_\_\_\_\_ 95

Tableau 4. 8. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images couleur avec  $\tau = 0.001$  \_\_\_\_\_ 96

Tableau 4. 9. Comparaison entre la précision du système élaboré avec d'autres méthodes de signatures \_\_\_\_\_ 96

Tableau 4. 10. Comparaison entre la précision du système élaboré et d'autres techniques utilisant la technique de vibration \_\_\_\_\_ 97

# Tables des Matières

<b>INTRODUCTION GENERALE</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1. ÉTAT DE L'ART SUR LES DEFAUTS DE MACHINES ASYNCHRONES</b>	
1.1 Introduction	4
1.2 Terminologie dédiée au diagnostic	4
1.3 Le Moteur Asynchrone	5
1.3.1 Constitution de la machine asynchrone	5
1.3.1.1 Le stator	6
1.3.1.2 Le rotor	7
1.3.1.3 Les paliers	8
1.3.2 Rôle et importance de la machine asynchrone	8
1.3.2.1 Domaines d'application	8
1.3.2.2 Études statistiques des défaillances de la machine asynchrone	8
1.4 Défaits des Machines Asynchrones	12
1.4.1 Défaits Internes et Externes	12
1.4.2 Défaits Mécaniques	13
1.4.2.1 Défaut de balourd	13
1.4.2.2 Défaits de roulement	15
1.4.2.3 Défaits d'excentricité	17
1.4.2.4 Autres défauts	19
1.4.3 Défaits Électriques	20
1.4.3.1 Défaits Statoriques	20
1.4.3.2 Défaits Rotoriques	22
1.4.4 Origines et causes des défauts	23
1.5 Techniques de diagnostic des défauts de machines asynchrones	24
1.5.1 Techniques de diagnostic avec modèle	24
1.5.1.1 Méthode d'estimation paramétrique	25
1.5.1.2 Méthode d'espace de parité	25

1.5.1.3	Méthode à base d'observateurs	25
1.5.2	Technique de diagnostic sans modèle	25
1.5.2.1	Techniques mécaniques	26
1.5.2.2	Techniques thermiques	27
1.5.2.3	Techniques chimiques	27
1.5.2.4	Techniques électriques et magnétiques	27
1.5.3	Méthodes de diagnostic par les techniques de l'Intelligence Artificielle (IA)	28
1.5.3.1	Réseaux de neurones artificiels	29
1.5.3.2	Systèmes experts	30
1.5.3.3	Logique floue	30
1.5.3.4	Reconnaissance des formes	31
1.6	Motivation et contribution du présent travail	32
1.7	Conclusion	33

## **CHAPITRE 2. GENERALITES SUR L'ANALYSE VIBRATOIRE DES MACHINES TOURNANTES**

2.1	Introduction	34
2.2	Stratégie de maintenance	34
2.2.1	Définition	34
2.2.2	Types de maintenances	34
2.2.2.1	Maintenance corrective	34
2.2.2.2	Maintenance préventive	35
2.2.3	Choix d'une politique de maintenance	35
2.3	Vibrations Mécaniques	38
2.3.1	Définition de la Vibration	38
2.3.2	Caractéristiques des vibrations	38
2.3.2.1	l'amplitude	38
2.3.2.2	La fréquence	39
2.3.2.3	La phase	39
2.3.3	Différentes formes de vibration	39
2.3.3.1	Aléatoires	39
2.3.3.2	Déterministes	39
2.3.4	Mesure et collection du signal vibratoire	41

2.3.4.1	Le proximètre	41
2.3.4.2	Le vélocimètre	42
2.3.4.3	l'accéléromètre	42
2.4	Analyse vibratoire	43
2.4.1	Objectif :	43
2.4.2	Surveillance et Diagnostic	43
2.4.3	Techniques d'exploitation	43
2.4.3.1	Analyse temporelle	43
2.4.3.2	Analyse fréquentielle	46
2.4.3.3	Analyse Temps-Fréquence	50
2.5	Conclusion	52

### **CHAPITRE 3. DETECTION DE BALOURD UTILISANT UN CAPTEUR PIEZOELECTRIQUE SANS PLOMB**

3.1	Introduction	53
3.2	Choix du transducteur	53
3.3	Fabrication du capteur et conditionnement du circuit	55
3.3.1	Description du capteur piézoélectrique	55
3.3.2	Processus d'élaboration du transducteur	55
3.3.3	Étude électrique et diélectrique du capteur	56
3.3.4	Circuit de conditionnement du capteur	58
3.4	Balourds	59
3.5	Description du système embarqué	60
3.5.1	Moteur asynchrone triphasé	61
3.5.2	Acquisition du signal vibratoire	61
3.5.3	Acquisition du signal thermique	62
3.6	Implémentation des algorithmes sur la carte ESP32	63
3.6.1	Filtre de Kalman	63
3.6.2	Mise en œuvre de l'ann	64
3.7	Résultats et discussion	67
3.8	Conclusion	72

## CHAPITRE 4. DETECTION DE DEFAUTS PAR CLASSIFICATION D'IMAGES A DOUBLE SIGNATURES

4.1	Introduction	73
4.2	Généralités sur le traitement d'images	73
4.2.1	Caractéristique d'une image	73
4.2.1.1	Pixel	73
4.2.1.2	Dimension	73
4.2.1.3	Résolution	73
4.2.2	Couleurs et Encodage	74
4.2.2.1	Binaire	74
4.2.2.2	Gris	74
4.2.2.3	Couleur RVB	74
4.2.3	Analyse d'images	74
4.2.4	Images dans le diagnostic des défauts de moteurs	75
4.2.4.1	Analyses Temps-Fréquence	75
4.2.4.2	Images thermiques	76
4.2.4.3	Images de conversion	77
4.3	Technique de conversion des signaux unidimensionnels en images couleur	78
4.3.1	Description de la méthode	79
4.3.2	Système d'acquisition de données	80
4.3.2.1	Acquisition du signal vibratoire	80
4.3.2.2	Acquisition du signal thermique	81
4.3.3	Méthodologie	81
4.3.4	Formes des images	83
4.4	Classification d'images par Réseau de Neurones Convolutif	84
4.4.1	Couche de convolution	85
4.4.2	Couche de mise en commun (Pooling)	86
4.4.3	Couche relu	86
4.4.4	Couche d'aplatissement (Flatten)	87
4.4.5	Couche entièrement connectée (Dense)	87
4.5	Résultats et Discussion	89

4.5.1	Acquisition de données	89
4.5.2	Formation du CNN	90
4.5.3	Résultats expérimentaux	92
4.5.4	Discussion	96
4.6	Conclusion	97
<b>CONCLUSION GENERALE</b>		<b>106</b>
<b>REFERENCES</b>		<b>109</b>

# ***Introduction Générale***

La machine asynchrone occupe une place prépondérante dans le milieu industriel. Elle est appréciée pour sa puissance massique, sa robustesse et son adaptation à des applications de faibles, moyennes et fortes puissances mais aussi pour sa facilité de mise en œuvre et son faible coût (Siddique *et al.*, 2005). Malgré toutes ces qualités, il n'est pas rare que cette machine présente quelques défaillances qui peuvent être prévisible ou intempestive, mécanique, électrique ou magnétique et leurs causes sont très variées. Au cours des dernières décennies, les fortes demandes des consommateurs incitent les industriels à augmenter la production, de ce fait une amélioration du secteur technique est plus que nécessaire. Les ingénieurs ont recours à l'automatisation en exploitant plus de capteurs, de machines électriques et de robots, ainsi qu'à l'optimisation et ce, en employant des variateurs qui permettent de faire changer la fréquence de rotation dans une large gamme (Chabir, 2011). Ces améliorations sont certes bénéfiques à court terme fournissant une meilleure productivité. Cependant, la machine est soumise pendant son fonctionnement à des contraintes électrique, magnétique, mécanique et thermique, ce qui induit l'apparition de défauts qui engendrent des arrêts conduisant éventuellement à de très grandes pertes financières (Cherif, 2021). De nos jours, les machines sont tellement complexes et sophistiquées qu'elles exigent des stratégies d'entretien appropriées et très coûteuses. A titre d'exemple, en 1981 aux États-Unis, les usines ont dépensé plus de 600 milliards de dollars pour maintenir les installations productives et ce chiffre a doublé en 20 ans, et plus grave encore, 30 à 50 % de ces dépenses sont gaspillées à cause d'un entretien inefficace (Mobley, 2011). En raison de ces pannes inutiles et vu l'importance des enjeux en matière de productivité et de sécurité, les entreprises investissent énormément dans la maintenance préventive de leur système de production qui augmente ainsi la disponibilité et améliore la fiabilité des équipements et assure le bon fonctionnement des dispositifs. Cette stratégie adoptée par les entreprises s'avère gagnante là où de nombreux travaux de recherches sont menés depuis quelques décennies et aujourd'hui la maintenance n'a pas pour seul objectif de réparer l'outil de production mais surtout de prévoir et éviter son dysfonctionnement (Selcuk, 2017; Zonta *et al.*, 2020).

Des méthodes ont été développées afin de rendre possible l'identification des défauts à partir des signaux mesurés et par conséquent de connaître l'état défectueux de la machine (Gundewar and Kane, 2021; Hamoudi and Benatman, 2021; Lachtar, 2020). On distingue principalement deux familles de méthodes de diagnostic : la méthode de surveillance avec modèle et la méthode de surveillance sans modèle. La première citée se base sur la modélisation de l'équipement. Ce modèle servira de référence pour un point de fonctionnement nominal et tout écart par rapport

à ce point sera synonyme de défaillance. L'inconvénient de cette technique est l'existence d'incertitudes de la modélisation car cette dernière ne prend pas en considération tous les paramètres et les aléas qui peuvent influencer sur une information d'un paramètre de surveillance (Zemouri, 2003). Quant à la méthode de surveillance sans modèle, elle est également divisée en deux parties : la première correspond aux outils statistiques et de traitement du signal qui sont en contact direct avec le signal issu du capteur. Ces outils sont qualifiés de catégories bas niveau. Ils ne génèrent que des alarmes brutes sans donner des informations (Zemouri, 2003). Il existe un tas d'analyses de signatures utilisées en diagnostic des machines, la plus répandue est la mesure de vibration, qui revêt une importance très particulière du moment qu'elle joue un rôle capital dans les algorithmes générés pour la maintenance (Augeix, 2001; Jung *et al.*, 2017). Ces vibrations sont très significatives lorsqu'elles sont élevées et passé un certain degré, elles causent souvent des inquiétudes puisqu'elles annoncent un éventuel arrêt de la machine (Lizoul, 2021). L'analyse thermique est aussi une technique largement utilisée. Elle consiste en la mesure de la température interne du moteur et plus précisément celle des composants, de manière non invasive par diffusion de rayonnement infrarouge, ou par contact en utilisant des capteurs thermiques. La deuxième partie des méthodes sans modèle est composée des techniques dites de haut niveau et sont orientées particulièrement vers la communication avec un expert. Elles représentent les techniques de l'intelligence artificielle (AlShorman *et al.*, 2020; Khelf, 2014). Leurs réponses sont plus élaborées que celles de bas niveau car elles servent comme outils de base pour l'aide à la décision. Parmi ces techniques, on distingue les réseaux de neurones artificiels (RNA) qui peuvent être exploités en diagnostic comme outil principal de classification. En effet le problème de surveillance peut être considéré comme étant un problème de reconnaissance de formes et de classification où les classes représentent les différents modes de défaillance du système.

L'objectif de cette thèse porte sur la surveillance et la détection des défauts dans la machine asynchrone par les techniques des réseaux de neurones. On axera notre travail sur le défaut de balourd qui représente un des défauts les plus répandus pouvant survenir dans la machine asynchrone et le RNA servira comme modèle de classification.

Pour mener à bien ce travail, on a subdivisé cette thèse en quatre chapitres :

- Le premier chapitre présentera un état de l'art sur l'analyse des défauts dans les moteurs asynchrones. On définira tout d'abord la constitution de la machine et son fonctionnement, ensuite on s'attardera sur la présentation des défaillances pouvant

survenir au niveau du moteur et on clôturera ce chapitre par une énonciation des méthodes de diagnostic de la machine asynchrone.

- Le deuxième chapitre sera dédié à une étude globale de l'analyse vibratoire. Après une introduction et des généralités sur le terme de vibration, les techniques utilisées à des fins de diagnostic seront exposées et on présentera la multitude de méthodes dans les domaines temporel ou fréquentiel.
- Le troisième chapitre portera sur la détection du défaut de balourd par l'exploitation de la mesure de vibrations en utilisant un nouveau type de capteur de vibration piézoélectrique flexible. Une analyse thermique est associée à l'analyse vibratoire afin d'avoir une fiabilité de diagnostic maximale. Un algorithme de réseau de neurones artificiels sera employé pour la prédiction et la classification des éventuels défauts présents dans le moteur.
- Le quatrième et dernier chapitre exposera une classification des images couleur en utilisant un réseau de neurones de convolution. Les images sont créées à partir des signaux temporels unidimensionnels et convertis en matrices carrées. Elles possèdent toutes les informations relatives aux vibrations et à la température du moteur. Une étude comparative est donnée pour constater l'importance de la couleur dans une étude de classification.

Enfin, on terminera par une conclusion générale et des perspectives.

## **CHAPITRE 1.**

# ***État de l'art sur les Défaits de Machines Asynchrones***

### 1.1 Introduction

Les raisons pour mettre en place un programme de maintenance préventive sont innombrables : des réparations onéreuses, un temps d'arrêt de la production et aussi l'atteinte à la sécurité du personnel ne sont que quelques conséquences coûteuses et dangereuses de l'absence d'une bonne maintenance. Les causes de ces arrêts et pannes sont liées directement aux défaillances des composants constituant la machine : une mauvaise conception, un mauvais montage, une mauvaise utilisation ou la combinaison entre eux peuvent entraîner la dégradation complète de la machine.

Dans ce premier chapitre, nous allons énumérer les différents défauts qui peuvent affecter le moteur asynchrone, leurs classifications et leurs origines, l'accent est ensuite mis sur les méthodes de diagnostic étudiées dans notre système à savoir l'analyse vibratoire et l'analyse thermique.

### 1.2 Terminologie dédiée au diagnostic

Ce paragraphe présente de brèves définitions des termes principaux utilisés dans le domaine du diagnostic (Loures, 2006):

- **Défaut** : Déviation non permise d'au moins une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport aux conditions normales de fonctionnement.
- **Panne ou défaillance** : Interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans des conditions d'opérations spécifiées.
- **Dysfonctionnement** : Exécution d'une fonction du système au cours de laquelle le service rendu n'est pas délivré ou est délivré de manière incomplète.
- **Symptôme** : Changement d'une quantité observable par rapport à un comportement normal.
- **Perturbation** : Signal d'entrée non contrôlé dont la présence est non souhaitable mais considérée comme normale.
- **Suivi** : Fonction maintenant en permanence un historique des traitements effectués par le système de commande/supervision et une trace des événements que perçoit le système.
- **Détection de défauts** : Détermination de la présence de défauts et de l'instant d'occurrence de ces défauts.

- **Localisation de défauts** : Détermination du type, de la localisation et de la date d'un défaut détecté. Elle consiste à remonter d'un ensemble de symptômes à un ensemble de composants défaillants.
- **Identification de défauts** : Détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut. C'est une fonction qui suit la localisation.
- **Diagnostic** : Détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut. C'est une fonction qui suit la détection et inclut les fonctions de localisation et d'identification.
- **Surveillance** : Ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sein des modèles utilisés par le système de conduite du procédé. Elle consiste à l'enregistrement de l'information ainsi qu'à la reconnaissance et l'indication des comportements anormaux.
- **Supervision** : Représente la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération face à des défaillances.
- **Pronostic** : Fournit à l'utilisateur de la machine une estimation de la durée de vie résiduelle avant la casse totale (Quantification de la gravité du défaut) (Lizoul, 2021).

### 1.3 Le Moteur Asynchrone

#### 1.3.1 Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone ou MAS, souvent appelée moteur à induction, est une machine électrique alimentée par un système de tensions et de courants alternatifs. Sa principale fonction est d'assurer la conversion de l'énergie électrique en énergie mécanique. Si cette fonction n'est plus assurée suite à un incident quelconque, le moteur est alors jugé défaillant. C'est en 1831 que le phénomène d'induction a été découvert par Michael Faraday. Puis en 1887, Nikola Tesla utilisa ce principe d'induction afin de réaliser et de déposer le premier brevet sur le moteur asynchrone qu'il conçut à Strasbourg (France). Depuis, de multiples améliorations ont été réalisées afin d'obtenir la machine que nous connaissons aujourd'hui. Cette machine est particulièrement utilisée en tant que moteur dans l'industrie et pour des applications en tout genre. Elle comprend plusieurs éléments (illustrés sur la figure 1.1) se répartissant sur trois principaux compartiments : le stator, le rotor et les paliers.

La figure 1.1 nous montre aussi la présence d'un ventilateur qui permet 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 roulements sur les deux extrémités de l'arbre rotorique qui définissent son axe de rotation par rapport au stator qui est fixe et limitent les frottements lors de la rotation.

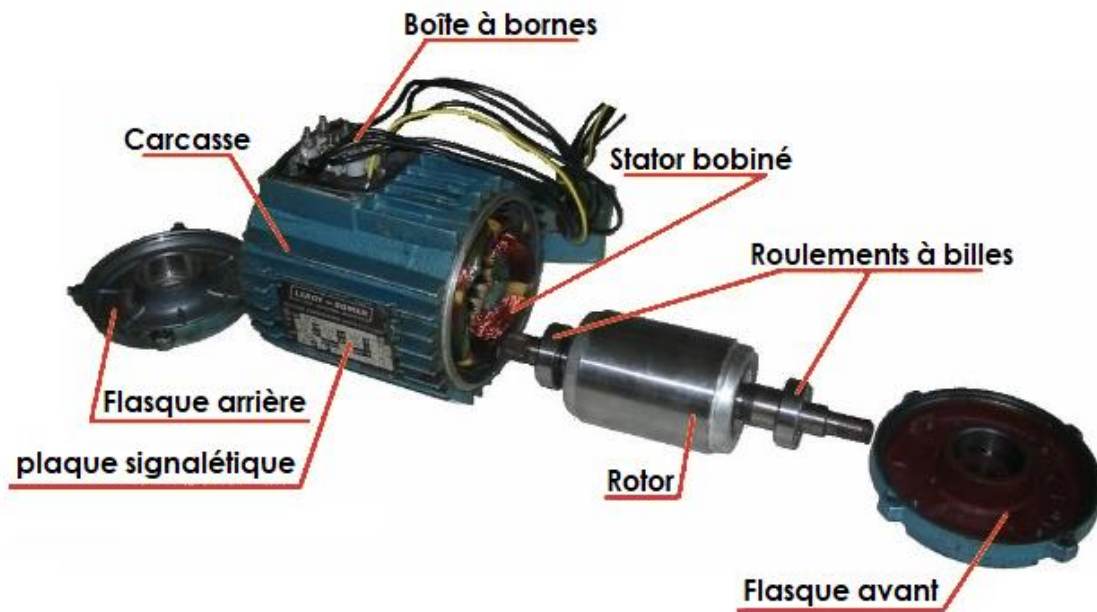


Figure 1. 1. Constitution de la machine asynchrone (Prades).

### 1.3.1.1 Le stator

Également appelé l'inducteur est la partie statique du moteur dont la principale fonction est de générer le champ magnétique rotatif. Il est constitué d'un cadre, d'un noyau et d'un enroulement de bobines, le plus souvent triphasé, se logeant dans un cylindre ferromagnétique entaillé d'encoches afin de réduire l'influence des courants de Foucault (Kerfali, 2016). Le noyau du stator supporte et protège l'enroulement triphasé du stator. Le noyau du stator est fabriqué par estampage d'acier au silicium de haute qualité.

Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties (Ondel, 2006): 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. La figure 1.2 suivante montre un schéma représentatif d'un stator en (a) et son allure réelle en image en (b).

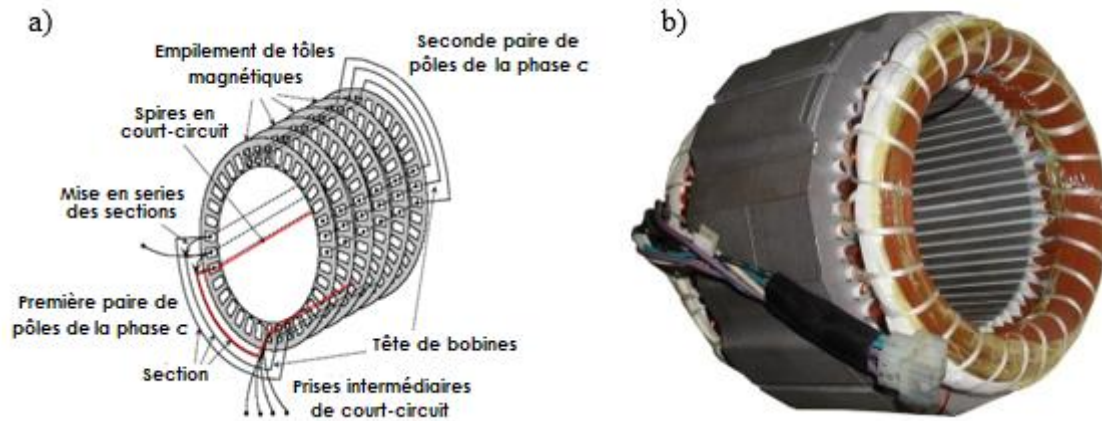


Figure 1. 2. Représentation d'un stator. (a) Schéma représentatif à la structure générale d'un stator (Guezmil, 2017). (b) Image réelle d'un stator typique (Levkin, 2021).

### 1.3.1.2 Le rotor

Appelé aussi l'induit, représente la partie rotative du moteur. Il est composé d'un noyau et d'un enroulement. Ce dernier est excité par l'alimentation en courant continu. Le noyau de type cylindrique est en fer et possède une fente semi-circulaire sur sa surface extérieure sur laquelle sont placés les conducteurs en cuivre ou en aluminium. Les conducteurs sont court-circuités à leurs extrémités à l'aide d'anneaux en aluminium ou en cuivre.

Le rotor, peut se présenter de deux manières différentes. En effet, il y a les rotors à cage d'écureuil et les rotors bobinés. Les machines asynchrones possédant les rotors à cage d'écureuil sont les plus répandues dans l'industrie, car ils possèdent une robustesse intrinsèquement plus grande et sont beaucoup plus aisés à construire que ceux des moteurs à rotors bobinés et par conséquent un prix de revient inférieur.

Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'une barre rotorique à une 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 comme le montre l'image de la figure 1.3.

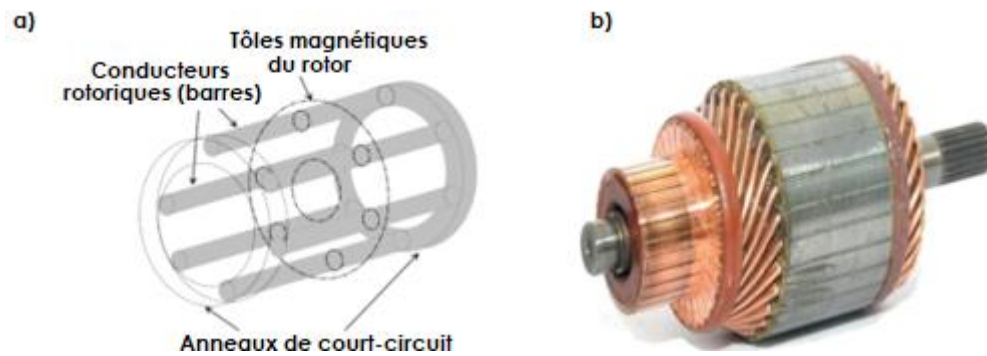


Figure 1. 3. Représentation d'un rotor. (a) Schéma représentatif de la structure générale d'un rotor (Guezmil, 2017). (b) Image réelle d'un rotor typique.

### 1.3.1.3 Les paliers

Ce sont des organes mécaniques qui assurent la protection, le maintien et la rotation du moteur :

- **La carcasse** : elle sert de support, joue le rôle d'enveloppe et assure la protection contre l'environnement extérieur.
- **L'arbre** : est un organe de transmission. Il comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre sur lequel est fixé un demi-accouplement. Il est généralement en acier moulé ou forgé.
- **Le/Les palier(s)** : Ils supportent l'arbre et soutiennent le rotor en lui assurant la libre rotation. Un second palier est libre pour assurer les dilatations thermiques de l'arbre.
- **Les roulements** : Ils assurent le guidage en rotation libre de l'arbre.

### 1.3.2 Rôle et importance de la machine asynchrone

#### 1.3.2.1 Domaines d'application (Ravalomanana and Ramelina, 2011)

- Ventilateurs centrifuges, soufflantes et pompes
- Compresseurs
- Convoyeurs
- Ascenseurs et grues à usage intensif
- Moulins à papier, Moulins à huile
- Usines de pétrole, de textile et de papier, etc.

#### 1.3.2.2 Études statistiques des défaillances de la machine asynchrone

Malgré sa robustesse, la machine asynchrone peut présenter différents types de défauts qui peuvent être recensés selon les études statistiques effectuées. Plusieurs cas ont été présentés par

des instituts de recherches et ont abouti à des résultats quasiment identiques. On citera quelques-unes d'entre elles, à commencer par l'une des études de General Electric qui a été publiée en 1985 dans EPRI (Group, 1985).

Cette expertise a été effectuée sur près de 5000 moteurs. La figure 1.4 récapitule la répartition globale des défauts examinés et le tableau 1.1 représente la distribution détaillée du phénomène étudié.

A noter que les machines n'ont pas été soumises au même fonctionnement, car l'occurrence d'un type quelconque de défauts dépend fortement de l'application spécifique de la machine. Ces moteurs ont donc été utilisés dans différentes applications et dans différentes branches de l'industrie.

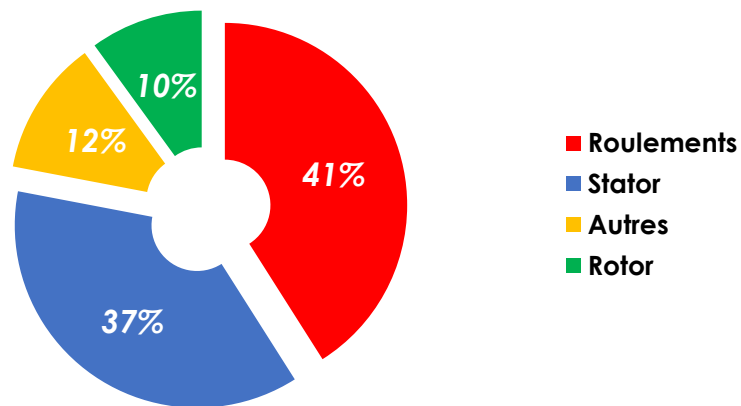


Figure 1. 4. Répartition globale des défauts examinés.

<b>Roulements</b>	Bagues 39%	Billes 20%	Joints 15%	Palier 12%	Lubrification 7%	Divers 7%
<b>Stator</b>	C.C au sol 64%	Isolation 11%	Calage 8%	Ailettes 3%	Aléages 3%	Divers 11%
<b>Autres</b>	Divers					
<b>Rotor</b>	Arbre 46%	Cage 46%	Divers 6%	Noyau 2%	-	-

Tableau 1. 1. Distribution détaillée des différents défauts de moteurs.

Une autre expertise a été effectuée en 1988 par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels sur des machines asynchrones de moyenne puissance (50 à 200 kW) et a donné les résultats illustrés dans la figure 1.5.

Ce qui est captivant dans ce travail est le résultat d'analyses de cette même compagnie entre 1973 et 1988 où il a été constaté que les pannes au niveau du stator sont passées de 78% à 60% et ceux du rotor de 12% à 20%. La baisse des défauts au niveau du stator est due à l'amélioration des isolants sur cette période (Ondel, 2006).

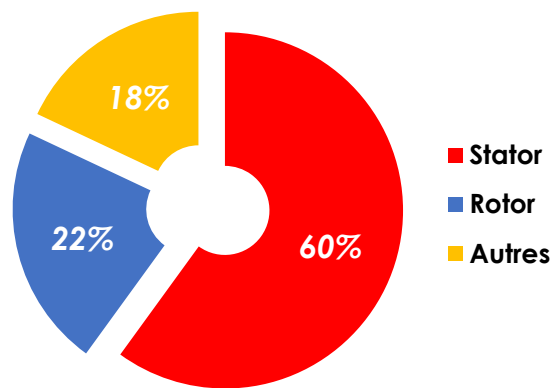


Figure 1. 5. Répartition des défauts majeurs des moteurs.

La troisième étude à laquelle nous nous sommes intéressée est celle réalisée par Thorsen and Dalva, 1995 où 2596 moteurs fonctionnant dans un même domaine lié à l'industrie pétrochimique ont été testés. Il a été repéré que 1637 moteurs présentaient des défauts, soit 63%. La figure 1.6 met en évidence la distribution en pourcentages des défauts présents dans ces machines.

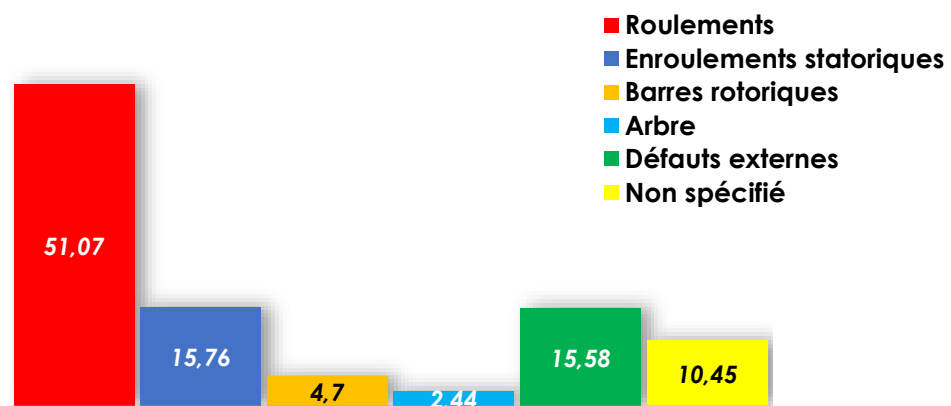


Figure 1. 6. Distribution des défauts de moteurs de la troisième étude.

Thorsen et Dalva ne se sont pas contentés de ces résultats généralisés. Ils ont accentué leurs statistiques en se focalisant sur les moteurs dont les activités sont extrêmes. Ainsi 419 machines fonctionnant sur une gamme de plus de 5 kV ont été testées. Ce type de moteurs génère souvent de grands courants de démarrage et des variations de couple importantes. Ces conditions paraissent nocives pour les machines car elles mènent à l'usure rapide des différents composants de la machine. Les résultats de la figure 1.7 montrent la distribution des défauts de cette classe.

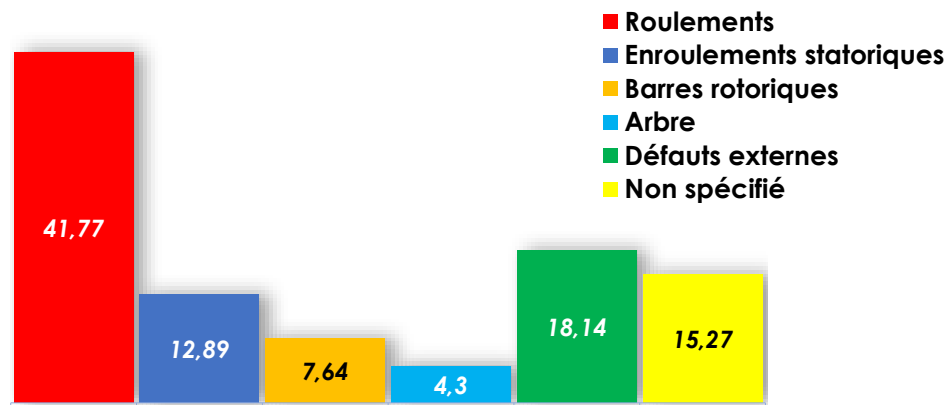


Figure 1. 7. Distribution des défauts de moteurs fonctionnant dans des conditions extrêmes.

Récemment et plus précisément en 2008, une importante étude est réalisée sur des machines asynchrones de grande puissance et ont montré que 65% à 85% des défauts pour 03 générations différentes de moteurs se focalisent sur les roulements et aussi sur les enroulements statoriques (Bonnett and Yung, 2008).

Après avoir consulté ces diverses expertises, on a pu constater que la défaillance la plus courante dans les moteurs est due aux roulements. Une autre information utile à prendre en considération est celle de la dépendance de la panne au contexte de fonctionnement de la machine car les défauts interagissent différemment sur l'état du moteur d'une application à l'autre et d'un environnement à l'autre.

A titre d'exemple, le taux de panne pour des moteurs utilisés en extérieur où l'atmosphère est humide peut-être 2.5 fois plus élevé que celui des moteurs travaillant en intérieur (Bonnett and Yung, 2008; Ibrahim, 2009).

## 1.4 Défauts des Machines Asynchrones

La robustesse de la machine asynchrone ne lui garantit aucunement une longévité infinie du moment qu'elle est constamment soumise à des perturbations qui induisent l'apparition des défaillances électrique, mécanique, thermique ou autres (Chahmi, 2017). L'objectif est de détecter ces défauts en cours d'évolution ou mieux encore, en cours d'apparition. Ces derniers sont classés selon leur nature ou leur origine.

### 1.4.1 Défauts Internes et Externes

Les défauts de moteurs sont tellement variés que les spécialistes du domaine sont obligés de les classer en deux principaux groupes : internes et externes (Casimir *et al.*, 2004). Les défauts externes sont provoqués par ce qui n'est pas lié directement au moteur tels que les tensions d'alimentation, la charge mécanique et aussi l'environnement d'utilisation de la machine. Les défauts internes sont causés par les constituants de la machine (circuits magnétiques, bobinages du stator et du rotor, entrefer mécanique, cage rotorique, ...). Le diagramme illustré en figure 1.8 montre une classification non exhaustive des principaux défauts (Chermat, 2015).

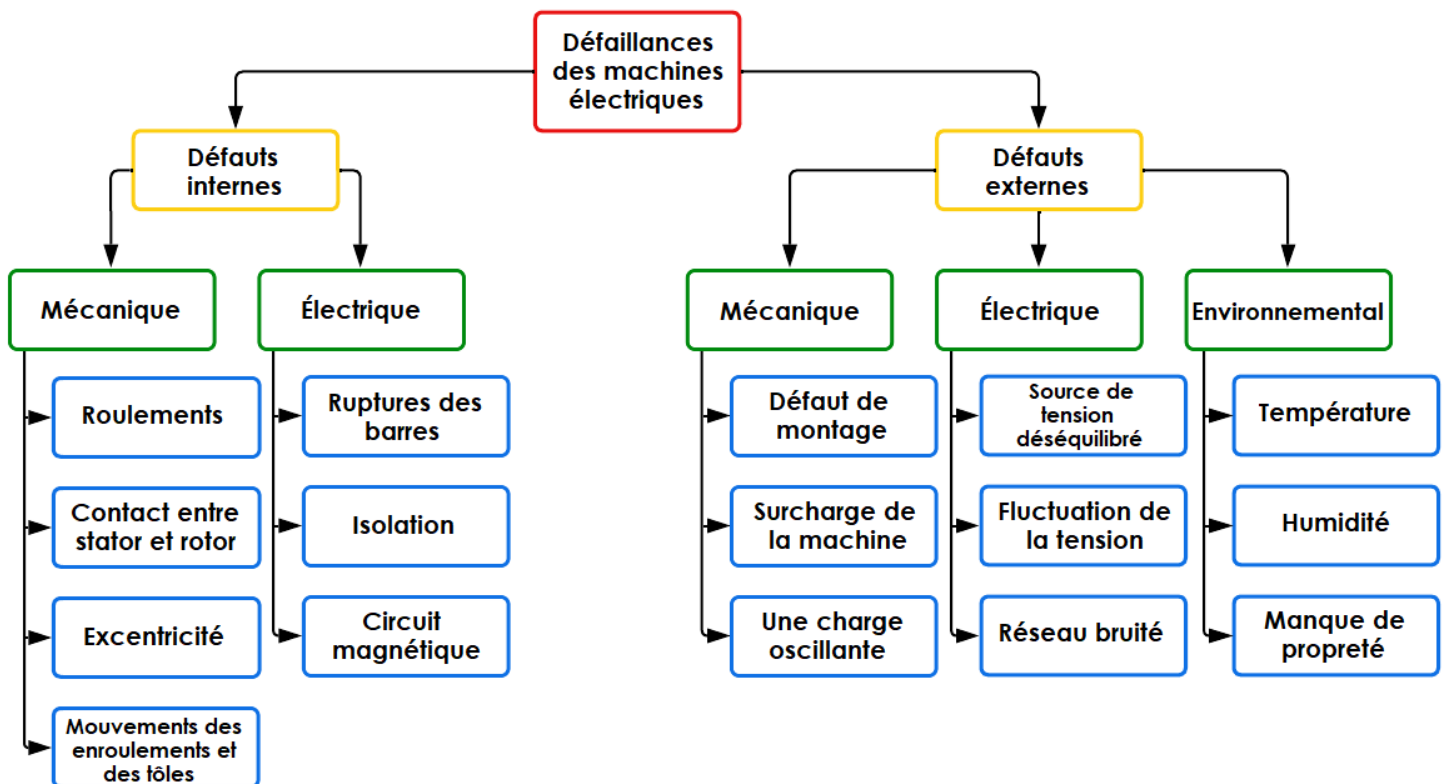


Figure 1. 8. Classification non exhaustive des principaux défauts de moteurs.

### 1.4.2 Défauts Mécaniques

La majorité des anomalies pouvant affecter les machines électriques sont généralement dues à l'usure abrasive, à l'humidité, à la corrosion, au montage incorrect, à des ajustements incorrects des bagues sur l'arbre ou dans le palier, au glissement des éléments roulants, à une pollution imprévue ou à la défaillance de la cage, des joints ou de la lubrification ou à une charge excessive (Bazi, 2016). Ils entraînent des effets mécaniques dans les machines tels que l'augmentation du niveau sonore et l'apparition de vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinal de la machine. Dans ce qui suit, on énuméra les défauts mécaniques souvent présents dans les moteurs asynchrones.

#### 1.4.2.1 Défaut de balourd :

##### A. Définition :

C'est l'une des causes de défaillance mécanique les plus communes et les plus fréquentes rencontrées dans les machines tournantes. Il est causé par une mauvaise répartition spatiale des masses dans la structure, entraînant un déplacement du centre de gravité en dehors de l'axe géométrique du rotor. Il en résulte que l'arbre en rotation est soumis à des efforts centrifuges qui le déforment. Le balourd est un déséquilibre massique qui provient généralement du défaut d'usinage, d'assemblage et de l'échauffement dissymétrique du rotor lors du fonctionnement (Morel, 1992).

La force engendrée par un balourd est une fonction de la masse  $m$  et du rayon du cercle  $r$  sur lequel le rotor tourne. Elle est proportionnelle au carré de la vitesse de rotation  $\omega$  et est donnée par l'équation (1.1) suivante :

$$F = m.r.\omega^2 \quad (1.1)$$

##### B. Types de balourds

Le phénomène de balourd se caractérise par une augmentation du niveau global choisi en basses fréquences et beaucoup plus par une composante d'amplitude élevée à la fréquence de rotation du rotor en direction radiale (Augeix, 2001). Il existe trois types de balourds :

➤ **Balourd statique :**

Il provoque un déplacement parallèle du centre de masse par rapport à l'axe géométrique. Il doit être compensé au niveau du centre de gravité. Pour ce faire, il faut retirer de la matière ou en rajouter à l'opposé afin d'équilibrer le processus. La figure 1.9 suivante montre un schéma d'un rotor présentant un balourd statique.

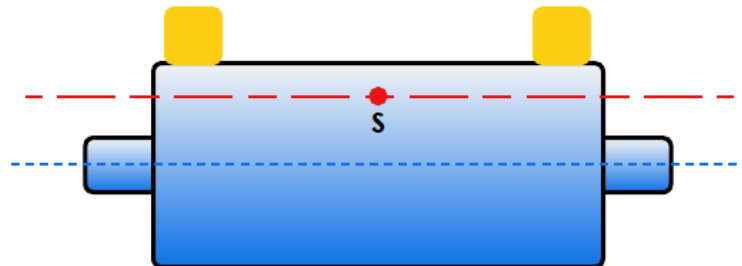


Figure 1. 9. Schéma représentatif d'un rotor présentant un balourd statique.

➤ **Balourd de couple :**

Deux forces parallèles égales agissant en direction opposée sur la même ligne droite créent un déséquilibre de couple. Le balourd de couple devient apparent seulement lorsque la pièce est en rotation.

Contrairement au balourd statique, le balourd de couple ne peut être corrigé qu'en faisant des corrections d'équilibre sur deux plans (figure 1.10).

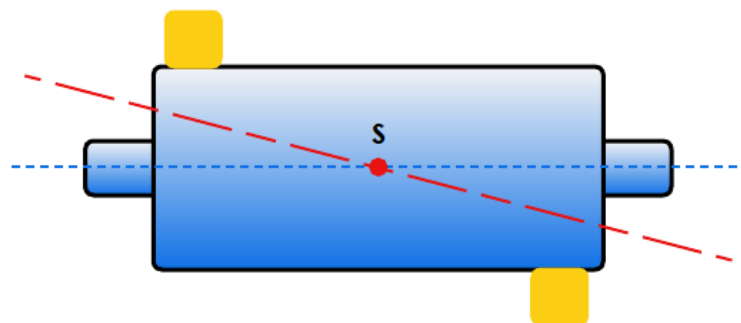


Figure 1. 10. Schéma représentatif d'un rotor présentant un balourd de couple.

➤ **Balourd dynamique :**

En réalité, le rotor possède plusieurs déséquilibres répartis aléatoirement le long de l'axe de rotation. Le balourd dynamique est le résultat de la fusion entre un balourd statique et de couple faisant sortir le centre de gravité en dehors de l'axe de rotation tout en l'inclinant. Pour corriger

complètement le déséquilibre dynamique, il est nécessaire d'avoir deux plans de correction. Le déséquilibre dynamique se produit pratiquement sur tous les rotors, c'est pourquoi, on emploie, pour effectuer l'équilibrage, des machines à équilibrer aussi bien horizontales que verticales (figure 1.11).

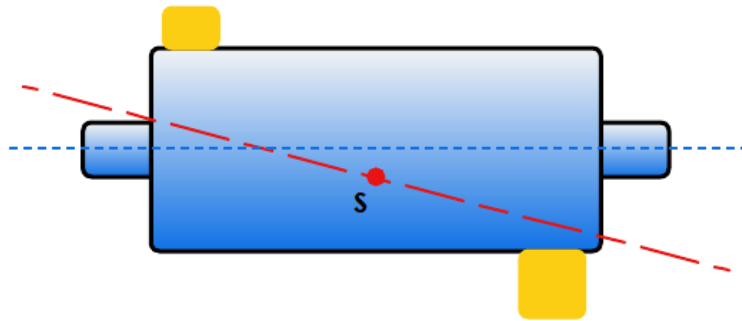


Figure 1. 11. Schéma représentatif d'un rotor présentant un balourd dynamique.

### C. Origines des balourds

- **Mécanique** : une évolution instantanée des vibrations est remarquée dès l'existence d'une masse de matière qui se détache ou vient se déposer sur le rotor comme une perte d'ailette, érosion ou dépôt de matières, ...
- **Thermique** : lorsque les rotors ne sont pas homogènes ou la température n'est pas répartie de façon uniforme, les rotors se déforment sous l'effet de contraintes thermiques :
  - déformation des rotors de turbines,
  - déformation des rotors d'alternateurs ou de moteurs électriques.
- **Évolutif** : dû aux frottements de l'arbre avec un des paliers de la machine, provoquant un échauffement dissymétrique.

#### 1.4.2.2 Défauts de roulement

Il peut y avoir plusieurs causes de défaillances des roulements à commencer dès leurs étapes de fabrication où un mauvais choix du matériau qui les constituent causant des écailles ou des fissures qui peuvent créer des perturbations au sein de la machine. Les courants électriques qui circulent au niveau des roulements peuvent provoquer à leur tour une détérioration plus importante de ces derniers. La graisse, qui permet la lubrification et la bonne rotation des roulements peut ainsi se rigidifier et causer une résistance à la rotation.

Un déséquilibre magnétique, une haute température ou un manque de propreté entraînent eux aussi une perte de métal et provoquent des chocs répétés des billes sur la cage de roulement (Morel, 1992). Des oscillations du couple de charge se font alors remarquées.

Une apparition de pertes supplémentaires et également un jeu entre la bague interne et la bague externe du roulement entraînent des vibrations par les déplacements du rotor autour de l'axe longitudinal de la machine. Dans le cas le plus défavorable, cela peut amener au blocage du moteur (Medoued, 2012). La figure 1.12 suivante montre l'architecture interne d'un roulement à billes.

La défaillance d'un roulement peut être détectée sur un spectre à partir de l'identification de ses fréquences caractéristiques. Elles sont données en écrivant que les vitesses aux points de contact entre billes et bagues sont nulles (Harris, 1991). Elles dépendent :

- Du diamètre des éléments roulants ( $d$ )
- Du diamètre moyen du roulement ( $D$ )
- Du nombre d'éléments roulants ( $N$ )
- De l'angle de contact ( $\nu$ )
- De la fréquence de rotation relative entre les bagues intérieure et extérieure ( $f_r$ ).

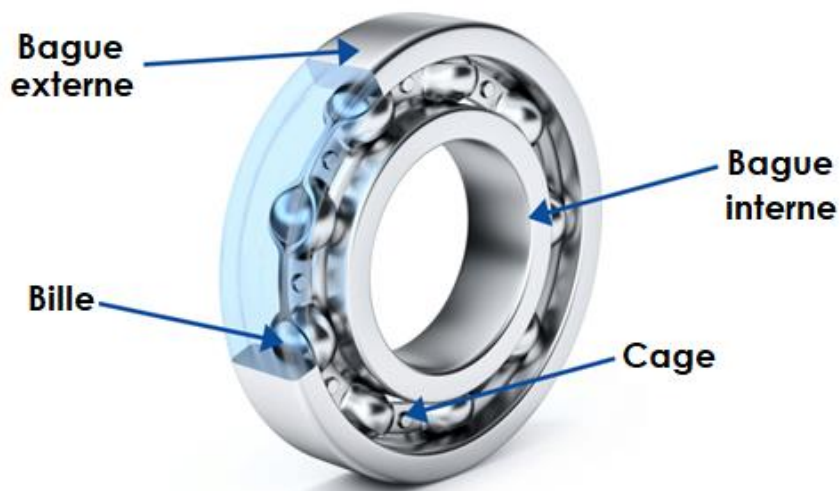


Figure 1. 12. Architecture interne d'un Roulement à Billes.

Les fréquences des différents défauts localisés sur les roulements sont données par les formules suivantes :

❖ Bague externe :

$$f_{be} = \left(\frac{N}{2}\right) \times fr \times \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right) \times \cos\varphi\right] \quad (1.2)$$

❖ Bague interne :

$$f_{bi} = \left(\frac{N}{2}\right) \times fr \times \left[1 + \left(\frac{d}{D}\right) \times \cos\varphi\right] \quad (1.3)$$

❖ Bille :

$$f_b = \left(\frac{D}{d}\right) \times fr \times \left[1 - \left(\left(\frac{d}{D}\right) \times \cos\varphi\right)^2\right] \quad (1.4)$$

❖ Cage :

$$f_c = \left(\frac{1}{2}\right) \times fr \times \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right) \times \cos\varphi\right] \quad (1.5)$$

### 1.4.2.3 Défauts d'excentricité

L'excentricité d'une machine électrique est un phénomène qui évolue dans le temps et qui existe dès sa fabrication. Il est conséquent d'un décentrement du rotor par rapport au stator qui se traduit par des oscillations de couple (décalage entre le centre de rotation de l'arbre et le centre du rotor). Le point ultime de l'excentricité est le frottement du stator sur le rotor, qui est synonyme de destruction rapide de la machine.

Il existe dans la littérature maints ouvrages très complets qui traitent ces divers problèmes (Ghoggal *et al.*, 2013; Mirzaeva and Saad, 2018) : L'analyse vibratoire, l'analyse par ultrasons et beaucoup plus l'analyse des courants statorique représentent les techniques permettant de détecter ce type de défaillance. Il existe trois types d'excentricité :

#### A. Excentricité statique :

L'axe de rotation du rotor est fixe mais ne coïncide pas avec celui du stator, donc le même décalage entre le rotor et son centre de rotation par rapport à leurs positions initiales est observé

(figure 1.13). L'épaisseur d'entrefer ne change pas au cours du temps pour une position donnée. (Bacchus, 2016).

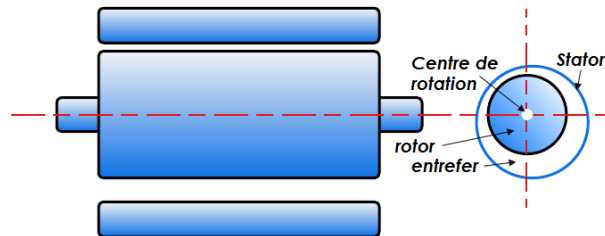


Figure 1. 13. Schéma représentatif d'un défaut d'excentricité statique.

### B. Excentricité dynamique :

Le centre de rotation du rotor est différent du centre géométrique du stator mais tourne autour du centre géométrique de ce dernier. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du cylindre rotorique ou statorique. Le rotor ne tournant plus autour de son centre, l'épaisseur d'entrefer varie en fonction du temps pour une position fixée (figure 1.14).

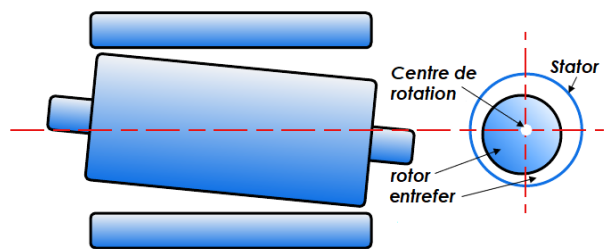


Figure 1. 14. Schéma représentatif d'un défaut d'excentricité dynamique.

### C. Excentricité mixte :

La plus fréquente, est la combinaison des deux précédentes où non seulement le rotor est décentré par rapport au stator mais son centre de rotation l'est également (figure 1.15).

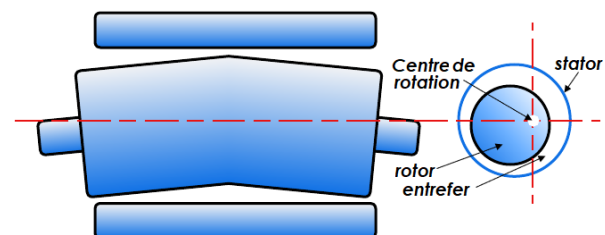


Figure 1. 15. Schéma représentatif d'un défaut d'excentricité mixte.

L'excentricité provient :

- Des défauts de fabrication (usinage).
- De la flexion de l'arbre.
- Du phénomène d'usure ou au désalignement des roulements.
- Du positionnement incorrect du rotor ou du stator ou des paliers au moment de l'assemblage
- De l'ovalité du rotor ou de la partie intérieure du stator
- De la vitesse de fonctionnement excessive du moteur.

### 1.4.2.4 Autres défauts

#### A. Jeu mécanique :

Un jeu mécanique est généralement associé au mauvais serrage d'un des composants du moteur, à des boulons cassés, un mauvais montage ou à l'usure. Un jeu mécanique génère un certain bruit qu'on peut diagnostiquer grâce à la 2<sup>ème</sup> harmonique de la fréquence de rotation. Parfois, il est également possible de retrouver des pics à la demi harmonique ( $\frac{1}{2} f_r$ ) et ses multiples.

#### B. Défaut d'alignement :

C'est un problème similaire au balourd, car malgré l'emploi de paliers auto-alignant et d'accouplements flexibles, il est quasiment impossible d'aligner deux arbres et leurs paliers. Un désalignement provoque des vibrations aux fréquences de rotation et à la 2<sup>ème</sup> et la 3<sup>ème</sup> harmonique de la fréquence de rotation et parfois plus encore.

#### C. Défaut d'engrenage :

C'est un défaut qui est souvent lié aux dégradations de la denture qui peut avoir un mauvais centrage, une denture cassée ou abîmée ou autres. Il peut y avoir aussi une corrosion ou un frottement qui se traduisent par un enlèvement de métal lorsque l'engrenage est mal lubrifié et que les efforts sont importants. Ce défaut se caractérise par une fréquence égale à la fréquence de rotation multipliée par le nombre de dents.

### 1.4.3 Défauts Électriques

#### 1.4.3.1 Défauts Statoriques

Les défauts les plus récurrents localisés au niveau du stator peuvent être définis comme suit:

- Défaut d'isolant
- Court-circuit entre spires
- Court-circuit entre phases
- Déséquilibre d'alimentation
- Défaut de circuit magnétique

##### **A. Défauts d'isolant dans un enroulement :**

Il se produit dans le moteur asynchrone des phénomènes thermiques liés à différentes pertes (Joule, mécanique, ...) engendrant une augmentation de la température des différents composants du moteur. Ceci entraîne l'apparition de courts-circuits dégradant d'une manière continue les isolants dans les enroulements qui finissent par ne plus assurer leur fonction. Les différentes causes pour ce type de défaut sont :

- Dégradation de l'isolant dès sa fabrication.
- Dépassement de la tension limite du matériau d'isolation de l'enroulement.
- Courant élevé dans l'enroulement dû à un court-circuit ou une surcharge. Ceci entraîne une élévation de la température dégradant prématurément le matériau d'isolation.
- Vieillesse naturelle des isolants même dans le cas d'une utilisation correcte de la machine.
- Fonctionnement dans un environnement sévère.

##### **B. Court-circuit entre spires**

Plusieurs défauts d'isolant combinés dans l'enroulement peuvent provoquer une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée et une amplification des courants dans le circuit rotorique. Ceci a pour conséquence une augmentation de la température au niveau du bobinage et, de ce fait, une dégradation accélérée des isolants, pouvant provoquer un

court-circuit entre spires dans une phase ou un défaut en chaîne (apparition d'un 2ème court-circuit).

### C. Court-circuit entre phases

L'analyse de ce type de défaut repose sur des critères difficiles à négliger car ils dépendent de sa localisation :

- Un court-circuit entre phases proches de l'alimentation induit des courants très élevés qui conduisent à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction par les protections.
- Un court-circuit entre deux phases proches du neutre engendre un déséquilibre sans provoquer la fusion des conducteurs.

En présence de ce défaut, les courants statoriques sont totalement déséquilibrés et lui sont proportionnels. Les courants dans les barres et aussi dans les anneaux sont augmentés.

La détection de ce type de défaut peut reposer donc sur le déséquilibre des courants de phases.

### D. Déséquilibre d'alimentation

Les systèmes de distribution triphasés alimentent souvent des charges monophasées. Tout déséquilibre dans l'impédance ou la distribution des charges peut produire un déséquilibre sur les trois phases. Des défauts potentiels peuvent se manifester dans le câblage du moteur, dans ses terminaisons ou même dans les enroulements.

Ce déséquilibre peut imposer des contraintes à l'ensemble du circuit de phase d'un système triphasé et provoquer un flux de courant excessif sur une ou plusieurs phases, ce qui augmente les températures de fonctionnement et dégrade l'isolation (Neves *et al.*, 2014; Sridhar and Rao, 2013).

### E. Défauts de circuit magnétique

Les causes les plus fréquentes de ce défaut sont généralement liées à un défaut sévère d'excentricité statique et/ou dynamique qui (voir section 1.4.2.3) peut à long terme conduire à

un contact entre le stator et le rotor qui détruirait le circuit magnétique (Halem, 2015). La projection des corps étrangers dans l'entrefer (dû à un échauffement local intense dans les tôles) provoquée par un court-circuit des conducteurs peut entraîner l'abrasion des tôles et ainsi les court-circuitées (Vaseghi, 2009). Ces défauts à leur tour peuvent accentuer le problème par des phénomènes de surchauffe, de surtension, d'élévation importante du courant, etc.

### 1.4.3.2 Défauts Rotoriques

Une dissymétrie rotorique au niveau du fonctionnement de la machine est remarquée après l'identification de ces défauts. Elle peut à son tour accentuer des problèmes tels que :

- Thermique (surcharge)
- Électromagnétique (excentricité)
- Résiduel (déformation)
- Dynamique (arbre de transmission)
- Mécanique (roulement)

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du rotor, peuvent être définis comme suit :

#### A. Ruptures de barres

La cassure ou rupture de barre est un des défauts les plus fréquents au rotor. Il est couramment étudié en laboratoire en raison de sa simplicité de réalisation. Une augmentation de l'amplitude des oscillations est synonyme d'une réduction de la valeur moyenne du couple électromagnétique (Ondel, 2006) et d'une accélération de la détérioration de la machine. Ceci engendre un fonctionnement anormal de la machine (production de vibrations mécaniques) et le couple diminue sensiblement avec le nombre de barres cassées.

#### B. Ruptures d'anneaux

La rupture d'une portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi souvent que la rupture de barres. Il lui est d'ailleurs généralement confondu dans les études statistiques ce qui le rend difficile à détecter (Ondel, 2006). En effet, un déséquilibre de la répartition des courants dans les barres rotoriques est produit par la rupture d'une portion d'anneau, ce qui engendre un effet

de modulation d'amplitude sur les courants statoriques similaires à celui provoqué par la cassure de barres.

L'indice qui les fait différencier réside dans le fait que les anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants. Donc, un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement (température, humidité,...) ou une surcharge de couple peuvent entraîner leur cassure (Medoued, 2012).

### 1.4.4 Origines et Causes des défauts

Les défauts sus présentés sont l'origine d'une combinaison de maintes contraintes qui agissent sur la machine. Ils peuvent être classés selon leurs origines thermique, électrique, mécanique, environnementale ou défauts de fabrication (Siddique *et al.*, 2005).

#### 1.4.4.1 Thermique

L'augmentation de la température par rapport au fonctionnement normal de la machine entraîne la détérioration de l'isolant du bobinage au niveau du stator et du rotor bobiné. Elle peut aussi influencer le lubrifiant dans les roulements. La surcharge thermique peut avoir comme origine une tension de phase déséquilibrée, une température ambiante plus élevée, des démarrages répétitifs dans un court laps de temps, des surcharges, etc. (Bonnett and Soukup, 1992).

#### 1.4.4.2 Électrique

Les variations brutales et instantanées d'une tension conduisent à la dégradation du diélectrique qui assure l'isolation des bobines. Les roulements sont les plus touchés par la cause thermique car la circulation de courants de fuite induits par les onduleurs cause leur vieillissement rapide.

#### 1.4.4.3 Mécanique

Les démarrages répétitifs ont pour conséquence d'augmenter la température dans les bobinages du stator et du rotor, ce qui pourrait entraîner des fissures dans l'isolant qui peuvent se propager et provoquer un début de court-circuit interne. Les vibrations dues aux excentricités de l'arbre, un mauvais ajustement des roulements, un manque de ventilation ou un manque de lubrifiant influent négativement sur le fonctionnement normal de la machine.

### 1.4.4.4 Environnemental

Les milieux poussiéreux influent sur la lubrification de quelques composants ce qui provoquent leurs usures et corrosions et conduisent souvent à leurs détériorations. La présence d'humidité ou de produits chimiques dans l'air ambiant peut aussi détériorer la qualité de l'isolation et conduire à des défauts d'enroulement.

### 1.4.4.5 Défauts de fabrication

Une mauvaise soudure entre les barres et les anneaux, un mauvais serrage ou un montage anormal des roulements ou des enroulements ont un effet néfaste sur le fonctionnement normal des machines et mènent à la dégradation voire à la destruction des composants de la machine.

## 1.5 Techniques de diagnostic des défauts de machines asynchrones

Comme défini dans la section 2.2.1, la maintenance requiert la connaissance des régimes de fonctionnement des systèmes et la surveillance offre une réponse aux besoins d'informations de la maintenance afin de garantir un fonctionnement quasi idéal des systèmes. Le diagnostic s'associe à la surveillance mais elle possède en plus un objectif, celui de déterminer les causes des dysfonctionnements.

Pour remédier au problème de détection de ces défauts, il existe une variété de techniques de diagnostic. L'objectif de cette section est de présenter diverses méthodes appliquées aux machines électriques. Selon plusieurs auteurs, ces méthodes peuvent être classées en trois catégories, celles qui utilisent un modèle analytique (connaissance à priori) du système, celles qui se dispensent de ce modèle (sans connaissance à priori) et celles utilisant des techniques avancées d'intelligence artificielles (Belhamdi, 2014; Harzelli, 2020).

### 1.5.1 Techniques de diagnostic avec modèle

Ces méthodes de détection supposent une connaissance a priori du système, particulièrement les paramètres représentant le processus physique à étudier. Une comparaison entre les signaux disponibles obtenus d'un modèle sain prédéfini et des signaux générés en système pratique réel fait apparaître des différences comportementales de certaines grandeurs caractéristiques liées au fonctionnement de la machine. Ceci permet entre autres la détection ainsi que l'identification de la défaillance susceptible de se manifester.

Ces différences étant la signature des défauts sont appelées résidus. Si l'une de ces différences dépasse un certain seuil, la présence d'un défaut est signalée. Ces méthodes peuvent être classées en trois catégories citées ci-dessous :

### **1.5.1.1 Méthode d'estimation paramétrique :**

Cette méthode suppose qu'un modèle paramétrique qui décrit le comportement du système existe et que ses valeurs en fonctionnement nominal sont connues. Elle consiste en l'identification des paramètres caractérisant le fonctionnement réel à partir de mesures des entrées et des sorties du système (Willsky, 1976).

Afin de détecter l'apparition de défaut dans le système étudié, il faut effectuer une comparaison entre les paramètres théoriques et ceux estimés.

### **1.5.1.2 Méthode d'espace de parité :**

Cette méthode se focalise sur la vérification de la parité des mesures issues de capteurs et des entrées connues telles que les consignes, signal de commande, etc. avec les modèles du procédé.

### **1.5.1.3 Méthode à base d'observateurs :**

Cette méthode se base sur la comparaison entre la sortie mesurée et sa reconstruction à l'aide d'observateurs. L'écart entre les deux peut être utilisé comme résidu (Beard, 1971; Jones, 1973).

## **1.5.2 Technique de diagnostic sans modèle**

Ces méthodes ne nécessitent pas obligatoirement de modèle précis du système mais fait appel le plus souvent à l'utilisation de signatures qui contiennent souvent des informations pertinentes pour la détection d'une défaillance ou d'une dégradation. Elles sont très utilisées en diagnostic pour des raisons de simplicité et d'efficacité. Elles reposent sur la connaissance du comportement du système sain qui est comparé à celui du système sous diagnostic par la mesure de divers signaux.

Plusieurs signatures peuvent être utilisées pour analyser le contenu des informations liées aux machines électriques : les courants, les puissances, le couple, la vitesse, le flux, les

vibrations, ... etc. Cette dernière sera présentée d'une manière approfondie dans le deuxième chapitre.

Les signatures de défauts, obtenues par modélisation ou par relevé expérimental, sont généralement classées dans une base de données puis exploitées ultérieurement par analyse de signal ou par l'utilisation d'un système expert (classification, reconnaissance de forme, ...) (Bazi, 2016).

### 1.5.2.1 Techniques mécaniques

#### A. Analyse vibratoire des machines

Le bruit et les vibrations sont naturellement présents dans toutes les machines électriques. Ces vibrations fournissent des informations de défauts mécaniques souvent rencontrés. Plutôt que de disposer d'une étude au cas par cas, on réalise un diagnostic général de la machine en fonction des défauts présents.

Le diagnostic vibratoire est une méthode très ancienne et très utilisée jusqu'à présent pour la détection des défauts dans les machines électriques. Les vibrations peuvent être captées par des accéléromètres placés sur les paliers selon les directions axiale, verticale et radiale. L'analyse spectrale de ces signaux renseigne sur les différents défauts qui sont à l'origine de ces vibrations. Des mesures vibratoires peuvent être effectuées lorsqu'un problème est suspecté.

Plusieurs domaines ont limité ou même cessé l'utilisation de cette technique vu la cherté du capteur demeure le principal obstacle à son adoption (Mohd Ghazali and Rahiman, 2021; Yoo and Jeong, 2022)

#### B. Analyse acoustique des machines

L'analyse des défauts des moteurs électriques par les signaux acoustiques permet une détection de quasiment tous les défauts pouvant se produire dans le système. Cette analyse peut être réalisée à partir de capteurs, généralement ceux à ultrasons, ce qui donne l'avantage de les utiliser de manière non invasive. L'inconvénient réside dans le fait que la présence d'un technicien est obligatoire.

### 1.5.2.2 Techniques thermiques

L'augmentation de la température durant le fonctionnement du moteur influe considérablement sur sa durée de vie. En effet, Si un défaut survient, il existe une forte possibilité de surchauffe ou de frottements entre composants qui influencent d'une manière directe l'effet thermique de la machine.

Un capteur de température peut être monté ou placé sur une surface extérieure de la machine selon son architecture. Récemment, des capteurs thermiques non invasifs sont utilisés pour relever les données thermiques sans contact direct avec le moteur. En plus, des techniques par visualisation d'images thermiques par infrarouge sont utilisées pour le diagnostic des défauts.

### 1.5.2.3 Techniques chimiques

Ces techniques sont basées généralement sur l'analyse des huiles présentes dans les moteurs. L'intervention est alors requise si les produits indiquant la dégradation sont présents. Cette technique est très puissante car elle est liée à la cause de l'usure. Cette dernière se produit généralement lorsque deux surfaces ou plus interagissent et les particules sont ainsi générées par friction (Djebili, 2013).

Par ailleurs, une autre analyse peut être effectuée en utilisant la technique d'absorption infrarouge du gaz d'oxyde de carbone qui apparaît dans le circuit d'air refroidissant produit par la dégradation de l'isolation électrique (Bessous, 2007). La plupart de ces techniques précitées sont lentes et difficiles à mettre en œuvre. Elles exigent aussi l'emploi de capteurs qui sont souvent onéreux. Ce genre de techniques se trouve généralement dans les machines de grande puissance.

### 1.5.2.4 Techniques électriques et magnétiques

#### A. Analyse des courants statoriques

L'analyse des courants statoriques est très utilisée en raison de sa simplicité et surtout pour sa richesse en informations sur les défauts pouvant apparaître sur le moteur. Elle consiste à discerner les défauts par l'étude des composantes fréquentielles dans le spectre des courants statoriques. Ces derniers qui sont faciles à mesurer, permettent de détecter aussi bien les défauts

électriques que mécaniques et fournissent des informations sur de nombreux défauts (Kliman and Stein, 1992).

### B. Analyse du vecteur de Park

L'analyse par courants de Park reste une représentation très appréciée dans le domaine du diagnostic. Elle décrit le phénomène des moteurs asynchrones triphasés en deux dimensions à partir de la fonction des courants statoriques de phase :  $I_R(t)$ ,  $I_S(t)$  et  $I_T(t)$ . Les courants de Park  $I_d(t)$  et  $I_q(t)$  peuvent être calculés grâce aux deux relations suivantes (Cruz and Cardoso, 2001):

$$I_d(t) = \sqrt{\frac{2}{3}}I_R(t) - \frac{1}{\sqrt{6}}I_S(t) - \frac{1}{\sqrt{6}}I_T(t) \quad (1.6)$$

$$I_q(t) = \frac{1}{\sqrt{2}}I_R(t) - \frac{1}{\sqrt{2}}I_T(t) \quad (1.7)$$

On trace ensuite le courant  $I_q(t)$  en fonction de  $I_d(t)$  à partir du vecteur de Park  $[I_d(t), I_q(t)]$ . Le défaut se traduit automatiquement par un épaississement du contour du cercle permettant ainsi d'établir un diagnostic de défaut en fonction de la surveillance des déviations de ce cercle par rapport au modèle de base.

### C. Analyse du couple électromagnétique

Certains défauts, notamment les défauts de charge peuvent être détectés par la recherche d'harmoniques dans le spectre du couple électromagnétique. En effet, ces défauts vont induire des variations du flux et du courant dans la machine. L'analyse spectrale de ce signal donne des informations pertinentes sur l'état du moteur. Toutefois, la nécessité d'un équipement chère pour l'acquisition de cette grandeur représente un inconvénient majeur de cette méthode (Sahraoui, 2010).

#### 1.5.3 Méthodes de diagnostic par les techniques de l'Intelligence Artificielle (IA)

Avec l'avancée des techniques d'Intelligence Artificielle (IA), le diagnostic de défaut des machines électriques s'est détourné des techniques traditionnelles. Ces méthodes utilisant l'IA, s'appuient sur la connaissance a priori du système et utilisent un ensemble de données qui constitue la base de connaissances (Menacer, 2007). Parmi ces méthodes, qu'on peut regrouper en quatre grandes familles, on citera :

- Diagnostic par réseaux de neurones.
- Diagnostic par systèmes experts ;
- Diagnostic par logique floue ;
- Méthodes de reconnaissance des formes ;

Les techniques d'IA minimisent l'intervention humaine pour la surveillance des défauts des machines électriques, donnant naissance au concept du diagnostic automatisé (Cherif, 2021). L'inconvénient majeur est que le succès du diagnostic dépend des données de l'apprentissage initial. Ainsi seuls les défauts représentés dans l'apprentissage peuvent être diagnostiqués, de plus, le volume de l'apprentissage est important (Toliat *et al.*, 2012)

### 1.5.3.1 Réseaux de neurones artificiels

Le réseau de Neurones Artificiels (RNA) est considéré comme l'algorithme le plus couramment utilisé. Il se base sur une approche mathématique du fonctionnement du cerveau humain. Dans sa forme la plus populaire, un RNA comporte trois composantes : la couche d'entrée, la ou les couche(s) cachée(s) et la couche de sortie. La figure 1.16 montre l'architecture phare d'un neurone formel. Les unités de la couche cachée sont appelées unités cachées, car leurs valeurs ne sont pas observées. Le modèle du neurone formel se comporte comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées, suivie d'une non linéarité, appelée fonction d'activation, responsable du comportement du neurone. Les cercles étiquetés "+1" sont des termes d'interception et sont appelés unités de biais.

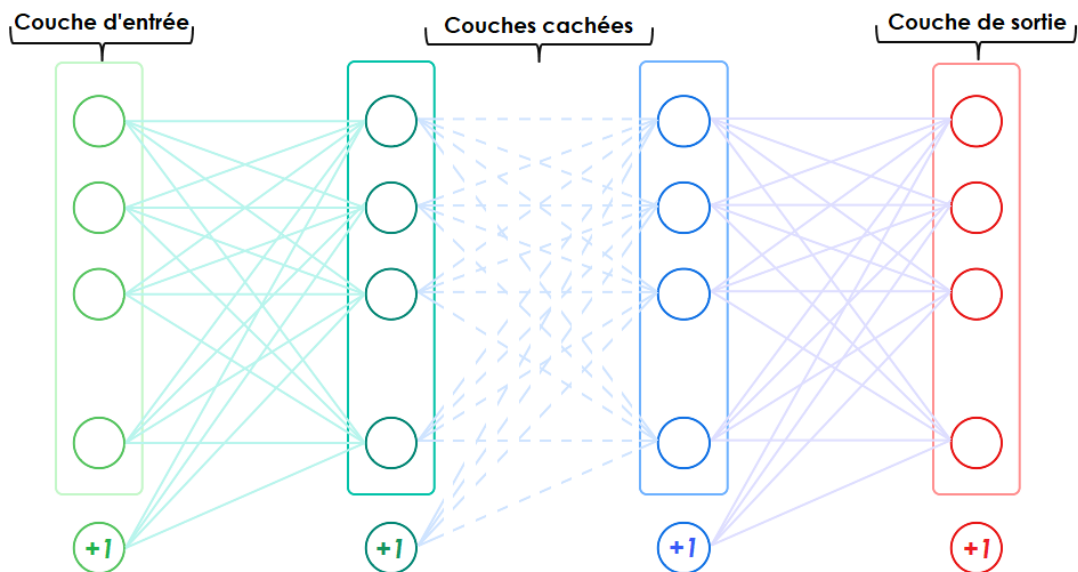


Figure 1. 16. Architecture générale d'un Réseau de Neurones Artificiels

Chaque neurone d'une couche est lié et renforcé à tous les neurones des couches voisines grâce à des poids d'accès physiques dits poids de connexion. Les neurones de la couche cachée se comportent comme des détecteurs de caractéristiques alors que les neurones de la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau qui représentent la réponse aux signaux d'entrée. Une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées.

### 1.5.3.2 Systèmes experts

Les systèmes experts font partie de l'intelligence artificielle. Cette discipline peut être définie comme étant un système informatique destiné à résoudre un problème précis à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un ou plusieurs spécialistes de ce problème. Ils sont construits à partir de l'analyse d'un savoir. Il va donc :

- Contenir des connaissances sur un domaine donné.
- Percevoir une réalité à mettre en regard de ces connaissances.
- Mettre en œuvre un raisonnement, utilisant ces connaissances, destiné à conduire à la solution du problème posé.

Les systèmes experts touchent à pratiquement tous les domaines dont les principaux sont : le diagnostic, la planification, la conception, le contrôle des processus, la gestion de configuration et plus généralement, diverses formes d'aide à la décision.

### 1.5.3.3 Logique floue

Contrairement à la logique booléenne, la logique floue comble les lacunes de cette dernière en introduisant la notion de continuité entre les états. Elle introduit une infinité de valeurs entre le faux et le vrai (donc des valeurs sur l'intervalle  $[0,1]$ ) permettant de déterminer un degré d'appartenance à un état ou à un autre. La logique floue se concentre ainsi sur la prise en compte de la logique de la pensée humaine qui est approximative.

Le principe de fonctionnement de cette technique dans le domaine du diagnostic consiste à extraire puis à calculer les signaux d'entrée, en utilisant des règles linguistiques représentées sous forme de fonctions d'appartenances. Ces règles peuvent contenir tous les modèles possibles des défauts considérés. La procédure de fonctionnement d'un système flou est réalisée en trois étapes :

- La fuzzification : elle contient un traitement de données préliminaires qui sont traitées par des règles linguistiques qui nécessitent leur définition par des fonctions d'appartenance. Elle fournit une série de variables floues, réunies par un vecteur.
- L'inférence : Le vecteur est lié par plusieurs règles qui doivent tenir compte du comportement statique et dynamique du système (des effets du système à diagnostiquer).
- La défuzzification : la valeur floue (linguistique) est transformée en une valeur déterminée pour déduire l'état du système.

#### 1.5.3.4 Reconnaissance des formes

La Reconnaissance des Formes (RdF) est un des nombreux aspects de l'intelligence artificielle ou plus exactement de l'intelligence calculatoire. Sa fonction principale est de comparer des signatures extraites d'un système avec des formes types afin d'associer un ensemble de mesures à des états de fonctionnement. Cela aide les opérateurs humains à réaliser automatiquement la classification. La RdF repose sur le classement des objets en les comparant à des formes-types. Ces dernières sont des observations réalisées sur le processus. Elles sont caractérisées par un ensemble de  $d$  paramètres et représentées par un point dans l'espace de même dimension  $d$ . Comme les paramètres sont souvent des nombres réels, une forme  $i$  peut être représentée par un vecteur  $X = x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}$  de  $R$  (Voir la figure 1.17 suivante).

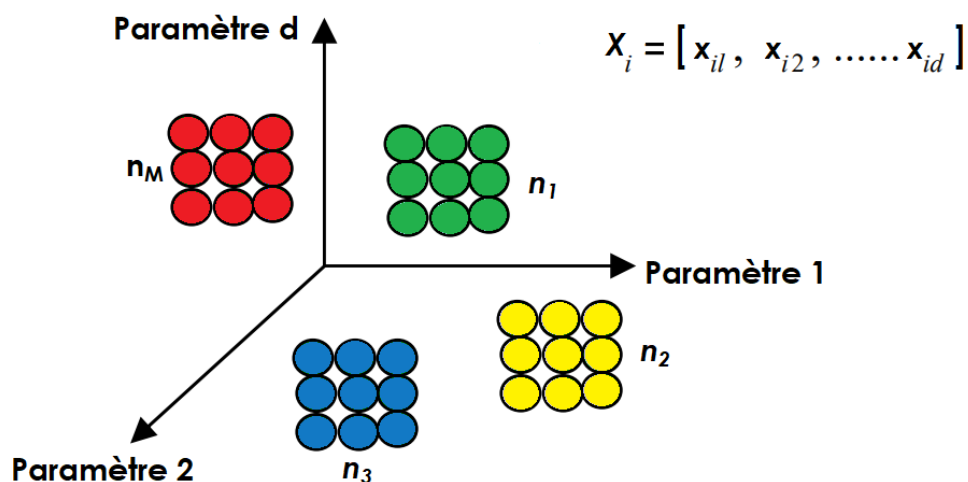


Figure 1. 17. Exemple d'une classification dans  $d$  dimensions.

Les objets sont donc caractérisés par ce qu'on appelle un vecteur forme. Si l'on se place dans le contexte du diagnostic, les paramètres de ce vecteur forme traduisent l'état du système étudié.

Ils sont issus d'analyses et traitements effectuées sur les signaux acquis par les capteurs implantés sur le système. Le problème de la reconnaissance consiste à associer une forme observée à une forme type connue. A cause des perturbations (bruit de mesure, précision des capteurs...), on ne trouvera quasiment pas une observation identique à l'un des prototypes. Afin de traduire l'influence du bruit, les classes ( $n_1, n_2, n_3, \dots, n_M$ ) correspondent à des zones dans l'espace qui regroupent les formes semblables (Casimir, 2003; Ondel, 2006).

Le principe de la reconnaissance des formes est de savoir décider à quelle classe parmi les  $M$  classes connues, associer une nouvelle forme  $X = [x_{u1}, x_{u2}, \dots, x_{ud}]$  observée. La conception d'un système de diagnostic par RdF se déroule en deux phases (Benzahioul, 2018):

- Une phase d'analyse : pour réaliser cette phase il est nécessaire de suivre les étapes suivantes :

- a. Détermination de l'espace de représentation
- b. Réduction de l'espace de représentation
- c. Détermination de l'espace de décision
- d. Choix de la méthode de discrimination

- Une phase d'exploitation : à la fin de la phase d'analyse, il est possible d'associer une nouvelle observation  $X_u$  recueillie sur le système à l'une des classes précédemment définies en appliquant la règle de décision. Cette phase dépend de la pertinence du vecteur forme et des performances de la règle de décision.

### 1.6 Motivation et contribution du présent travail

La MAS triphasée reste à ce jour le moteur préféré et privilégié de toute instance qui sollicite ce genre d'équipement et ce, malgré la durée de vie décroissante de quelques moteurs qui, avec un certain nombre de perturbations externes et internes les rendent vulnérables aux défaillances.

Avec les exigences accrues que réclament le monde industriel, le coût de maintenance et de sécurité des équipements ont augmenté. Des outils et des techniques permettant de diagnostiquer l'état de la machine sont alors indispensables. Ils servent à la détection précoce des défauts.

Notre objectif est de joindre certaines méthodes et techniques afin d'établir des diagnostics précis et surtout de manière assez précoce pour éviter le risque d'endommager les composants des machines.

**L'originalité de ce travail peut être récapitulée en 2 points essentiels :**

➤ De nombreuses recherches sont effectués dans le domaine du diagnostic des défauts de moteurs, la majorité utilisant des capteurs et des modules commerciaux assez onéreux. Une catégorie des recherches s'appuie sur un nouveau type de capteurs flexibles non invasifs, en l'occurrence les capteurs piézoélectriques. Le problème de ces derniers réside dans l'utilisation d'agents nocifs à l'environnement, en particulier le plomb. *Nous proposons alors un nouveau type de capteur qu'on a élaboré au sein de notre laboratoire qui est non seulement fiable, flexible et non invasif mais surtout sans plomb.*

➤ Un autre travail est accentué sur l'approche système où nous proposons une méthode de classification de défauts de la machine asynchrone basée sur ***la création d'images caractéristiques et les réseaux de neurones convolutifs en tant que critère de décision.*** Les images sont créées à partir de deux principales signatures (Vibration et température) où les données sont converties puis fusionnées en une matrice carrée. Cette dernière possède un certain nombre d'informations représentant l'état de santé d'un moteur sur une plage de fréquences déterminée. L'atout majeur de cette technique réside dans ***l'utilisation de la couleur qui détermine une fréquence nette dans une région bien précise informant alors de la présence d'un défaut.***

### 1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, on a d'abord défini les moteurs asynchrones de manière générale et montré les défauts auxquels ils peuvent être soumis. Ensuite, on a énuméré les techniques qui servent à prévenir ce genre de défaillances. Enfin, on a exposé la motivation et la contribution de nos travaux. Dans le prochain chapitre, on s'intéressera à l'analyse vibratoire qui est l'une des techniques déjà évoquées.

## **CHAPITRE 2.**

# ***Généralités sur l'analyse vibratoire des machines tournantes***

### 2.1 Introduction

Dans les machines tournantes, beaucoup de phénomènes et événements peuvent causer des vibrations. Ces derniers qui ne se manifestent pas souvent à court terme peuvent être néfastes pour les machines tournantes sur une durée déterminée. Ce chapitre est dédié à la représentation de certaines notions de base sur les vibrations mécaniques avec leurs différentes causes et leurs méthodes d'analyse en l'occurrence, l'analyse spectrale.

### 2.2 Stratégie de maintenance

#### 2.2.1 Définition

Selon la norme AFNOR NF X 60 010, la maintenance "*constitue 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 qui lui permet d'accomplir la fonction requise*". L'entretien ne doit pas être confondu avec la maintenance car il représente une condition nécessaire mais insuffisante à celle-ci. La maintenance permet la reconstitution et l'amélioration d'un état mais vise surtout sa continuité de fonctionnement. Les objectifs de la maintenance se résument comme suit (Augeix, 2001):

- Augmenter le taux de disponibilité,
- Fiabiliser l'outil de production,
- Améliorer la sécurité,
- Dépanner rapidement les équipements,
- Éviter les arrêts de production sur casse, etc.

#### 2.2.2 Types de maintenances

Les spécialistes du domaine ont défini deux grandes catégories de maintenance selon la présence ou pas d'une défaillance : la maintenance corrective (en présence de défaillance) et la maintenance préventive (en absence de défaillance) comme illustré sur la figure 2.1.

##### 2.2.2.1 Maintenance corrective :

Elle est exécutée après l'apparition de la défaillance, soit après la détection et la localisation d'une panne et elle est destinée à remettre le matériel dans un état dans lequel il peut accomplir sa fonction. Les opérations de maintenance corrective sont : le dépannage et la réparation.

**2.2.2.2 Maintenance préventive :**

Elle vise la prédiction de l'instant où une action de maintenance devrait s'effectuer pour réduire le risque de défaillance d'un bien et ce, en se référant à un modèle de dégradation théorique des composants mécaniques de la machine. Elle peut être systématique ou conditionnelle. Les opérations de la maintenance préventive sont : les inspections, les contrôles et la révision.

**A. Maintenance systématique**

Elle consiste à effectuer les actions de maintenance selon une planification fixée par rapport à la durée de vie des composants mécaniques d'une machine sans contrôle préalable de l'état du bien.

**B. Maintenance conditionnelle**

Elle est déclenchée après un type d'évènement prédéterminé basé sur des indicateurs tels que la vibration, la température, etc.

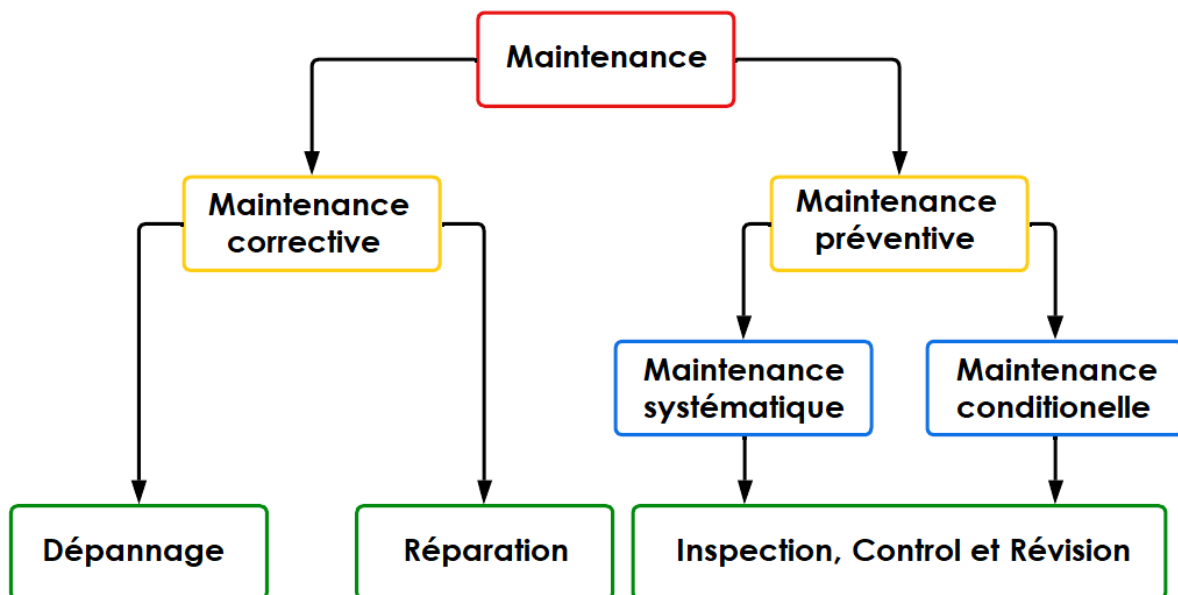


Figure 2. 1. Types de maintenances et évènements associés

**2.2.3 Choix d'une politique de maintenance**

Afin de trouver une politique saine et qui satisfait les exigences requises, il faudra tenir compte de certains aspects humains et matériels. Le coût de maintenance souvent onéreux est

la priorité des chercheurs ; ces derniers tentent de réduire cette valeur tout en améliorant la disponibilité du matériel avec une meilleure estimation du risque de panne.

L'idéal serait donc de considérer des indicateurs externes, pas chers et facilement accessibles pour concevoir un système consistant à limiter le nombre de mesures à réaliser. A cet effet, la détermination des pannes les plus fréquentes est nécessaire afin de savoir quelles sont les composants les plus problématiques.

Toutes les machines tournantes (pompes, moteurs, compresseurs, alternateurs, centrifugeuses, ventilateurs...) ont un point commun : elles comprennent des organes en rotation qu'on peut qualifier de fragiles (roulements, arbre, engrenages, etc.). Ils sont soumis à des contraintes mécaniques et à des environnements industriels difficiles. Des défaillances peuvent même être détectées dès la conception des machines : déséquilibre, désalignement d'un des axes, rupture d'une dent d'un engrenage, etc.

Ces défauts peuvent s'avérer lourds de conséquences particulièrement sur l'aspect financier survenant après l'arrêt du processus de production. Afin d'éviter ces interruptions imprévues, une surveillance accrue des équipements devrait avoir lieu. Pour cela il subsiste une variété de techniques précédemment définies que l'on résumera dans le tableau 2.1.

Chaque méthode possède son champ d'application privilégié. A titre d'exemple, l'analyse vibratoire convient aux défaillances liées à la cinématique et à la structure de la machine dans une plage de fréquences spécifiées (entre quelques Hertz à plusieurs dizaines de kHz). Au-delà de 20 kHz, il est couramment préférable d'exploiter l'analyse par ultrasons. Cette dernière se limite à la détection de bruits dans les fréquences audibles ; ainsi dès qu'une dégradation d'un roulement survient, il est souvent trop tard pour intervenir.

Le contrôle par la température admet une détection d'une défaillance d'une manière globale sans être capable de pronostiquer le défaut. L'analyse d'huile consiste essentiellement à observer les particules présentes dans l'huile, indiquant une usure anormale d'un ou plusieurs organes. Il n'existe pas de méthode universelle permettant de détecter de manière assez précoce tous les types de défauts que l'on est susceptible de rencontrer sur une machine tournante mais la combinaison et l'association de plusieurs méthodes permettent un diagnostic plus fiable et plus rapide (Djebili, 2013).

	Avantages	Limitations	Champs d'applications
<b>Analyse vibratoire</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Détection de défauts à un stade précoce</li> <li>▪ Possibilité de réaliser un diagnostic approfondi</li> <li>▪ Autorise une surveillance continue</li> <li>▪ Permet de surveiller l'équipement à distance</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Spectres parfois difficiles à interpréter</li> <li>▪ Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc..) et de sa structure.</li> </ul>
<b>Analyse d'huile</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Détection d'une pollution anormale du lubrifiant, avant que celle-ci n'entraîne une usure ou un échauffement</li> <li>▪ Possibilité de connaître l'origine de l'anomalie par analyse des particules</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Ne permet pas de localiser précisément le défaut</li> <li>▪ Nécessite de prendre de nombreuses précautions dans le prélèvement de l'échantillon</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrifiant, analyse des éléments d'usure.</li> </ul>
<b>Thermographie infrarouge</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Permet de réaliser un contrôle rapide de l'installation</li> <li>▪ Interprétation souvent immédiate des résultats</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Détection de défauts à un stade moins précoce que l'analyse vibratoire</li> <li>▪ Contrôle limité à ce que voit la caméra</li> <li>▪ Ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier)</li> </ul>
<b>Analyse acoustique</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Permet de détecter l'apparition des défauts audibles</li> <li>▪ Autorise une surveillance continue</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Sensibilité au bruit ambiant</li> <li>▪ Diagnostic souvent difficile à réaliser</li> <li>▪ Problèmes de répétabilité des mesures</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par analyse vibratoire</li> </ul>

Tableau 2. 1. Techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante (Zani, 2003)

Concevoir un système de surveillance des machines ne devrait pas se limiter à détecter la présence ou pas d'un défaut. Il est aussi primordial de pouvoir réaliser un diagnostic poussé afin de localiser précisément et quantifier sa sévérité au fur et à mesure. L'analyse vibratoire est la technique adéquate à ce genre de diagnostic (Chevalier, 2001). Dans ce qui suit, nous aborderons précisément les notions liées aux vibrations avant d'aller plus loin pour discuter des indicateurs, capteurs et techniques de mesure des signaux vibratoires.

### **2.3 Vibrations Mécaniques**

#### **2.3.1 Définition de la Vibration**

La vibration est un mouvement de va-et-vient d'une structure. Elle est généralement définie comme étant cyclique ou sinusoïdal. Elle représente la variation dans le temps d'une grandeur caractéristique d'un mouvement ou d'une position d'un système mécanique. La grandeur mesurée est alternativement plus grande et plus petite qu'une certaine valeur de référence.

#### **2.3.2 Caractéristiques des vibrations**

La vibration est caractérisée par trois paramètres :

##### **2.3.2.1 L'amplitude :**

C'est la quantification du mouvement des vibrations, il existe plusieurs façons de la quantifier :

##### **A. Déplacement**

Mesure la longueur de la distance totale parcourue d'avant en arrière c.à.d. pendant un cycle de mouvement.

##### **B. Vitesse**

Le déplacement d'avant en arrière sur une distance s'effectue en un certain temps dit période. La vitesse mesure l'ampleur de la variation de ce déplacement sur une période de temps. Les unités de mesure sont les pouces par seconde ou plus fréquemment les millimètres par seconde.

##### **C. Accélération**

L'accélération mesure le taux de variation de la vitesse autrement dit elle mesure la ou les forces qui provoquent le mouvement du va-et-vient.

### **2.3.2.2 La fréquence :**

Elle représente le paramètre caractérisant la rapidité d'oscillation en répondant à la question 'combien de fois ?'. Ainsi elle calcule le nombre de cycles qui se produisent dans une période de temps donnée, généralement en une seconde (Hertz) ou en une minute.

### **2.3.2.3 La phase :**

Elle permet de déterminer la position de la particule d'un corps oscillant à un instant donné. De ce fait, elle nous permet de comparer la direction relative du mouvement de divers endroits sur une machine.

## **2.3.3 Différentes formes de vibration**

Les signaux vibratoires peuvent être classés selon l'évolution de la variable considérée dans le domaine temporel. On distingue ainsi des vibrations :

### **2.3.3.1 Aléatoires :**

Ce sont des signaux dont le comportement temporel est imprévisible (l'évolution en fonction du temps est incertaine). Ils ne se répètent pas à l'identique lorsque l'on réitère l'expérience qui le produit. Et pour les décrire, il faudra se contenter de lois statistiques telles que la probabilité.

### **2.3.3.2 Déterministes :**

Ce sont des signaux dont l'évolution temporelle est décrite par une fonction mathématique. Ainsi, on pourra avoir une valeur exacte d'un signal à n'importe quel instant  $t$  donné. Les vibrations harmoniques dont le graphique est illustré à la figure 2.2, sont des signaux sous forme de sinus et sont largement utilisées dans les analyses théoriques et les simulations (Lysenko *et al.*, 2020).

Cependant il est rarissime qu'on rencontre ce type de signal dans les conditions réelles de fonctionnement vu le nombre de paramètres qu'il existe au sein des signaux réels. Théoriquement et en supposant un signal parfait sans bruits externes et environnementaux, le signal vibratoire censé être trouvé pour les moteurs est un signal dit poly-harmoniques.

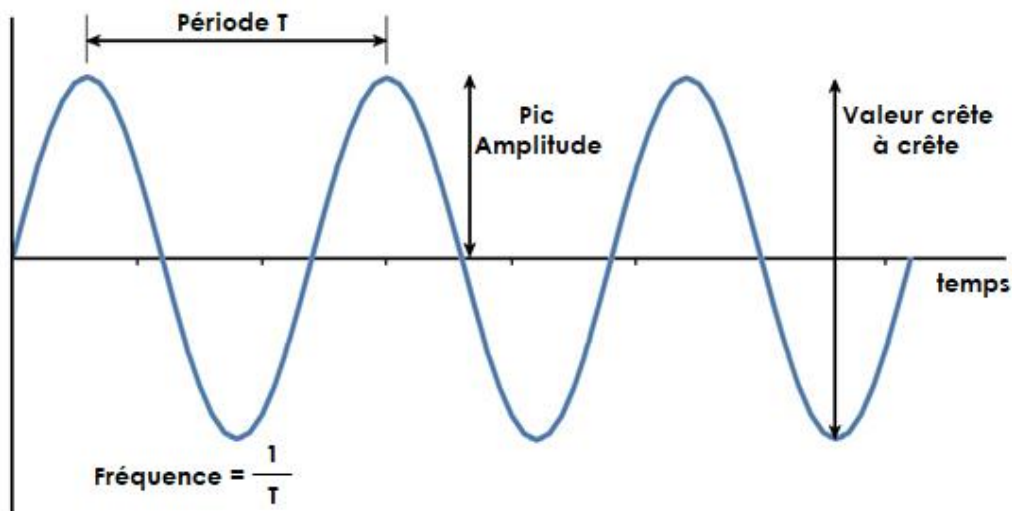


Figure 2. 2. Allure d'un signal sinusoïdale typique

Celui-ci est composé d'une somme de plusieurs signaux sinusoïdaux dont chaque fréquence caractérise une information liée au fonctionnement du moteur. La figure 2.3 montre un exemple d'un signal poly-harmonique.

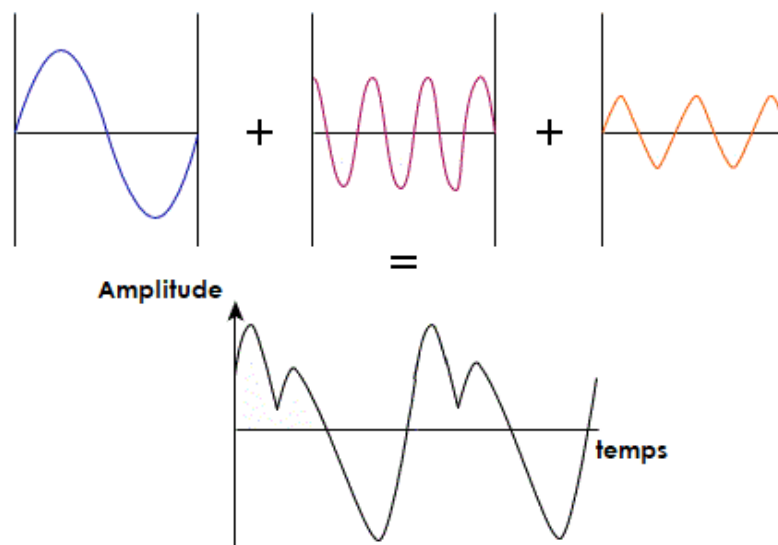


Figure 2. 3. Exemple d'un signal poly-harmonique

Le déplacement vibratoire lors d'une vibration harmonique est décrit par l'équation (2.1) :

$$x(t) = A \times \sin(\omega t + \varphi) \quad (2.1)$$

Avec

$$\omega = 2\pi f \quad (2.2)$$

$A$  : représente l'amplitude de la vibration ;

$\omega$  : est la fréquence angulaire ;

$f$  : est la fréquence ;

$t$  : est le temps ;

$\varphi$  : est la phase initiale des oscillations.

La vitesse et l'accélération des vibrations sont déterminées par les équations (2.3) et (2.4) par différentiation successive de l'équation (2.1) :

$$x'(t) = A\omega \times \cos(\omega t) \quad (2.3)$$

$$x''(t) = -A\omega^2 \times \sin(\omega t) \quad (2.4)$$

$A\omega$  : est l'amplitude de la vitesse de vibration ;

$A\omega^2$  : est l'amplitude de la vibro accélération.

En comparant les équations (2. 1) et (2. 4), on peut constater que l'accélération est en avance sur le déplacement de phase  $\pi$  lors d'oscillations sinusoïdales.

### 2.3.4 Mesure et collection du signal vibratoire

#### 2.3.4.1 Le proximètre (capteur de déplacement)

C'est le transducteur utilisé pour mesurer le déplacement. C'est est un ensemble de composants constitué d'une sonde de proximité, un câble prolongé et un oscillateur/démodulateur (figure 2.4).

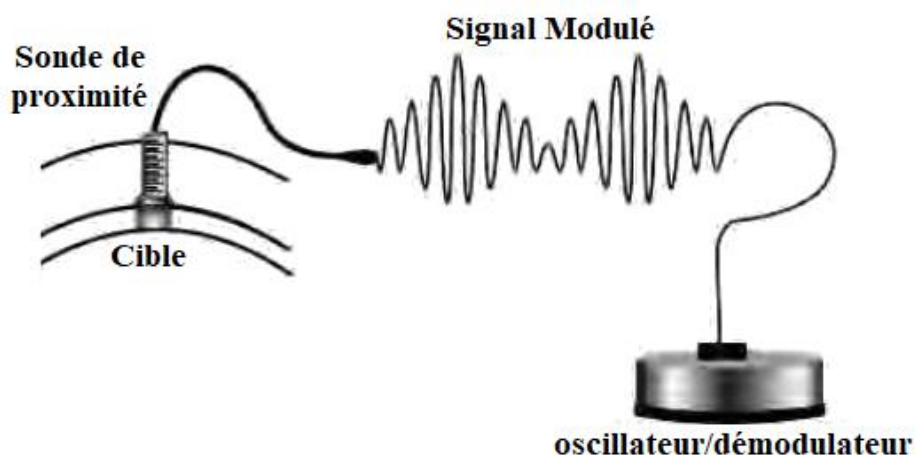


Figure 2. 4. Principe d'un proximètre (Scheffer and Girdhar, 2004)

### 2.3.4.2 Le vélocimètre

C'est le transducteur couramment utilisé pour la mesure de la vitesse dans les machines tournantes. Il est adopté à cause de sa simplicité d'installation et son coût faible. Il délivre un signal important et surtout il ne nécessite pas d'alimentation externe (Scheffer and Girdhar, 2004). Ses inconvénients résident dans son large dimensionnement et son poids lourd ainsi que sa sensibilité aux fréquences d'entrée et aux champs magnétiques.

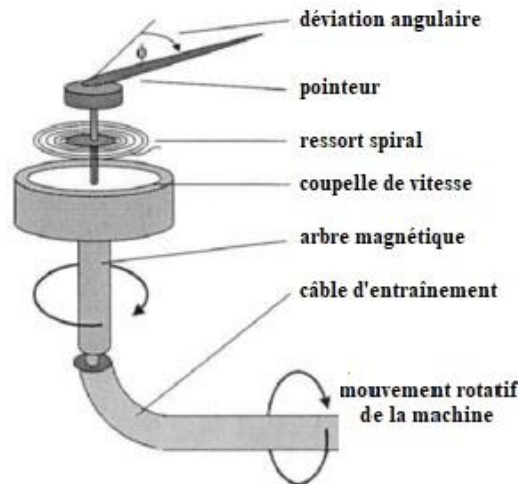


Figure 2. 5. Diagramme représentatif d'un Vélocimètre

### 2.3.4.3 L'accéléromètre (piézoélectrique)

Grâce à sa compatibilité de réponse à une large gamme fréquentielle, il est le plus utilisé (Tavner, 2008). Il peut suivre l'évolution des paramètres des machines tournantes contenant les composants qui délivrent de hautes fréquences de vibrations. L'accéléromètre piézoélectrique est un capteur qui produit un signal électrique proportionnel à l'accélération du signal vibratoire de la machine. Un exemple d'un accéléromètre piézoélectrique est représenté sur la figure 2.6.

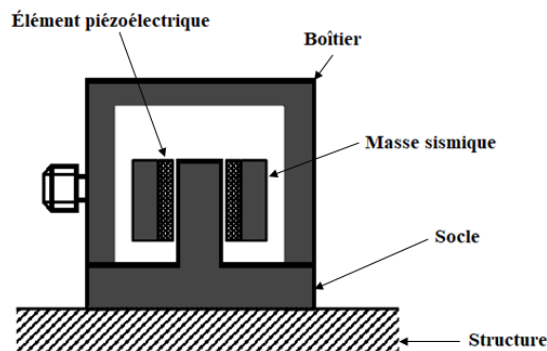


Figure 2. 6. Diagramme représentatif d'un Accéléromètre

## **2.4 Analyse vibratoire**

### **2.4.1 Objectif :**

À partir des vibrations continuellement recueillies sur un moteur, l'analyse vibratoire permet de détecter d'éventuels dysfonctionnements, de diagnostiquer les possibles défauts et de suivre leur évolution afin de planifier ou reporter des actions de maintenance.

### **2.4.2 Surveillance et Diagnostic**

L'analyse vibratoire permet d'expliquer un comportement inquiétant. Comme déjà mentionné, elle ne se contente pas uniquement d'alerter mais elle est capable de fournir un diagnostic complet afin d'orienter une action de maintenance. C'est d'ailleurs une des raisons pour lesquelles elle est utilisée depuis des années dans la surveillance des machines critiques dans des industries lourdes, où les techniciens doivent absolument comprendre ce qui se passe avant même d'ouvrir la machine.

### **2.4.3 Techniques d'exploitation**

Il existe dans la littérature une large variété d'outils de traitement du signal employés pour le diagnostic des signaux vibratoires (Jardine *et al.*, 2006; Raghav and Sharma, 2021; Sharma and Parey, 2016; Tandon and Choudhury, 1999). Ces méthodes sont généralement classées en trois grandes catégories sur la base du domaine utilisé : temporel, fréquentiel ou la combinaison des deux. En général, la capacité de diagnostic des techniques choisies est proportionnelle à leur complexité (Antoni, 2007).

#### **2.4.3.1 Analyse temporelle**

##### **A. Indicateurs scalaires**

Ce sont des outils statistiques appliqués à un signal temporel afin d'assister l'analyse des vibrations. Ils permettent le suivi de l'évolution d'une grandeur issue de l'amplitude crête du signal ou de sa puissance. Les valeurs de ces indicateurs peuvent ne pas avoir de signification intrinsèque. C'est leurs évolutions dans le temps qui sont significatives des probables défauts. Parmi ces outils on citera :

➤ **Root Mean Square (RMS)**

Nommée couramment valeur efficace ou aussi moyenne quadratique d'un signal, le RMS correspond à la racine carrée du moment d'ordre deux, autrement dit il représente la moyenne arithmétique des carrés d'un ensemble de nombres. Il est calculé en utilisant l'équation (2.5) :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(t)]^2} \quad (2.5)$$

Grâce à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution, le RMS est un des premiers indicateurs largement utilisés en industrie. Une variation excessive de son niveau signifie généralement une modification de l'état de fonctionnement qui peut indiquer la présence d'une défaillance.

L'inconvénient majeur du RMS réside dans le fait qu'il donne généralement une alarme tardive, notamment pour le cas des défauts de roulements où d'autres composantes d'amplitudes plus élevées se superposent sur la variation du signal due à l'apparition du défaut (Pachaud *et al.*, 1997).

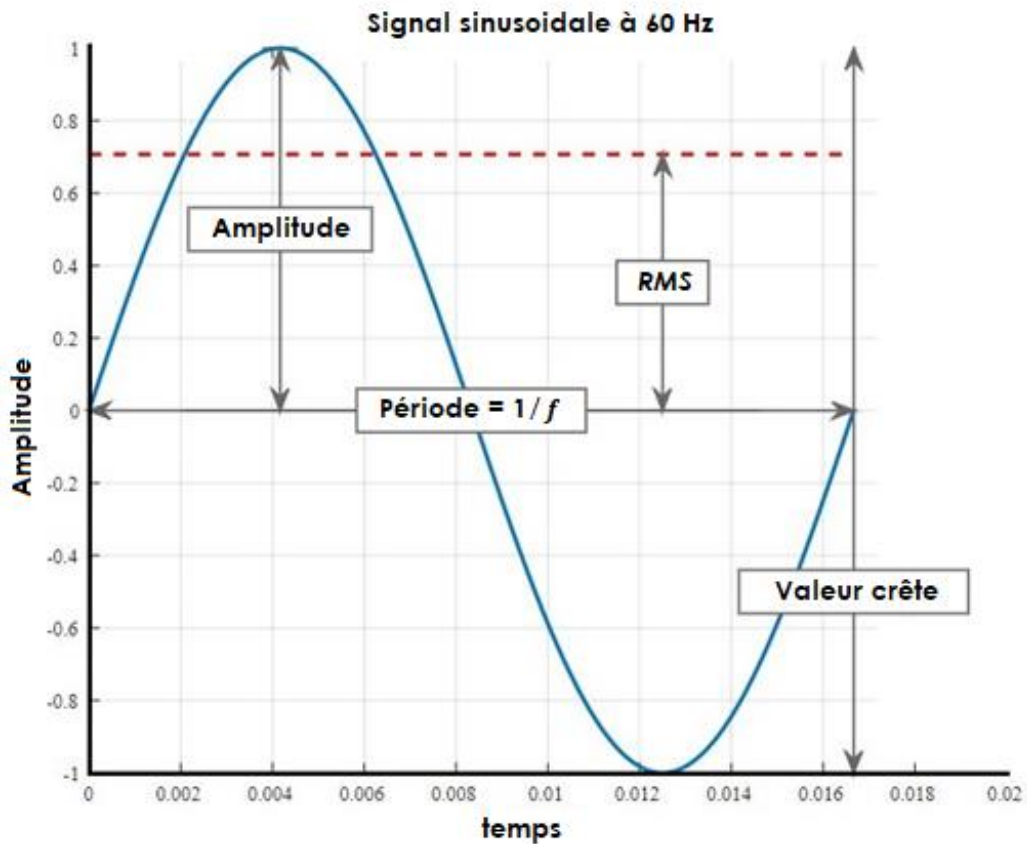


Figure 2. 7. Méthode de calcul du RMS par rapport à un signal sinusoïdale

➤ **Facteur crête**

Le facteur crête FC est un indicateur plus spécifique. Il permet d'observer de plus près le signal vibratoire. Le suivi du FC offre un dépistage plus précoce des défauts en mesurant le rapport entre la valeur maximale du module du signal (valeur crête) sur le RMS, comme montré par l'équation (2.6) :

$$FC = \frac{\text{Valeur crête}}{RMS} = \frac{\text{Max } x(t)}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(t)]^2}} \quad (2.6)$$

➤ **Kurtosis**

Traduit comme étant un coefficient d'aplatissement, le Kurtosis est une distribution Gaussienne égale à 3. Il permet d'analyser le caractère dit 'pointu' ou 'plat' d'une distribution afin d'observer la forme du signal. Il est défini comme étant le rapport de la valeur moyenne du signal, élevée à la puissance 4 sur le carré de son énergie (Khelf, 2014). Il est donné par la relation suivante (2.7) :

$$kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N_e} \sqrt{\sum_{n=1}^{N_e} [x(t) - \bar{x}]^4}}{\left[ \frac{1}{N_e} \sqrt{\sum_{n=1}^{N_e} [x(t) - \bar{x}]^2} \right]^2} \quad (2.7)$$

Où  $M_4$  et  $M_2$  représentent les valeurs moyennes des amplitudes d'ordre 4 et d'ordre 2 respectivement. Afin d'être plus efficace, le Kurtosis et le FC sont calculés dans des bandes fréquentielles où l'effet engendré par les dégradations est plus visible.

**B. Le moyennage temporel synchronisé**

Le moyennage Temporel Synchronisé (MTS) est une méthode assez populaire dans le domaine temporel. Son idée de base consiste à découper le signal vibratoire en segments de même longueur et d'effectuer ensuite une moyenne d'ensemble sur ces segments pour éliminer ou réduire le bruit. Elle est donnée par l'expression 2.8 suivante :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(t + nT), 0 \leq t < T \quad (2.8)$$

### C. Auto-Regressif à Moyenne Ajustée

L'idée principale de cette méthode est de modéliser le processus aléatoire du signal vibratoire par un modèle linéaire paramétrique dit ARMA (Auto-Regressif à Moyenne Ajustée). Il est donné par l'équation 2.9 suivante :

$$x_i = - \sum_{m=1}^p a_m x(i-m) + \sum_{m=1}^q b_m e(i-m) \quad (2.9)$$

Avec :

$e(i)$  : est un bruit blanc centré.

$x_i$  : le signal d'origine.

$a, b$  : les coefficients du modèle.

$p, q$  : l'ordre du modèle.

Ce modèle est souvent noté ARMA ( $p, q$ ) où  $p$  et  $q$  sont respectivement les ordres des parties AR et MA qui représentent respectivement les nombres des Pôles et des Zéros dans une fonction de transfert. Dans la plupart des cas, les  $b_m$  sont mis à zéro et on aboutit alors à un cas particulier du modèle ARMA qui est la modélisation Auto-Regressive notée AR( $p$ ) (Felkaoui, 2007). Le modèle est donné par l'équation 2.10 :

$$x_i = - \sum_{m=1}^p a_m x(i-m) + e(i) \quad (2.10)$$

#### 2.4.3.2 Analyse fréquentielle

##### A. Analyse spectrale

L'analyse spectrale ou l'analyse de fréquence permet de décomposer un signal complexe originaire des différents organes du moteur en plusieurs composantes sinusoïdales et de les représenter sous forme d'un spectre Amplitude-fréquence. Elle est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier (TF) (équation 2.11) qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. L'interprétation du spectre sera d'autant plus précise et pertinente que le diagnosticien aura en sa possession un maximum d'informations concernant les conditions de fonctionnement du moteur.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.11)$$

Où :

$X(f)$  : représente la transformée de Fourier du signal.

$x(t)$  : est le signal lié au domaine du temps.

$f$  : représente la variable fréquence.

L'analyse conventionnelle la plus répandue est l'analyse du spectre au moyen de transformée de Fourier rapide (FFT). Développée par James Cooley et John Tukey, elle ne requiert qu'un petit temps de calcul afin d'appliquer la transformée de Fourier Discrète (TFD). Son idée principale est de regarder le spectre entier ou regarder étroitement à certaines composantes fréquentielles. Elle a été largement implémentée dans les systèmes de diagnostic des machines tournantes. Elle est donnée par (2.12) :

$$S(k) = \sum_{n=1}^{Ne} s(n) e^{-j2\pi k \frac{n}{Ne}} \quad (2.12)$$

Où :

$S(k)$  : représente la transformée de Fourier Discrète.

$s(n)$  : est le signal échantillonné lié au domaine du temps.

$Ne$  : représente le nombre d'échantillons qui composent le signal  $s(n)$ .

La représentation du signal dans le domaine fréquentiel permet de connaître le contenu spectral (d'énergie ou de puissance), présent dans le signal à la fréquence  $f$  et de détecter ainsi la présence d'un défaut en générant un choc périodique à une fréquence dite de défaut. Une comparaison doit alors être faite entre cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) afin de localiser exactement le défaut. La figure 2.8 illustre la conversion d'un signal vibratoire du domaine temporel vers le domaine fréquentiel.

## **B. Analyse cepstrale**

Le cepstre (anagramme du mot « spectre ») est un opérateur mathématique introduit pour détecter les échos (Estocq, 2004). C'est une technique complémentaire d'analyse qui permet de caractériser des familles de raies harmoniques et de trouver les périodicités dans le spectre original (Breneur, 2002). Étant donné que les signaux résultant des machines tournantes sont à

caractère périodique, l'analyse cepstrale a été utilisée avec succès dans ce domaine (Badaoui, 1999).

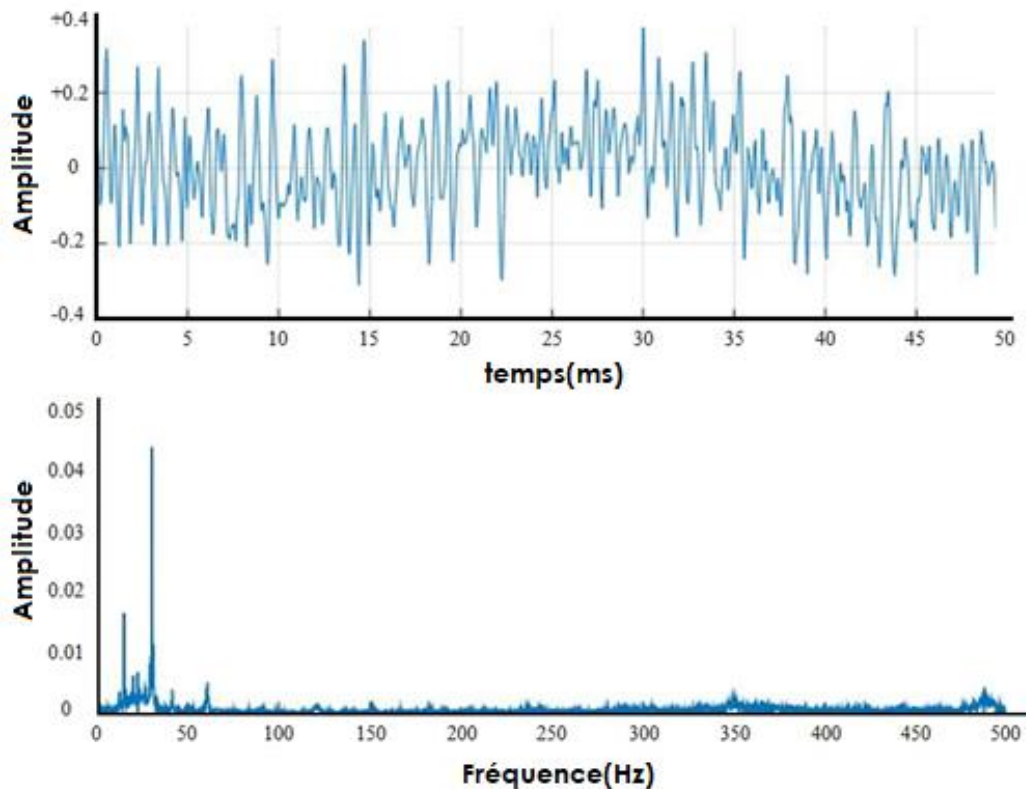


Figure 2. 8. Exemple de représentation d'un signal dans les domaines temporel et fréquentiel

L'analyse cepstrale est définie comme la Transformée de Fourier Inverse (TFI) du logarithme décimal de la TF et s'exprime selon une variable uniforme au temps (Randall, 2011) et est représentée par (2.13):

$$C = TF^{-1}[\ln[X(f)]] \quad (2.13)$$

Avec :

$$TF^{-1} = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{j2\pi ft} df \quad (2.14)$$

La figure 2.9 montre une comparaison entre le spectre et le cepstre d'un signal temporel. Le tableau 2.2 évoque la différence de terme employé dans une analyse spectrale et leurs anagrammes utilisés dans une analyse cepstrale.

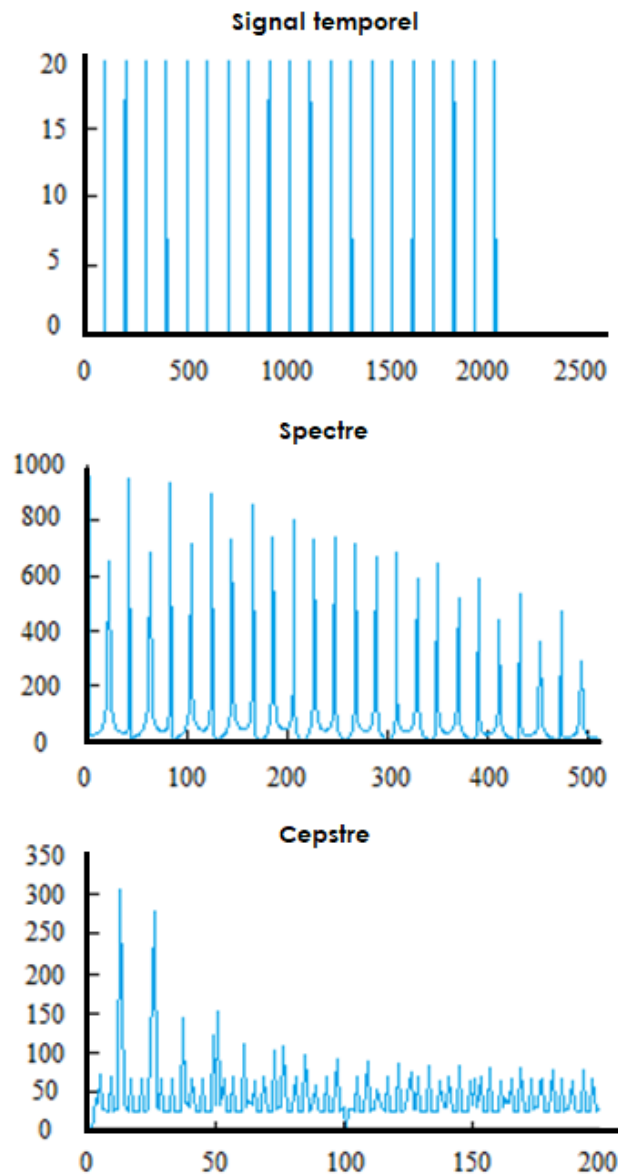


Figure 2. 9. Différence entre Spectre (b) et Cespstre (c) d'un signal temporel (a)

Analyse spectrale	Analyse cepstrale
Spectre	Cepstre
Fréquence	Quéfrece
Harmonique	Rahmonique
Phase	Saphe
Filtre	Lifre

Tableau 2. 2. Adaptation des paramètres d'un cepstre par rapport au spectre

### C. Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une autre technique de détection assez précoce des défauts de type choc. Elle repose sur l'étude du signal enveloppe obtenu grâce à la transformée de Hilbert (Ramu *et al.*, 2020), mathématiquement donnée par la relation (2.15) :

$$H[S(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{S(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.15)$$

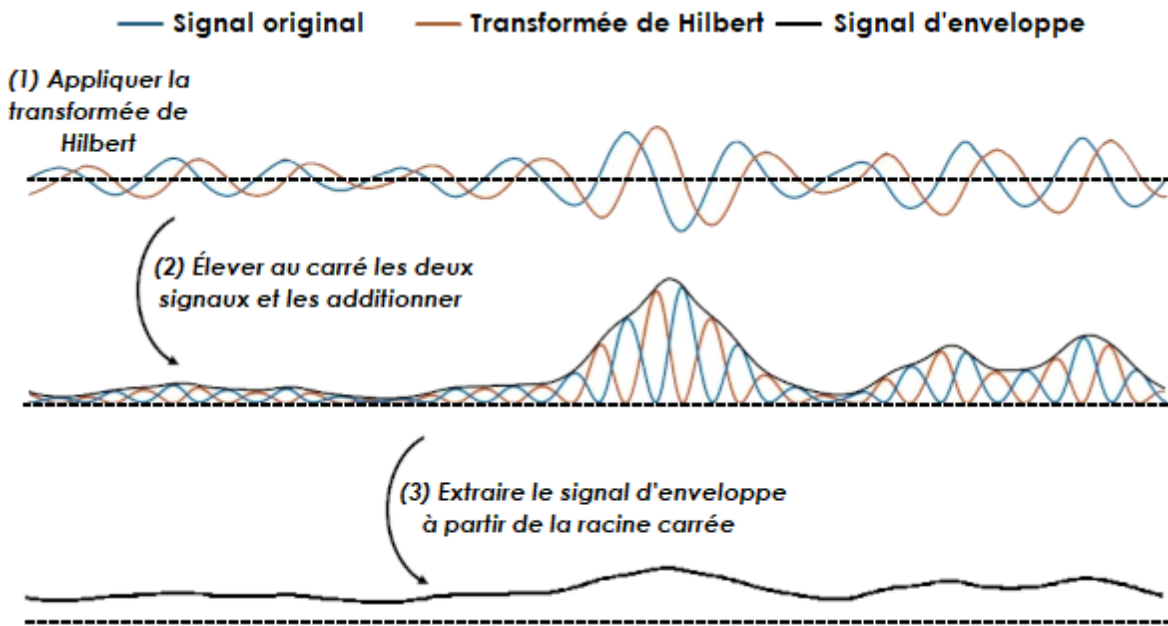


Figure 2. 10. Processus d'application de l'analyse d'enveloppe.

Comme l'explique la figure 2.10, le signal vibratoire est relevé dans une large bande fréquentielle et est ensuite filtré autour d'une fréquence de résonance (Khelf, 2014). Le signal est redressé et la transformée d'Hilbert est appliquée afin d'extraire son enveloppe et ce pour dissocier le signal modulé du signal modulant correspondant au défaut recherché. Le diagnostic final pourra par la suite être rendu après analyse spectrale de l'enveloppe (Trajin, 2009).

#### 2.4.3.3 Analyse Temps-Fréquence

Une des limitations de l'analyse fréquentielle est son incapacité à manier les signaux non stationnaires. Afin de pallier cet inconvénient, des techniques ont été développées et elles consistent en l'analyse des variations fréquentielles au cours du temps. Ces analyses utilisent des distributions qui représentent l'énergie ou même la puissance des signaux en deux dimensions (temps et fréquence) pour révéler de meilleurs modèles de diagnostic. Parmi ces

techniques, on citera la transformée de Fourier à Court Terme (STFT) et la Distribution de Wigner-Ville (DWV).

### **A. Transformée de Fourier à courte terme (TFCT)**

Connue sous le nom de Short-Time Fourier Transforme (STFT), la transformée de Fourier à court terme (TFCT) également appelée transformée de Fourier à fenêtre glissante est une méthode basée sur la TF standard. Elle permet d'outrepasser les insuffisances de la FFT en analysant des variations fréquentielles de courte durée au cours de l'acquisition. Son principe est de partager le signal étudié en segments supposés stationnaires. Ceci est réalisé en multipliant le signal par une fonction  $g$  appelée 'fenêtre', caractérisée par :

- Une largeur dans laquelle le signal est considéré comme stationnaire
- Une position temporelle qui sera glissante.

Étant donné un intervalle de temps  $T > 0$ , soit  $g(u)$  une fonction (fenêtre) qui s'annule en dehors de l'intervalle  $-T \leq u \leq 0$ . La TFCT d'une fonction  $f(u)$  est définie par l'équation (2.16) :

$$F(\omega, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{g}(u - t) f(u) e^{2\pi i \omega u} du \quad (2.16)$$

Avec :

$\bar{g}(u)$  : appelée fenêtre, c'est le complexe conjugué de la fonction  $g(u)$ .

$t$  : le paramètre de localisation temporelle de la fenêtre  $g$ .

Une des principales limitations de cette méthode est caractérisée dans le principe d'incertitude d'Heisenberg où l'image temps-fréquentielle obtenue n'est représentative que d'un intervalle de temps dans lequel une bande de fréquences existe. Ceci se traduit mathématiquement par l'équation (2.17) :

$$\Delta f \cdot \Delta t = \frac{1}{4\pi} \quad (2.17)$$

Ceci montre un sérieux problème de résolution. En effet, une fenêtre  $g$  de très large dimension, amènerait à perdre une grande partie de l'information relative au temps, de même que pour la transformée de Fourier classique. Aussi, une fenêtre trop étroite conduirait à une faible résolution fréquentielle (une bande de fréquence au lieu d'une raie).

Ceci dévoile un problème de résolution assez conséquent car, à haute résolution fréquentielle (fenêtre  $g$  de très large dimension), une perte importante de l'information relative au temps se manifesterait, tandis qu'une haute résolution temporelle (fenêtre trop étroite) conduirait à une faible résolution fréquentielle (une bande de fréquence au lieu d'une raie) (Khelf, 2014).

### **B. Distribution de Wigner Ville (DWV) :**

C'est une transformation non linéaire, qui permet de visualiser le signal aussi sous forme temps-fréquence. Elle est très adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires du moment qu'elle ne pose aucune limitation aux résolutions temporelles et fréquentielles. Cette transformation possède des unités de puissance et non d'amplitude. Elle est donnée par l'équation 2.18 suivante (Feki, 2012) :

$$W(t, \omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{f}\left(t + \frac{u}{2}\right) f\left(t - \frac{u}{2}\right) e^{i\omega u} du \quad (2.18)$$

Avec  $\bar{f}(u)$  le complexe conjugué de  $f(u)$ .

Sa non-linéarité représente l'une des principales limitations quant à son utilisation faisant apparaître des interférences et des énergies négatives dans la distribution temps fréquence de l'énergie du signal (Khelf, 2014).

## **2.5 Conclusion**

Dans ce chapitre, les caractéristiques liées à l'analyse vibratoire ont été évoquées. De la définition d'une simple vibration aux différentes méthodes de traitement, on a pu constater que cette analyse est très riche en informations et peut s'adapter à plusieurs domaines de traitement tels que le temporel, le fréquentiel ou la fusion des deux. Dans le chapitre qui suit, on présentera une application de détection des vibrations du moteur asynchrone en utilisant un nouveau type de capteur piézoélectrique sans plomb. Un traitement fréquentiel sera utilisé et les défauts seront classés par une technique d'intelligence artificielle.

## **CHAPITRE 3.**

# ***Détection De Balourd Utilisant Un Capteur Piézoélectrique Sans Plomb***

### 3.1 Introduction

Le défaut de balourd constitue l'un des défauts majeurs pouvant créer souvent des arrêts de la machine asynchrone. Des méthodes ont été développées afin de réduire considérablement les pertes de productions qui lui sont liées. Dans ce chapitre, la conception d'un système intégré à faible coût utilisant un capteur piézoélectrique flexible sans plomb et un capteur thermique sera présenté. La détection préventive des défauts de déséquilibre dans un moteur à induction sera assurée par un classifieur de type Réseau de Neurones Artificiels (RNA). Le schéma de la figure 3.1 suivante montre le schéma bloc global de notre système réalisé.

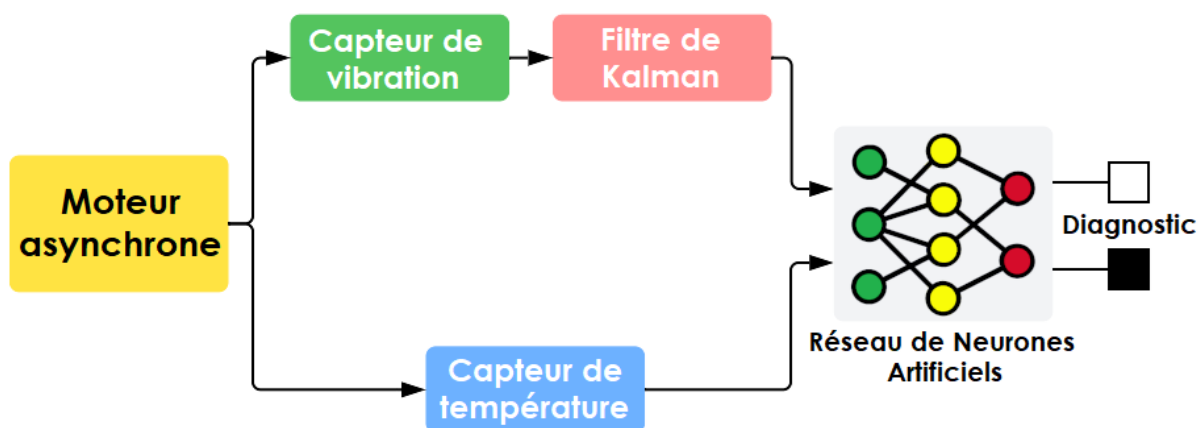


Figure 3. 1. Schéma bloc du système embarqué réalisé.

### 3.2 Choix du transducteur

De nombreuses méthodes sont disponibles pour mesurer les vibrations et sont choisies en fonction de la disposition du moteur et des caractéristiques étudiées. Certaines utilisent des capteurs sans fil : Shahidi *et al.* (2013) ont utilisé le principe du couplage inductif pour détecter les vibrations, Rozic *et al.* (2019) ont mesuré les vibrations des moteurs électriques en se basant sur la technologie des capteurs à fibre optique. Ces méthodes manquent de précision en raison des pertes de données dues aux perturbations du moteur à induction et aux vibrations du sol. Glowacz *et al.* (2019) ont détecté et analysé les vibrations à l'aide d'un enregistreur de données; bien que cette méthode donne des résultats satisfaisants, le coût du capteur est inapproprié pour les applications de faible et moyenne portée.

Une nouvelle méthode de diagnostic des défauts a été développée à l'aide d'un capteur piézoélectrique dont l'applicabilité des mesures à basse fréquence a été vérifiée (Hou *et al.*, 2017). Elle est considérablement moins coûteuse et plus facile à intégrer dans un système de surveillance. Cette méthode a été développée après de nombreuses recherches sur

l'incorporation du capteur dans les systèmes microélectromécaniques (Maruthi and Hegde, 2016).

Lucas *et al.* ont proposé une analyse des caractéristiques du modèle de vibration des moteurs à induction dans des conditions de charge multiples en utilisant des transducteurs piézoélectriques en Zirconate de plomb (PZT) (Lucas *et al.*, 2020). Chen Zhang *et al.*, (2016) ont exploité les propriétés vibratoires du matériau piézoélectrique Niobate de zinc-plomb-titanate de plomb (PZN-PT) pour déterminer le changement de viscosité des fluides dans des environnements à haute température. Cependant, l'utilisation de transducteurs piézoélectriques PZT présente un inconvénient majeur en raison de sa nocivité et de ses effets négatifs sur l'environnement.

Medeiros *et al.* (2019) ont démontré l'applicabilité de l'utilisation de polymères de Poly(Fluorure de Vinylidène) (PVDF) grâce à leurs propriétés piézoélectriques particulières pour la mesure du débit. Nogin *et al.* (2017) ont utilisé un capteur piézoélectrique à base de PVDF pour diagnostiquer les défauts des barres cassées dans le rotor d'un moteur à combustion interne. Bien que présentant de multiples avantages, notamment sa constitution sans plomb, le film PVDF est limité par son coût de fabrication, inaccessible pour les petites et moyennes applications.

Un nouveau matériau composite piézoélectrique basé sur un polymère polyuréthane (PU) et une céramique sans plomb  $(\text{Na}_{0.535}\text{K}_{0.48})_{0.966}\text{Li}_{0.058}\text{Nb}_{0.9}\text{Ta}_{0.1}\text{O}_3$  (NKLNT) a été fabriqué, métallisé et polarisé dans un de nos laboratoires. Ce matériau piézoélectrique est capable de détecter les vibrations dans une très large gamme de fréquences et comme tout autre dispositif piézoélectrique, il est capable de délivrer du courant de manière autonome en fonction des vibrations appliquées au capteur.

Cependant, son avantage premier réside dans la combinaison de la flexibilité du polymère et de la haute performance de la céramique, ainsi que des propriétés électriques, diélectriques et piézoélectriques élevées dans une large gamme de températures de fonctionnement. En outre, le coût de notre système est suffisamment faible pour que deux capteurs puissent être utilisés pour la mesure des vibrations dans deux axes sans atteindre le prix d'un seul capteur commercial.

### **3.3 Fabrication du capteur et conditionnement du circuit**

#### **3.3.1 Description du capteur piézoélectrique**

L'avantage particulier de notre capteur piézoélectrique réside dans l'absence de plomb qui le rend parfaitement organique. La flexibilité du capteur facilite son utilisation et sa mise en place sur toute structure rigide. La figure 3.2 présente un schéma de la composition interne du capteur.



Figure 3. 2. Représentation du matériau composite PU/NKLNT

Deux matériaux ont été utilisés : une poudre de NKLNT qui a été synthétisée dans notre laboratoire LCAGC et des granulés de PU commerciaux 58 888 NAT 021 (Estane, Lubrizol). Le composite PU/NKLNT a été préparé par la méthode du tape-casting (Chelli *et al.*, 2021; Touhtouh *et al.*, 2016). L'aspect du capteur est illustré à la figure 3.3.

#### **3.3.2 Processus d'élaboration du transducteur**

- Tout d'abord, le PU a été séché à 60 °C pendant 30 min pour éliminer complètement l'eau, puis dissous dans le cyclohexane à haute température et sous agitation magnétique à grande vitesse.
- Les particules de NKLNT ont ensuite été ajoutées dans les mêmes conditions, et la solution obtenue a été versée sur des plaques de verre pour former des films d'une épaisseur de 100 µm.
- Afin d'éliminer complètement le solvant, les films composites fabriqués ont été soumis à un processus de séchage à 60 °C pendant 24 h puis à 125 °C pendant 3 h.
- Deux fines couches d'or d'une épaisseur de 50 µm ont été déposées sur les deux faces du composite comme électrodes pour former un condensateur.
- Les échantillons et les électrodes ont été enveloppés dans un ruban en polyamide pour les protéger de toute sorte de vibration et d'étirement.
- Enfin, le composite a été polarisé électriquement sous une tension d'entrée de 120 kV.cm<sup>-1</sup> pendant 2h à température ambiante pour activer le phénomène piézoélectrique.

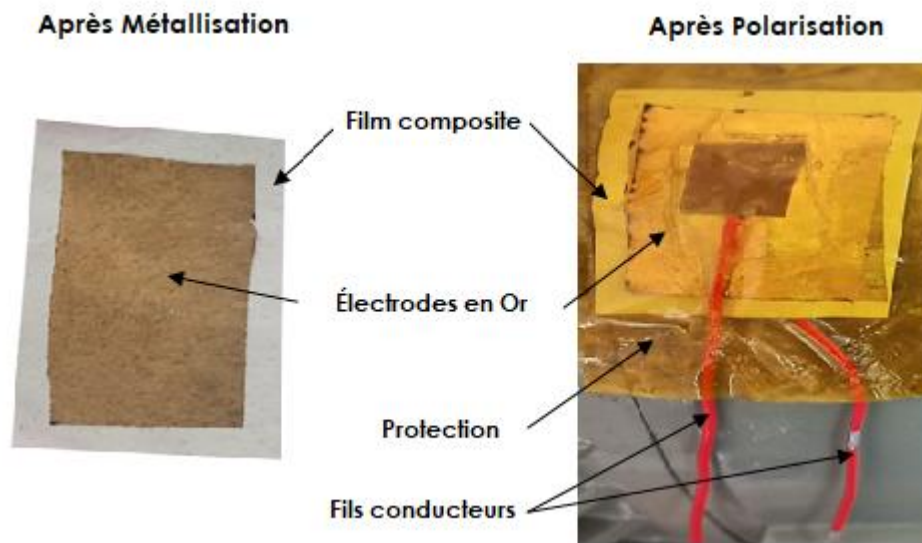


Figure 3. 3. Photo réelle du capteur piézoélectrique élaboré

### 3.3.3 Étude électrique et diélectrique du capteur

La figure 3.4 montre la dépendance en fréquence de la permittivité relative (en rouge) et des pertes diélectriques (en bleu) du composite PU/NKLNT. La mesure a été effectuée sur une gamme de fréquences allant de 20 Hz à 1 MHz.

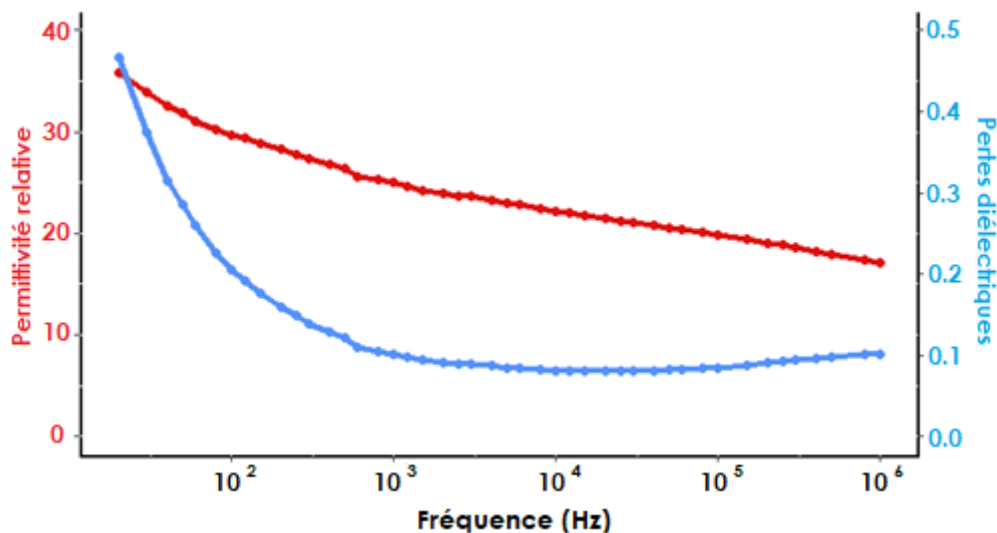


Figure 3. 4. Propriété diélectrique du matériau piézoélectrique

Nous pouvons voir que la permittivité est élevée aux basses fréquences. Ceci est dû aux dipôles induits et permanents qui s'adaptent à l'alignement correct dans cette région, ce qui est appelé polarisation interfaciale (**PI**) (Ishaq *et al.*, 2020). Lorsque la fréquence augmente, les

dipôles ont de moins en moins de temps pour s'aligner dans la bonne orientation, ce qui entraîne une diminution de la **PI**. Ce processus est appelé relaxation de la polarisation. La permittivité est liée à la capacité  $C$  du matériau et est donnée par la relation 3.1 suivante :

$$\varepsilon_r = \frac{C \times e}{S \times \varepsilon_0} \quad (3.1)$$

Où :

$S$  : est la surface de l'échantillon.

$e$  : est l'épaisseur de l'échantillon.

$\varepsilon_0$  : est la permittivité dans le vide.

La variation du facteur de perte diélectrique est raisonnablement faible, surtout aux hautes fréquences. Mais dans notre cas, la variation du facteur de perte diélectrique n'est pas importante car le capteur est utilisé pour la détection de vibrations et non pour la génération d'énergie.

La variation de la conductivité AC des films composites PU/NKLNT en fonction de la fréquence est illustrée sur la figure 3.5.

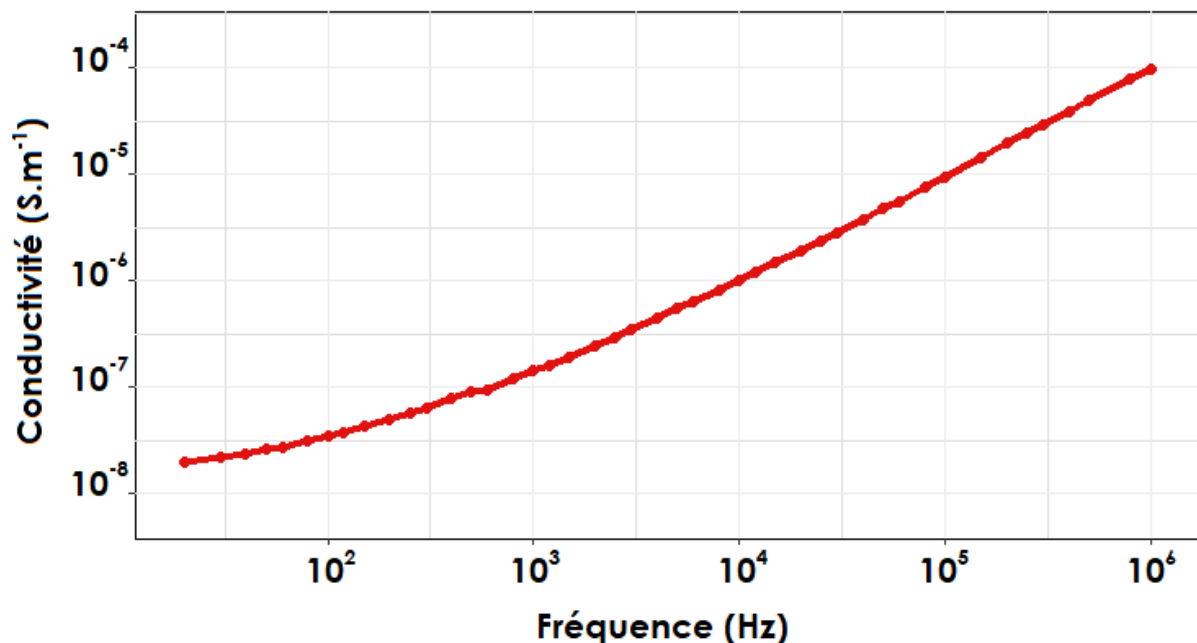


Figure 3. 5. Propriété électrique du matériau piézoélectrique

On constate que la conductivité AC augmente progressivement avec l'augmentation de la fréquence. La conductivité AC ( $\sigma_{AC}$ ) a été calculée à partir des données diélectriques en utilisant la relation 3.2 suivante :

$$\sigma_{AC} = \omega \cdot \tan(\delta) \cdot \epsilon_0 \cdot \epsilon \quad (3.2)$$

où :

$\omega$  : est la fréquence angulaire du champ appliqué.

$\tan(\delta)$  : est la perte diélectrique.

$\epsilon_0$  : est la permittivité du vide.

$\epsilon$  : est la constante diélectrique réelle.

Les films composites PU/NKLNT donnent des résultats satisfaisants pour  $\sigma_{AC}$  grâce à la formation de chemins conducteurs entre le matériau lui-même et les électrodes où l'or est déposé en couche mince.

#### 3.3.4 Circuit de conditionnement du capteur

La figure 3.6 montre le schéma de base d'un amplificateur de charge classique qui peut être utilisé comme circuit de conditionnement du signal (Bartolome, 2010). Dans ce cas, le modèle de source de courant a été choisi pour montrer que le capteur est principalement un dispositif à impédance de sortie élevée. Le point principal du circuit réside dans l'architecture parallèle de la résistance  $R_f$  et du condensateur  $C_f$ . Ce circuit agit comme un filtre passe-haut dont la fréquence de coupure est donnée par l'équation 3.3 :

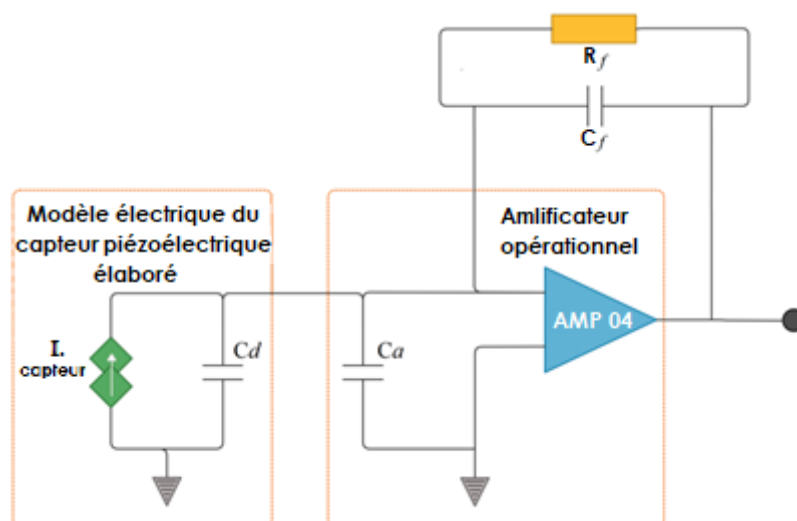


Figure 3. 6. Circuit électrique du conditionnement du transducteur élaboré

$$f_{HPF} = \frac{1}{2\pi R_f C_f} \quad (3.3)$$

### 3.4 Balourds

Comme mentionné dans la section 1.4.2.1, les déséquilibres sont la principale cause de défaillance mécanique dans les machines tournantes. Ceci est souvent dû à la distribution non uniforme de la masse en rotation (Heindel *et al.*, 2017) car quelle que soit la construction de la machine, il est impossible de satisfaire aux exigences théoriques lors de l'ajustement de l'axe de rotation au centre de gravité pour chaque unité d'un rotor élémentaire, comme illustré sur la figure 3.7.

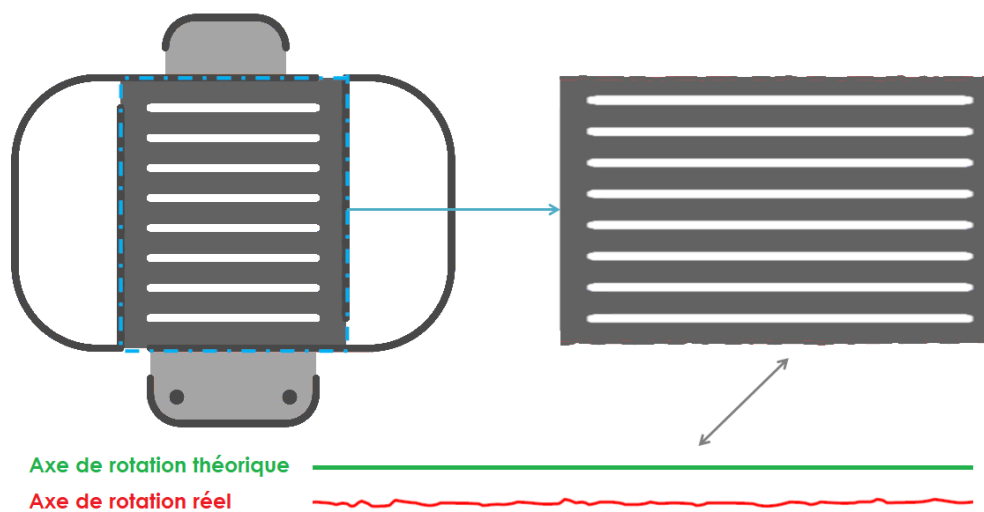


Figure 3. 7. Représentation de la différence entre un axe de rotation théorique et réel.

Les irrégularités générées induisent une non-concentricité qui, à son tour, dévie la force centrifuge du centre de rotation, lequel est dirigé radialement et tourne de manière synchrone avec l'arbre (Ehrich, 1999) et produit ainsi des vibrations excessives. L'importance du déséquilibre peut être quantifiée par la masse et la distance entre le centre du rotor et la masse (grammes  $\times$  mm) selon l'équation 3.4 :

$$U = M \times r \quad (3.4)$$

Où :  $U$  représente la quantité de déséquilibre,  $M$  constitue la masse du déséquilibre et  $r$  représente le rayon du déséquilibre.

L'amplitude de la vibration est directement proportionnelle à la quantité de déséquilibre. Une augmentation de la masse de déséquilibre ou du rayon provoquera une croissance directement proportionnelle à la quantité de déséquilibre selon l'équation (1.1) déjà évoquée au chapitre I.

### 3.5 Description du système embarqué

La figure 3.8 montre le schéma fonctionnel du système. Il est essentiellement composé d'un moteur asynchrone associé à deux capteurs, un capteur piézoélectrique pour la détection des vibrations et une thermopile TPA81 pour la mesure de la température. Les deux capteurs assurent une détection plus fiable des défauts et offrent un meilleur diagnostic de l'état du moteur (Medina-García *et al.*, 2017).

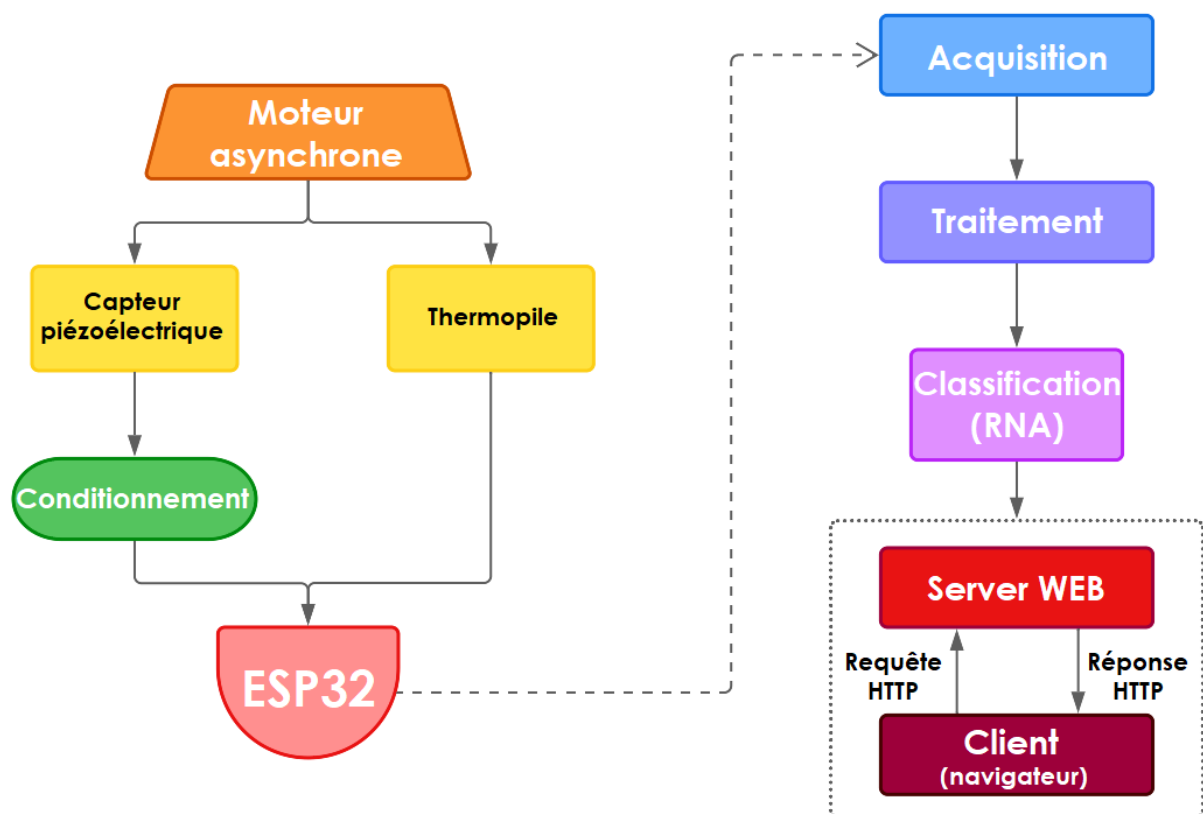


Figure 3. 8. Schéma fonctionnel du système.

Le capteur de vibrations et le TPA81 sont connectés à une carte microcontrôleur ESP32. Les données collectées sont d'abord traitées et analysées par la carte ESP32 qui fournit alors un diagnostic sur l'état de santé du moteur avant d'envoyer les résultats = à un navigateur Web via une connexion Wi-Fi.

De nos jours, les cartes à microcontrôleurs sont utilisées dans plusieurs domaines liés à l'internet des objets (IoT) où une surveillance embarquée est nécessaire (Takács *et al.*, 2015) ; l'une d'entre elles est la carte ESP32, qui est peu coûteuse et de faible consommation. Avec une

large gamme de températures de fonctionnement, elle peut être entièrement intégrée dans un environnement industriel (Biswas and Iqbal, 2018). Maier *et al.* ont réalisé une comparaison détaillée de plusieurs modules IoT, dont l'ESP32, qui représente une excellente option pour les dispositifs IoT en raison de ses performances et de son prix (Maier *et al.*, 2017). Pereira et al ont utilisé cette carte pour détecter des défauts caractérisés par une surchauffe du système photovoltaïque (PV) dans trois centrales électriques connectées au réseau (Pereira *et al.*, 2019).

#### 3.5.1 Moteur asynchrone triphasé

Les machines testées sont des moteurs asynchrones triphasés à deux pôles possédant une puissance nominale de 1,1 kW avec une vitesse de rotation de 1500 tr/min. Le moteur fonctionne correctement dans un environnement où la température ambiante ne dépasse pas 40°C, à une altitude inférieure à 1000 m. Le moteur est accouplé à un arbre en acier de 24 mm de diamètre, monté sur deux roulements à billes distincts à l'extrémité de l'arbre. La figure 3.9 montre la composition du moteur étudié.

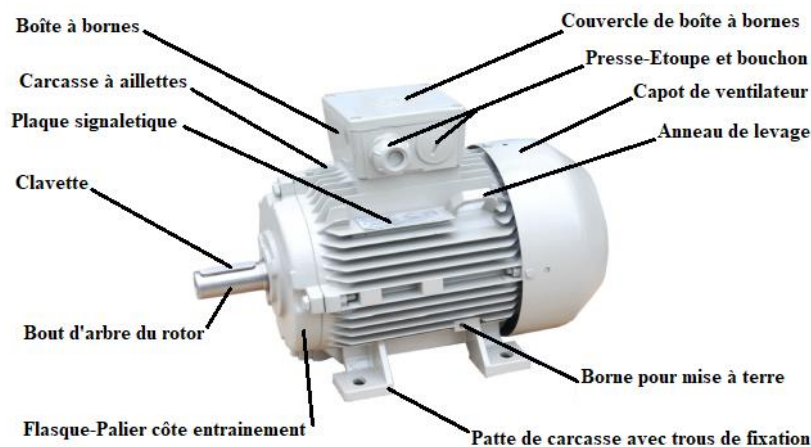


Figure 3. 9. Composition générale du moteur asynchrone 1.1 kW.

#### 3.5.2 Acquisition du signal vibratoire

Le capteur piézoélectrique mis au point est utilisé pour détecter et mesurer les signaux vibratoires produits par le moteur. Ces derniers sont convertis dans le domaine fréquentiel pour traiter l'information acquise à deux composantes : la fréquence maximale du pic et surtout son amplitude pour évaluer le degré du défaut détecté.

La figure 3.10 indique les positions des capteurs sur le moteur. Le capteur piézoélectrique est généralement placé de manière non invasive dans une position radiale ou axiale sur une

surface rigide aussi proche que possible du roulement afin d'extraire les meilleures informations vibratoires du moteur. La thermopile TPA81 est placée en face du moteur afin d'obtenir ses différentes températures internes. La figure montre également notre circuit de conditionnement connecté à la carte de développement ESP32.

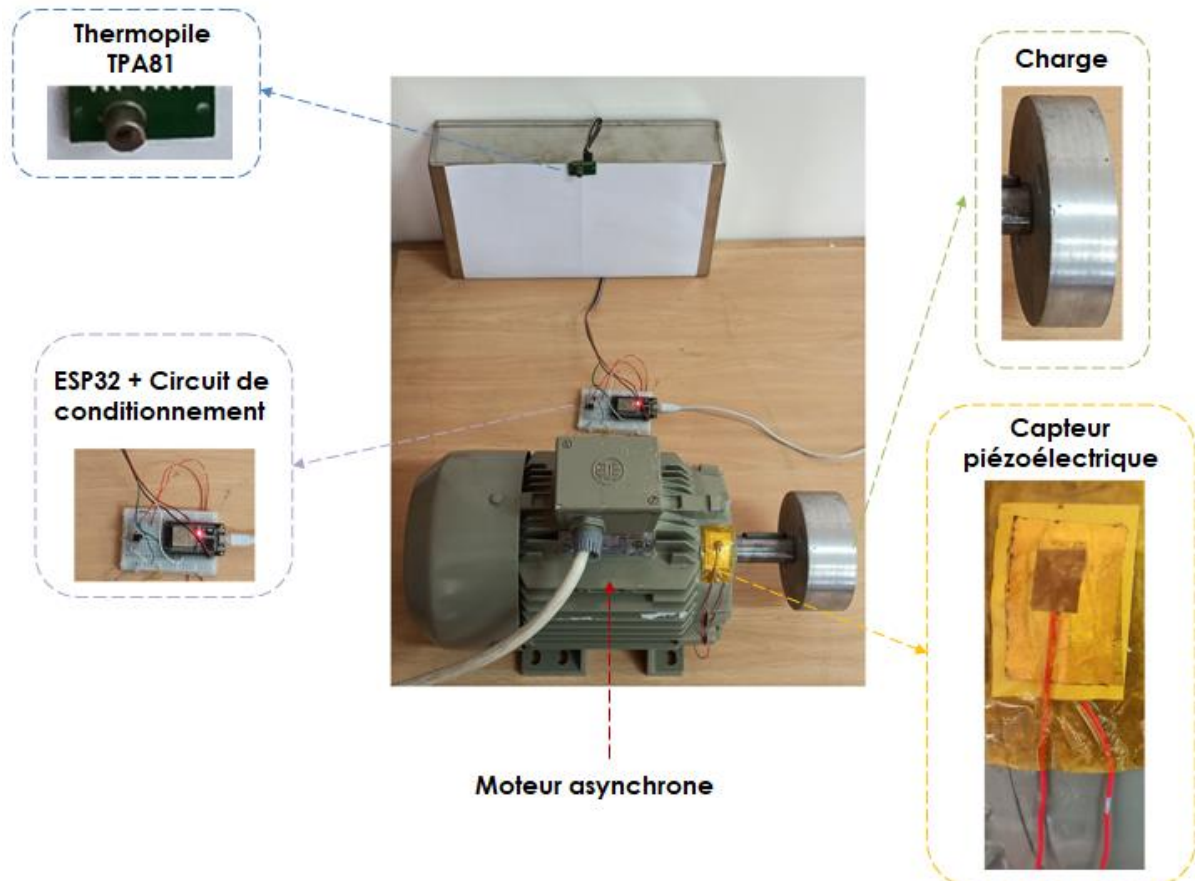


Figure 3. 10. Montage réel du système embarqué réalisé.

#### 3.5.3 Acquisition du signal thermique

Le contrôle de la température interne du moteur est effectué par le capteur TPA81 qui utilise un détecteur pyroélectrique détectant les infrarouges dans la gamme 2-22  $\mu\text{m}$  à une distance pouvant aller jusqu'à 2 m en utilisant une interface I2C. Il est constitué d'une colonne de huit éléments thermiques, donnant la possibilité de balayer huit signatures thermiques dans une dimension et d'indiquer ainsi la température de chaque zone du moteur. Cette technique permet de localiser précisément l'élément qui surchaufferait éventuellement au sein du moteur.

## 3.6 Implémentation des algorithmes sur la carte ESP32

### 3.6.1 Filtre de Kalman

Un filtre de bruit avec stabilisation doit être utilisé avant d'effectuer une FFT pour éliminer d'éventuels bruits liés différents composants et dispositifs utilisés. L'implémentation de l'algorithme du filtre de Kalman ne nécessite pas beaucoup de ressources malgré la puissance de calcul nécessaire à son implémentation. De plus, son adaptation au traitement numérique est importante et sa structure récursive permet son exécution en temps réel sans stocker les observations. Il ne conserve donc pas d'historique autre que les états précédents (Ma'arif *et al.*, 2019).

Le filtre de Kalman estime l'état d'un système à partir des données mesurées et l'algorithme du filtre suit un processus en deux étapes :

- La première prédit l'état du système ainsi que leurs probabilités d'erreur selon les équations suivantes :

$$\hat{X}_{k+1|k} = A_k \cdot \hat{X}_{k|k} + B_k \cdot U_k \quad (3.5)$$

$$P_{k+1|k} = A_k \cdot P_{k|k} A_k^t + Q_k \quad (3.6)$$

$$K_{k+1} = \frac{P_{k+1|k} \cdot C_{k+1}^t}{C_{k+1} \cdot P_{k+1|k} \cdot C_{k+1}^t + R_{k+1}} \quad (3.7)$$

Où :

$\hat{X}_{k+1|k}$  : est l'état prédit.

$A_k$  : est la matrice de transition d'état.

$U_k$  : est l'entrée de commande.

$B_k$  : est la matrice qui relie l'entrée de commande à l'état  $X_k$

$P_{k+1|k}$  : est la covariance estimée à l'instant  $(t + 1)$ .

$Q_k$  : est la covariance du bruit du processus.

$K_{k+1}$  : est le gain de Kalman.

$R_{k+1}$  : est la covariance du bruit d'observation.

- La deuxième étape commence une fois que la prochaine lecture brute du capteur est entrée dans le filtre. Les mesures bruitées sont donc utilisées pour affiner l'estimation de l'état

du système, qui sera mis à jour en utilisant une moyenne pondérée des lectures brutes selon les équations suivantes :

$$\hat{X}_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K_{k+1} \cdot (Y_{k+1} - C_{k+1} \cdot \hat{X}_{k+1|k}) \quad (3.8)$$

$$P_{k+1|k+1} = (1 - K_{k+1} \cdot C_{k+1}) \cdot P_{k+1|k} \quad (3.9)$$

où :

$\hat{X}_{k+1|k+1}$  : est la valeur prédite.

$Y_{k+1}$  : est la sortie de mesure.

#### 3.6.2 Mise en œuvre de l'ANN

Le réseau neuronal utilisé dans le présent système a été formé hors ligne sous environnement MATLAB avec trois neurones d'entrée. Deux neurones correspondent aux données de vibration (fréquence et amplitude) ; le troisième neurone représente la température du moteur. La couche cachée comporte N neurones et la sortie indiquant l'état du moteur est composée d'un seul neurone. Des fonctions tangentes hyperboliques ont été utilisées comme fonctions d'activation pour les neurones cachés et le neurone de sortie, et implémentées dans le système comme fonctions mathématiques.

Le diagnostic obtenu par l'ANN est spécifique à chaque moteur et à son application. Dans notre cas, la base de données est conçue pour avoir trois classes principales, la première pour un moteur sain, la seconde pour un risque de dommage et la dernière pour un moteur endommagé. Un total de 1230 échantillons a été collecté à partir de 5 moteurs connectés pour construire le modèle d'entraînement. Le signal de fréquence et l'analyse thermique de chaque moteur ont été pris toutes les minutes pendant 4 h, de sorte que chaque moteur a généré 246 échantillons. Les échantillons ont ensuite été divisés en deux ensembles. Le premier ensemble était composé de 1100 échantillons et a été utilisé pour l'apprentissage du réseau ; le second ensemble était composé de 130 échantillons et a été utilisé pour tester le réseau. La phase d'apprentissage a été réalisée à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Cet algorithme vise à minimiser l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM), donnée par :

$$E = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N (Y_i - Y_i^d)^2 \quad (3.10)$$

Où :

$N$  : est le nombre d'échantillons.

$Y_i$  : représente la sortie réelle de l'ANN.

$Y_i^d$  : est la sortie souhaitée.

Après plusieurs essais d'entraînement, le meilleur modèle a été déterminé pour le cas de six neurones dans la couche cachée car l'EQM était minimal sur les régions d'entraînement et de test. Le tableau 3.1 montre les résultats des différents essais des architectures en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée. Le réseau entraîné a obtenu les poids et les biais du réseau ANN. La figure 3.11 montre le schéma neuronal utilisé pour le réseau.

Neurones cachées	Itérations	Neurones cachées	Itérations
2	901	<b>6</b>	<b>107</b>
3	412	7	136
4	278	8	123
5	147	9	191

Tableau 3. 1. Récapitulatif des tests effectués sur l'apprentissage du RdN

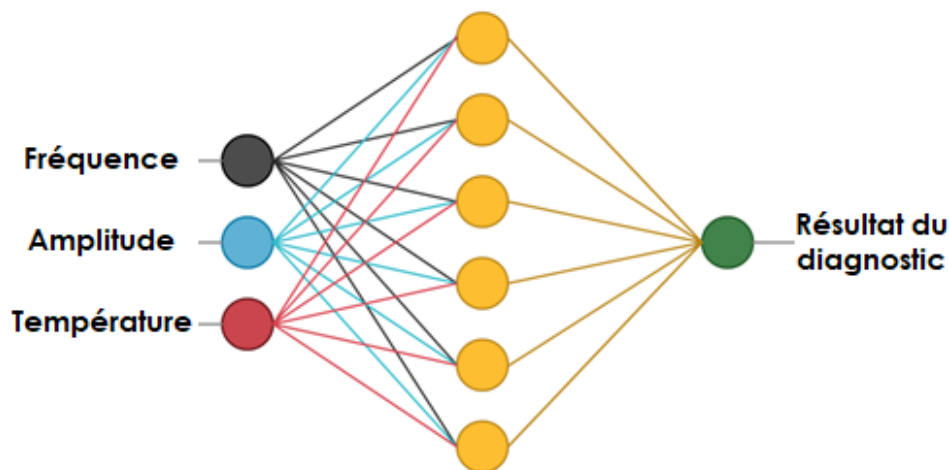


Figure 3. 11. Architecture du Réseau de Neurones Artificiels adoptée.

Pour éviter un ajustement excessif, l'EQM a été fixée à  $5 \times 10^{-7}$ . L'apprentissage s'est achevé après 106 itérations. À la fin de la formation, l'EQM obtenue était de  $4.913 \times 10^{-7}$ . La figure 3.12 montre la diminution de l'erreur au fil des itérations pour l'architecture 3 – 6 – 1. Le modèle conçu a été implémenté sur la carte ESP32 et offre immédiatement un diagnostic selon les mesures de de vibration et de température acquises. Le schéma de son implémentation consistait

à programmer les différentes opérations incluses, telles que la pondération des entrées, la polarisation du neurone, la multiplication, la sommation et l'écrasement de la somme pondérée. Les données nécessaires pour implémenter le modèle sur le microcontrôleur sont la matrice de pondération et les biais. Le réseau ANN conçu possède une matrice de pondération [6×3] dans la couche cachée et une matrice de pondération [1×6] dans la couche de sortie.

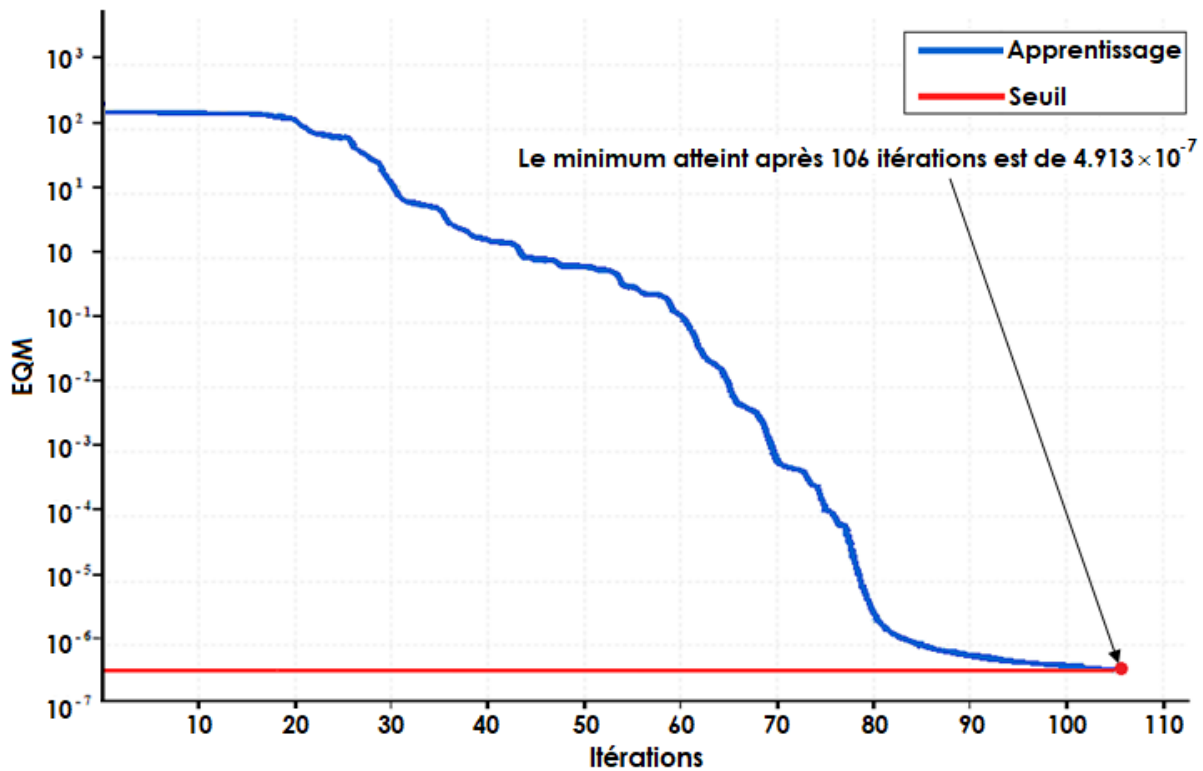


Figure 3. 12. Évolution de l'erreur au cours de l'apprentissage pour l'architecture 3-6-1.

Il possède également deux matrices de biais dans les couches cachées et de sortie. L'organigramme de la figure 3.13 résume les différentes étapes de sa mise en œuvre. Les poids et les biais des connexions du réseau formé ont d'abord été stockés dans la mémoire du microcontrôleur. Les sorties des neurones cachés sont ensuite calculées à l'aide des équations (3.11) et (3.12) :

$$P_j = \tanh\left(\sum_{i=1}^p \omega_{j,i} \times x_i + b_j\right) \quad (3.11)$$

$i = 1 \rightarrow 3$  : est le nombre de nœuds d'entrée.

$j = 1 \rightarrow 6$  : est le nombre de neurones dans la couche cachée.

$\omega$  : représente les poids.

$x_i$  : représente les entrées.

$b_j$  : représente le biais.

$P_j$  : représente la valeur de la couche cachée.

Les sorties des neurones de sortie sont calculées à l'aide de l'expression suivante :

$$Y_k = \tanh \left( \sum_{j=1}^p \omega_{k,j} \times x_j + b_k \right) \quad (3.12)$$

où  $k = 1$  : est le nombre de nœuds de sortie et  $Y$  : la sortie du réseau neuronal.

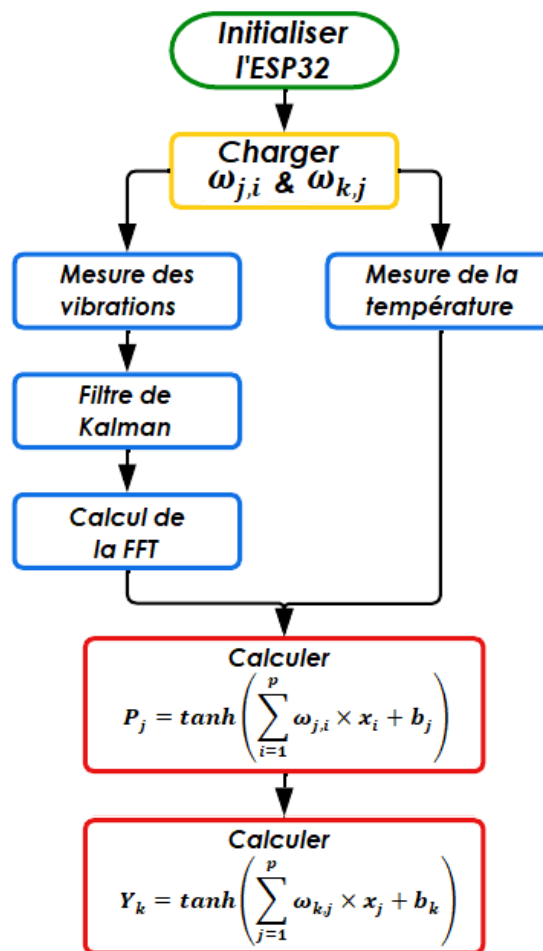


Figure 3. 13. Organigramme de l'implémentation du RdNA dans le système embarqué.

### 3.7 Résultats et discussion

Deux moteurs identiques A et B ont été testés. Le moteur A était sans défaut et le moteur B présentant un déséquilibre. L'environnement est stable avec une température ambiante ne dépassant pas 30 °C. Les moteurs sont chargés et tournent à une vitesse de 1496 tr/min qui est proche de la vitesse synchrone ; la fréquence réelle  $f_r$  du moteur est donc de 24,9 Hz. A l'état

sain, les moteurs A et B ont un signal de vibration presque identique et pratiquement constant. La faible variation du signal est due à des perturbations externes et le filtre de Kalman est donc présent pour minimiser ce bruit. La figure 3.14 montre la différence entre le signal original du moteur A et le même signal après l'application du filtre de Kalman.

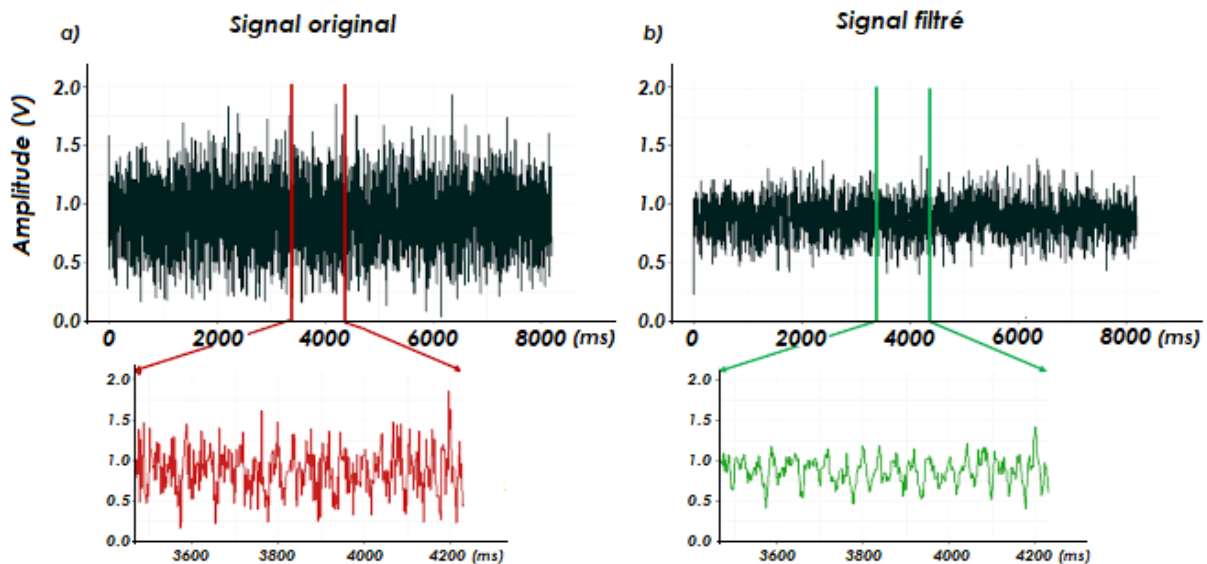


Figure 3. 14. Différence entre un signal temporel typique et un signal filtré à l'aide de l'algorithme de Kalman

La figure 3.14.a) représente l'allure de la signature vibratoire originale. Le signal est quasi périodique mais présente des perturbations liées aux conditions environnementales. Il est clair qu'après injection dans un filtre de Kalman, l'objectif a été atteint et les perturbations du capteur de vibrations ont été efficacement réduites sans changer la forme du signal, de sorte que les fréquences inutiles seront définitivement éliminées (figure 3.13.b)).

Pour une grande précision, 4096 échantillons ont été collectés par la carte ESP32 pour effectuer la FFT. Un plus grand nombre d'échantillons augmenterait le temps de réponse de la carte microcontrôleur, tandis qu'un nombre inférieur d'échantillons diminuerait la précision de la détection des vibrations. Le microprocesseur inclus dans la carte ESP32 effectue une lecture directe du capteur de vibrations et envoie le signal vers le filtre de Kalman. Le temps de calcul de ce processus est de 256  $\mu$ s.

Puisque l'étude se concentre sur le défaut de balourd, les fréquences étudiées dans cette étude tournent autour de  $5 \times f_r$ , qui représente la fréquence de rotation du moteur (25Hz). Par

conséquent, le temps de calcul des itérations a été fixé à 2 ms générant une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz qui convient parfaitement à cette étude. Avec une telle précision, on a décidé de montrer un quart du signal pour accentuer l'affichage sur la gamme 0-125 Hz car les hautes fréquences n'ont pas beaucoup d'importance pour la recherche effectuée.

Une masse ( $m_1 = 20\text{g}$  ou  $m_2 = 45\text{g}$ ) est ajoutée dans l'un des trous du moteur B pour provoquer un déséquilibre comme le montre la figure 3.15. La distance entre le centre de la masse de déséquilibre et l'axe de l'arbre est de 32 mm.

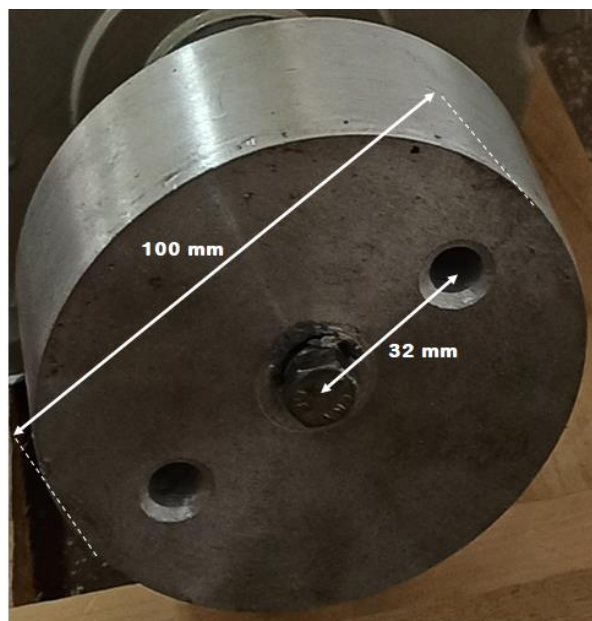


Figure 3. 15. Distance entre l'épicentre de la charge et l'orifice du déséquilibre.

Les masses  $m_1$  et  $m_2$  exercent une force radiale qui modifie le point centrifuge de l'axe du moteur. La figure 3.16 illustre la différence entre les signaux de vibration acquis.

Sans ajouter de masse au moteur A, un seul pic mineur apparaît (figure 3.16.a)). Il représente les petites vibrations résultant de la rotation du moteur. L'ajout des masses  $m_1$  et  $m_2$  au moteur B modifie la forme du signal vibratoire, où l'on constate que la première harmonique est multipliée environ 12 fois après l'ajout de  $m_1$  (figure 3.16.b)) et par plus de 20 fois après l'ajout de  $m_2$  (figure 3.16.c)). Une série de pics apparaissent pour les deux cas et représentent les harmoniques de  $f_r$ .

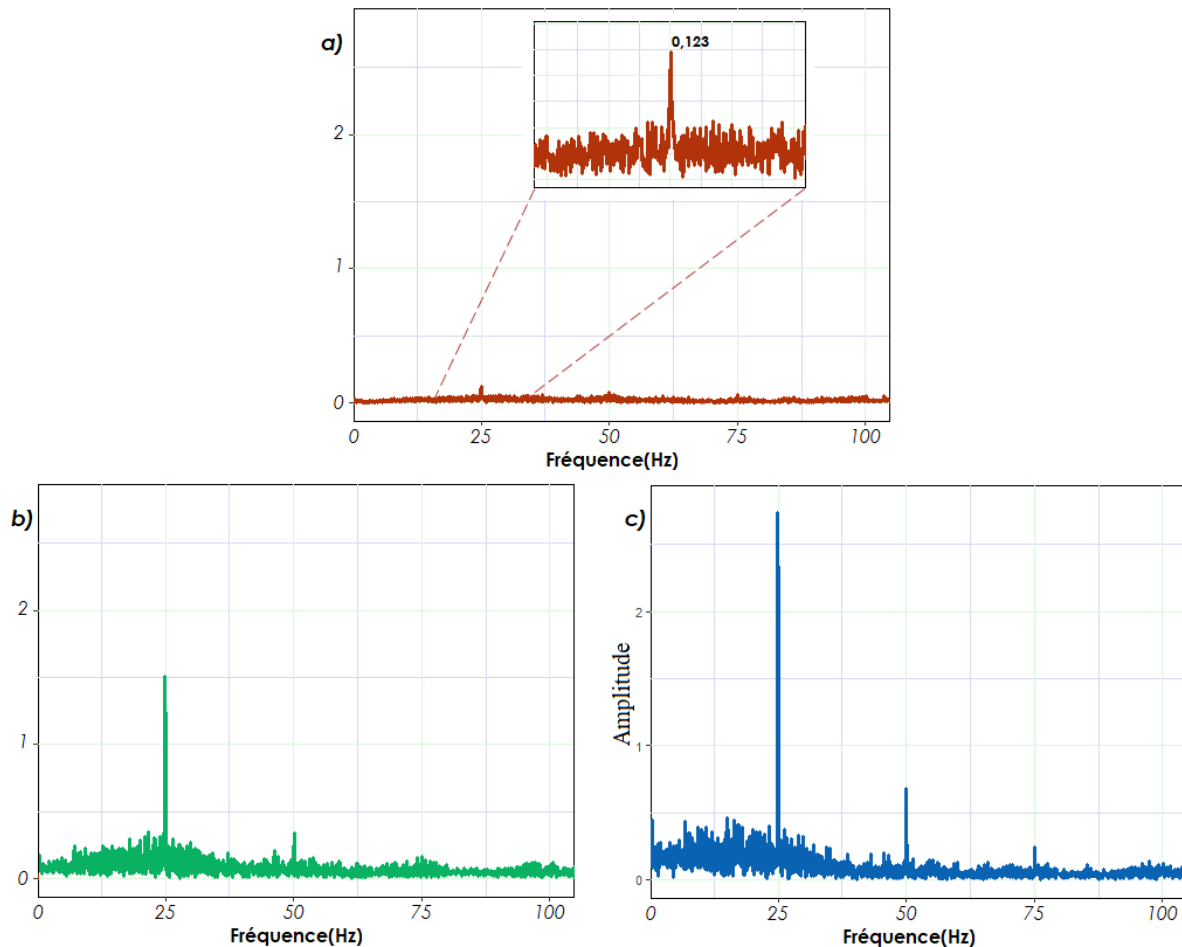


Figure 3. 16. Illustration de la différence entre les signaux de vibration.

Malgré l'absence de défaillances majeures du moteur, on constate un certain type d'usure qui peut être lié à des défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, mais pas au danger d'un arrêt de courte durée. L'élément le plus important pour VA est l'amplitude. La présence d'un pic ou d'une série de pics ne signifie pas la présence d'un défaut, comme le montre la figure 3.16.a). Lorsqu'un problème est détecté dans les vibrations, l'étape suivante doit être une surveillance accrue pour voir si les amplitudes ont tendance à augmenter ou non ; les figures 3.16.b) et 3.16.c) montrent un développement des pics, ce qui signifie la présence d'un déséquilibre. C'est l'harmonique primaire qui est représentative ; les autres harmoniques suivent avec un impact moindre.

L'ANN a été testé avec 130 échantillons organisés en trois classes : moteur sans défaut (SD), moteur avec risque de déséquilibre (SB (sans balourd)) et moteur avec (AB (avec balourd)). La précision du diagnostic est de 97,69%. Le tableau 3.2 représente la matrice de confusion du résultat du test.

	SD	SB	AB
SD	40	0	0
SB	0	44	1
AB	0	2	43

Tableau 3. 2. Matrice de confusion du test réalisé.

La combinaison de la VA avec une méthode de classification ANN de base pour la détection des défauts permet de détecter toute fréquence indiquant une défaillance. Bien que l'analyse acoustique ou thermique permette un diagnostic satisfaisant [55, 56], le coût élevé des capteurs ne favorise pas son application. L'analyse par le courant statorique donne également de bons résultats avec un 1D-CNN [57], bien que la mise en œuvre du réseau de neurones convolutifs (CNN) dans une carte à microcontrôleur soit un inconvénient en raison de la grande capacité de stockage qu'il nécessite. Le tableau 3.3 présente une comparaison avec d'autres travaux en fonction de la signature et de la méthode de classification utilisée.

SIGNATURE	METHODE	PRECISION	REF.
<b>Acoustique</b>	Arbre de décision	95.50 %	(Amarnath <i>et al.</i> , 2013)
<b>Thermique</b>	Réseau de Neurones Artificiels	94.24 %	(Waqar and Demetgul, 2016)
<b>Courant Statorique</b>	SVM	85.00 %	(Pandarakone <i>et al.</i> , 2018)
	Naives Bayes	88.37 %	
	1D-CNN	97.40 %	(Ince <i>et al.</i> , 2016)
<b>Vibration</b>	<i>kNN</i>	95.30 %	(Wang <i>et al.</i> , 2020)
	RF	95.64 %	(Satishkumar and Sugumaran, 2016)
	<b>ANN</b>	<b>97.69 %</b>	(Gana <i>et al.</i> , 2022a)

Tableau 3. 3. Comparaison entre le système élaboré et d'autres travaux similaires.

Notre système offre une meilleure précision de détection par rapport aux autres expériences utilisant des capteurs commerciaux. Le tableau 3.4 présente une autre comparaison des travaux

réalisés pour la détection des défauts de moteurs à l'aide de VA avec différentes techniques d'ANN. La comparaison a été faite par rapport aux capteurs utilisés

TYPE NN	CAPTEUR	PRECISION	REF.
RdNA	Accéléromètre MPU6050	90.02 %	(Dwi P.A. <i>et al.</i> , 2015)
RdNA	Accéléromètre ADXL345	93.33 %	(Cruz <i>et al.</i> , 2020)
SVSF	Accéléromètre Triaxial	97.00 %	(Ahmed <i>et al.</i> , 2015)
ANFIS	Accéléromètre Piézoélectrique VMI-102	90.67 %	(Farokhzad, 2013)
RdNA	<b>Capteur piézoélectrique Sans Plomb</b>	<b>97.69 %</b>	(Gana <i>et al.</i> , 2022a)

Tableau 3. 4. Comparaison de notre capteur et d'autres utilisés dans la même thématique de recherche

### 3.8 Conclusion

Ce chapitre a abordé la conception d'un système intégré à faible coût pour la détection préventive des défauts de déséquilibre dans un moteur à induction. A cet effet, deux mesures non invasives ont été collectées puis suivies en temps réel et transmises vers une carte ESP32. Un nouveau capteur piézoélectrique flexible et sans plomb, développé précédemment dans notre laboratoire, a été utilisé pour l'analyse des vibrations (VA). Une thermopile infrarouge a été utilisée pour la mesure de la température. Les données sont transmises par Wi-Fi à une station de surveillance qui peut intervenir dans le cas où une anomalie est détectée. Le diagnostic de l'état du moteur est réalisé à l'aide d'un algorithme de réseau neuronal artificiel (ANN) implémenté sur le microcontrôleur. De plus, un filtre de Kalman est employé pour prédire les amplitudes vibratoires tout en éliminant le bruit. La combinaison de la VA, de l'analyse de la signature thermique et de l'ANN permet l'obtention d'un meilleur diagnostic et offre une efficacité, une précision, un accès facile aux données et un contrôle à distance, ce qui réduit considérablement l'intervention humaine.

## **Chapitre 4.**

# **Détection De Défauts par Classification d'Images à Double Signatures**

## **4.1 Introduction**

Ce chapitre abordera une nouvelle approche de classification d'image motrice (MIC) basée sur une technique de conversion multi-signature utilisant le Réseau Neuronal Convolutif (RNC). À cet égard, deux signaux unidimensionnels (1D) seront combinés et convertis en une matrice d'informations faisant état du moteur étudié. La situation vibratoire et thermique du moteur sera ainsi clairement représentée dans une unique Image à Double Signature (IDS). On présentera d'abord des généralités sur le traitement d'images avant d'enchaîner sur les techniques de classification par traitement d'images, on pèsera le pour et les contres de chaque technique avant de présenter **notre** système, les tests effectués et les résultats obtenus.

## **4.2 Généralités sur le traitement d'images**

### **4.2.1 Caractéristique d'une image**

#### **4.2.1.1 Pixel**

Souvent abrégé 'px', le pixel est une unité de surface permettant de mesurer la qualité d'une image numérique. Il a généralement une forme rectangulaire ou carrée et contient des informations sur les nuances de couleurs, leur nombre, la transparence ou la texture.

#### **4.2.1.2 Dimension**

Elle représente le nombre de pixels constituant une image. La dimension est caractérisée par le nombre de colonnes de l'image que l'on multiplie par son nombre de lignes. Ainsi, Si une image qui possède 320 pixels en largeur et 320 en hauteur, aura une dimension de 320 pixels par 320, notée 320×320.

#### **4.2.1.3 Résolution**

Elle détermine le nombre de pixels par unité de surface, exprimé en Points Par Pouce (PPP dérivé de l'anglais DPI pour Dots Per Inch) ; le pouce étant représenté par la valeur 2.54 cm. Une résolution de 100 ppp signifie donc 100 colonnes et 100 lignes de pixels sur un pouce carré ce qui donne une valeur de 10000 pixels sur un pouce carré.



Figure 4. 1. Différence d'une même image pour différentes résolutions.

## 4.2.2 Couleurs et Encodage

### 4.2.2.1 Binaire

Une image binaire est une image dont le codage des couleurs est effectué uniquement sur 1 bit, la valeur du pixel prend un 0 pour la couleur noire et un 1 pour la couleur blanche.

### 4.2.2.2 Gris

Dans une image en niveau de gris, le pixel peut prendre une valeur sur une palette codée sur 8 bits ce qui en fait 256 couleurs représentées en nuances de gris.

### 4.2.2.3 Couleur RVB

Pour une image en couleur, un pixel contient 3 différentes valeurs, dont chacune est codée sur 8 bits. Ces valeurs représentent les couleurs RVB (Rouge, Vert, Bleu) et leur fusion offre une couleur au pixel.

La figure 4.2 montre la conversion d'une icône représentant un moteur asynchrone en couleur sous forme d'une image grise et une image binaire. On peut constater que la couleur offre plus d'informations et de détails relatifs à l'image.

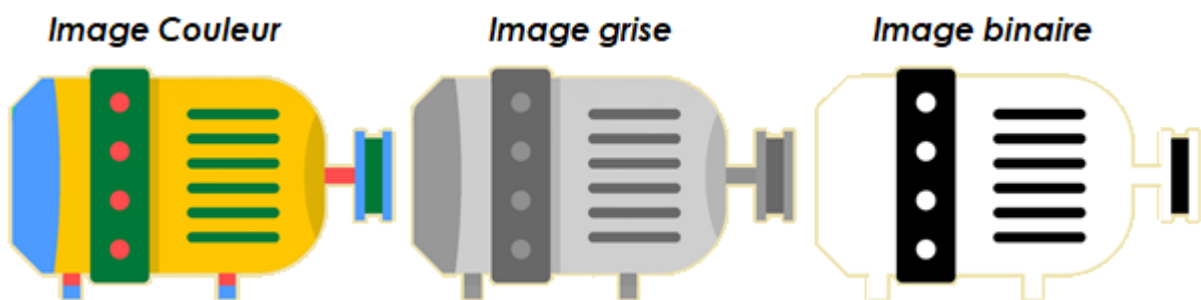


Figure 4. 2. Représentation d'une même figure sous différents codages de couleurs.

## 4.2.3 Analyse d'images

L'analyse d'images ne cesse de se développer et de s'utiliser dans d'innombrables secteurs et domaines. Son but est d'extraire des paramètres quantitatifs des images, ce qui peut conduire à des mesures ou à des reconnaissances de formes ou d'objets. Ces paramètres peuvent être soumis et associés à d'autres analyses plus approfondies où d'autres paramètres issus de

méthodes d'acquisition complémentaires sont réunis comme des tests mécaniques, des analyses sensorielles ou autres.

L'interprétation des images est souvent faite de façon visuelle par un interprète humain, mais dans certains cas où des indices miniatures sont présents dans une image ou dans le cas où plusieurs images sont mises en examen, un traitement au moyen d'un ordinateur peut être nécessaire.

### 4.2.4 Images dans le diagnostic des défauts de moteurs

#### 4.2.4.1 Analyses Temps-Fréquence

La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT) est une des techniques d'analyse temps fréquence largement utilisée. Elle est utilisée afin de déterminer la fréquence et la phase d'une section locale d'un signal et le carré de son module offre la possibilité de construire un spectrogramme. Elle est généralement dédiée aux applications de traitement sonores pour éliminer les bruits externes mais elle a prouvé son efficacité dans le domaine du diagnostic où Hongmei Liu *et al.* (2016) ont utilisé cette analyse pour détecter des défauts de roulements. La figure ci-contre représente des spectrogrammes qui montrent la différence entre un roulement sain (figure 4.3.a.) et un roulement avec présence de défauts (figure 4.3.b.). L'image offre des informations sur les fréquences pour chaque portion du signal temporel.

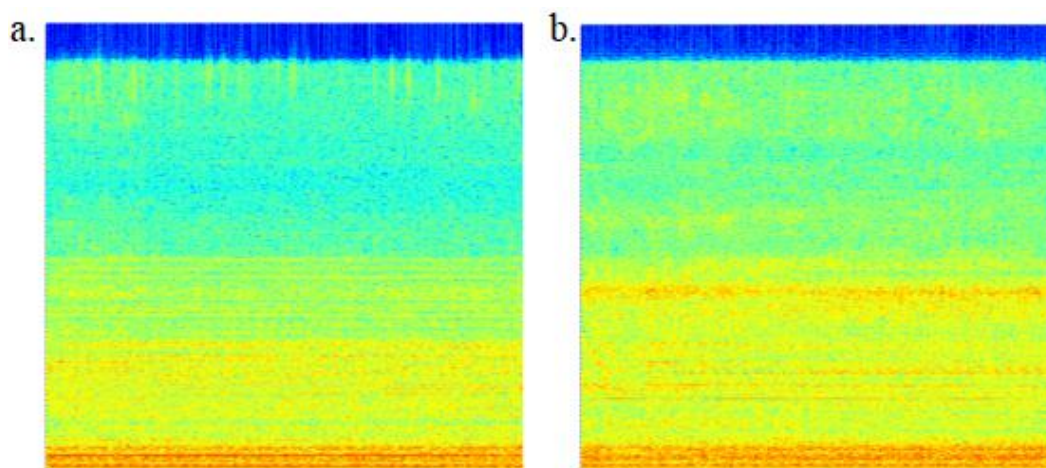


Figure 4. 3. Spectrogramme d'informations issues de roulements, a. Sans défaut, b. Présence d'un défaut (Hongmei Liu *et al.*, 2016).

Les Scalogrammes sont un autre type de formation d'images représentatives de l'analyse temps-fréquence. Ils sont issus de la transformée en ondelettes (WT) qui sont une représentation linéaire avec une base d'ondelettes au lieu de fonctions sinusoidales comme la TFCT. Elle est efficace pour les signaux non stationnaires et transitoires. La transformée de Hilbert-Huang (HH) est un troisième type d'analyse utile pour l'analyse des séries temporelles non linéaires et non stationnaires et pour localiser les propriétés de signaux arbitraires. David Verstraete *et al.* (2017) ont effectué une comparaison entre les trois techniques sus-présentés. La figure 4.4 suivante montre la différence des images acquises des trois techniques sur un même signal aléatoire.

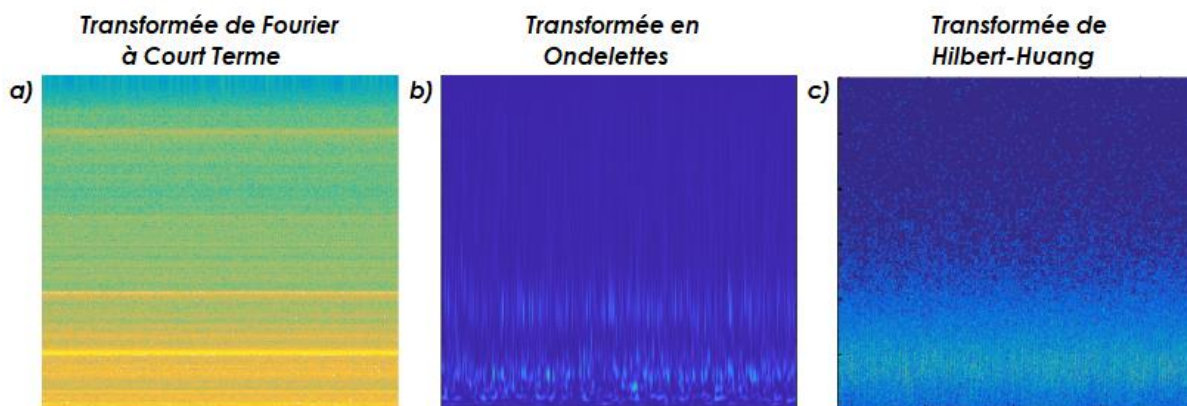


Figure 4. 4. Scalogramme d'informations issues d'un même signal aléatoire :

a). TFCT, b). WT, c). HH (Verstraete *et al.*, 2017)).

### 4.2.4.2 Images thermiques

La thermographie infrarouge (TIR) est une technique d'analyse non invasive qui est très utilisée comme outil de détection des défauts de moteurs à induction. L'un des principaux avantages de la TIR est qu'elle nécessite un minimum d'instrumentation. Le traitement est ensuite fait sur les images acquises par des experts soit visuellement mais surtout par des logiciels de traitement qui sont largement plus précis dû à leur puissance de calcul. Glowacz and Glowacz, (2017) ont utilisé la TIR afin de différencier entre un moteur à induction triphasé sain, un moteur présentant 02 barres cassées et un moteur avec anneau de cage d'écuréuil défectueux. La technique s'est avérée très satisfaisante avec un haut taux de réussite du diagnostic. Cependant, la méthode présente certains inconvénients. Le premier étant le coût de la caméra thermique qui avoisine 250.000,00 DA. Le deuxième inconvénient est que le temps moyen pour chauffer les bobines du stator est d'environ 3 minutes, ce qui peut causer des

dommages permanents à la machine analysée. La figure 4.5 suivante montre des images thermiques de deux moteurs différents, l'un étant sain et l'autre présentant un défaut. Visuellement on peut clairement distinguer la différence et faire un diagnostic sur l'état du moteur.

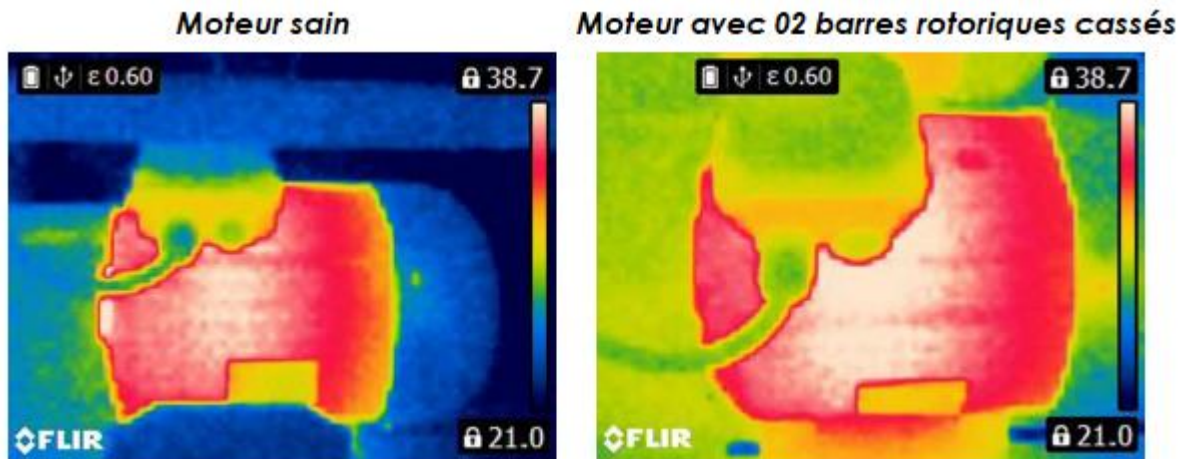


Figure 4. 5. Images thermiques de deux moteurs différents, a. sain, b. présentant un défaut.

### 4.2.4.3 Images de conversion

Habituellement, les signaux acquis des capteurs analogiques sont représentés par des vecteurs unidimensionnels (1D). Ils peuvent être l'objet d'un traitement de signal poussif pour avoir les informations requises nécessaires à la prise de décision concernant l'état des moteurs. Ces signaux peuvent être aussi exploités d'une façon numérique et une simple conversion en signal bidimensionnel (2D) fera apparaître les signatures sous formes d'images, permettant l'extraction directe des caractéristiques vibratoires de la machine électrique.

Sun and Cao, (2020) proposent une méthode intelligente de diagnostic des pannes utilisant des images 2D comme entrée de classificateur SVM. Uddin *et al.* (2015) présentent une implémentation de la méthode de diagnostic de défaut 2D basée sur la structure de voisinage dominante mondiale (GNS) pour un moteur à induction. Hoang and Kang (2017) proposent une méthode de diagnostic des défauts de roulement sans extraction de caractéristiques à l'aide d'images de vibration du signal 1D à la conversion d'images 2D à l'aide de CNN pour la classification des défauts. Wen *et al.* (2018) proposent une méthode pour extraire des caractéristiques d'images 2D converties et éliminer tout effet de caractéristiques artisanales. Mukhopadhyay *et al.* (2018) présentent une étude axée sur le diagnostic des défauts moteurs à

l'aide d'images simplifiées adaptées aux applications en temps réel. Chacune des méthodes énoncées précédemment possède sa propre structure et elles aboutissent à un résultat quasi identique. La figure 4.6 suivante montre des exemples d'images issues de la conversion de quelques signaux analogiques.

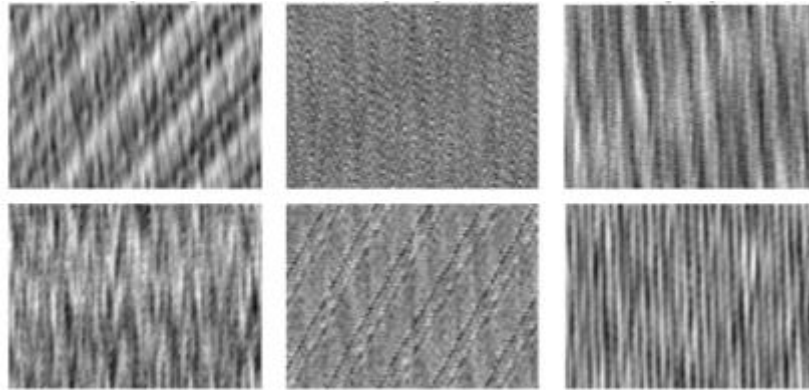


Figure 4. 6. Exemples d'images issues de conversion des signaux analogiques (Uddin *et al.*, 2015).

### **4.3 Technique de conversion des signaux unidimensionnels en images couleur**

La plupart des études mentionnées ci-dessus utilisent des images en niveaux de gris 2D pour la classification (Hoang and Kang, 2017; Lu *et al.*, 2020; Wen *et al.*, 2018), limitant l'effet de la couleur émise par une image. Outre l'impact visuel qu'elle représente, la couleur fournit des informations importantes concernant les trois valeurs primaires Rouge, Vert et Bleu (RVB).

Rachmadi and Purnama (2018) ont montré qu'en plus de la classification basée sur la reconnaissance des formes, le CNN est également capable d'effectuer une classification basée sur les distributions de couleurs. Ainsi, Fuentes *et al.* (2017) détectent avec succès les maladies de la tomate en utilisant un CNN qui utilise un spectre de couleurs à partir d'images de plantes comme entrée de modèle. Les informations de couleur RVB ont également été prouvées dans Lin *et al.* (2021) pour être essentielles pour la détection d'objets.

Dans ce qui suit, un système embarqué à faible coût pour la détection des défauts des moteurs à induction sera présenté. Deux paramètres de mesure sont transformés en une seule représentation graphique pour former une image à double signature pour le réseau de neurones convolutifs (DSI-CNN).

### 4.3.1 Description de la méthode

Comme le montre la figure 4.7, le système est composé de trois parties principales :

- La partie traitement des données où toutes les valeurs acquises sont collectées et analysées par la carte de développement.
- La partie conversion où les images sont formées à partir des signaux acquis.
- La partie classification dans laquelle le CNN identifie l'état du moteur.

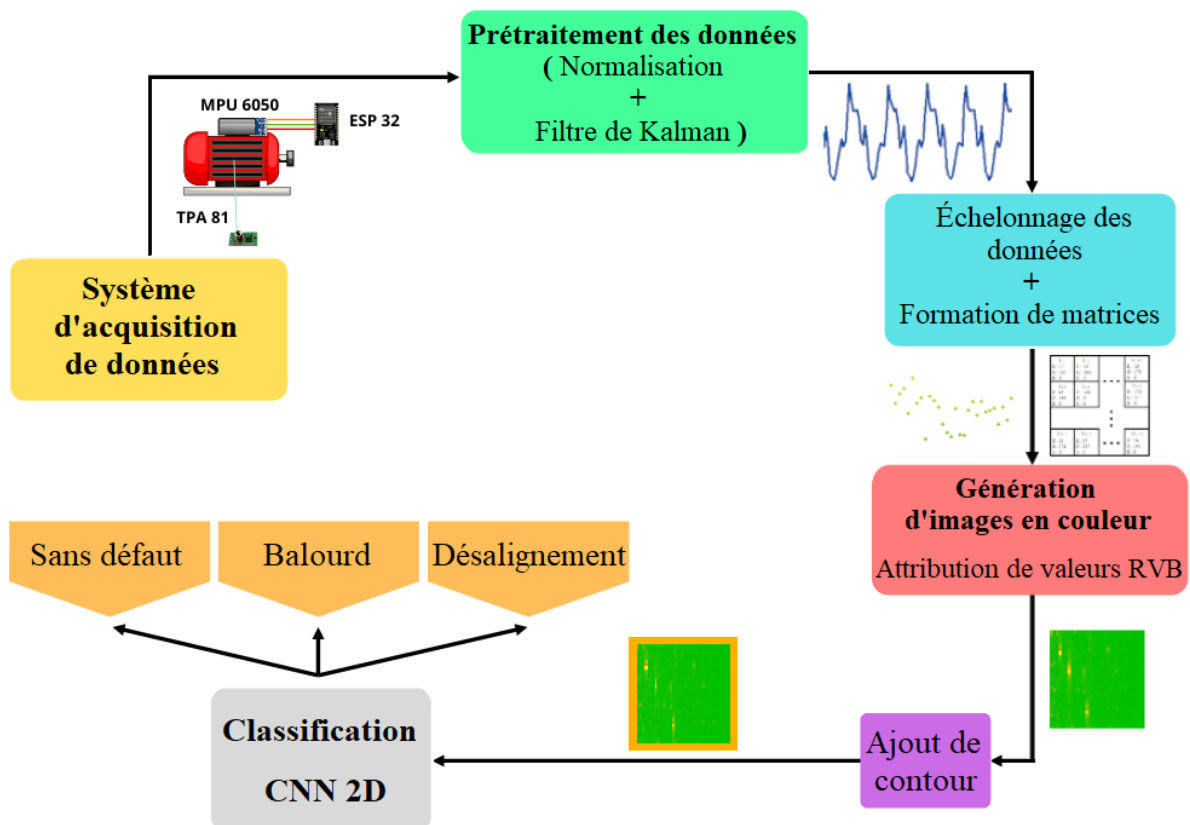


Figure 4. 7. Représentation schématique du système embarqué réalisé.

Le signal de vibration est d'abord acquis, prétraité et converti dans le domaine fréquentiel à l'aide de la FFT par une carte à microcontrôleur ESP32. Ensuite, ce signal est converti en une image 2D dans une représentation en pixels colorés ; un autre signal représentant la température du moteur est obtenu et fusionné avec la même image générant un contour de couleur spécifique. L'utilisation de deux paramètres de mesure garantit une détection précise et efficace des défauts et minimise les temps d'arrêt de production entraînant des pertes financières.

### 4.3.2 Système d'acquisition de données

Pour prétraiter les données sensorielles, deux types d'analyse sont effectués : l'analyse vibratoire et l'analyse thermique. Ces données sont acquises par la même carte à microcontrôleur ESP32 déjà utilisé lors de la première application. Un accéléromètre MPU6050 est monté sur le moteur pour l'acquisition de vibrations. Les données thermiques sont obtenues à partir d'un capteur infrarouge TPA81. L'avantage d'utiliser ces deux capteurs est que tous deux ont le protocole I2C permettant une communication série sur deux fils avec la carte ESP32. La figure 4.8 montre une image réelle de l'acquisition des données du système.

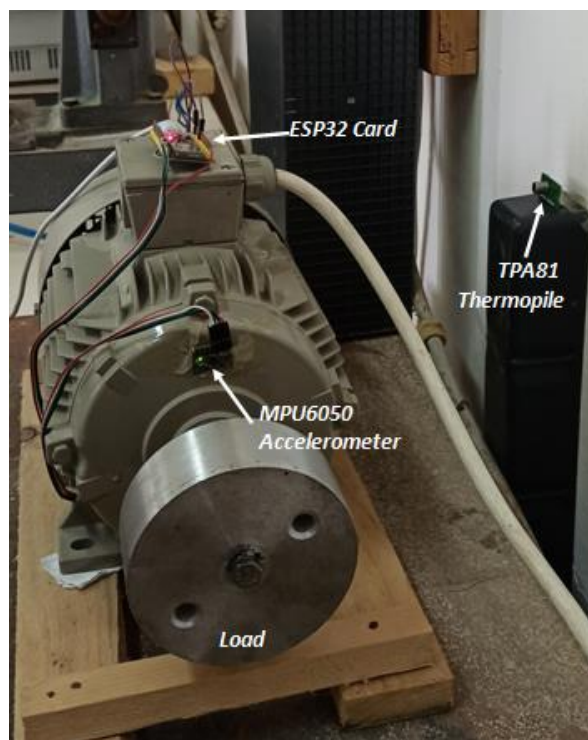


Figure 4. 8. Photo réelle du système d'acquisition des signaux.

#### 4.3.2.1 Acquisition du signal vibratoire

Chaque type de défaut produit une fréquence de vibration spécifique. En surveillant et en analysant le spectre vibratoire, les fréquences identifiées nous renseignent sur le type et l'origine des défauts (Ágoston, 2015). Le module MPU6050 est un outil répandu pour mesurer les signaux de vibration du moteur dans les trois axes X, Y et Z (Rodrigues *et al.*, 2021), il est positionné de manière non invasive en position axiale sur une surface rigide, près des roulements pour extraire les informations réelles.

Il est difficile d'obtenir des informations de l'accéléromètre dans le domaine temporel; il est donc nécessaire de convertir le signal d'origine dans le domaine fréquentiel par la Transformée de Fourier Rapide (FFT) (Betta *et al.*, 2002). L'algorithme produit le même résultat que la transformée de Fourier discrète (DFT), mais il est nettement plus rapide et efficace que la FFT traditionnelle car il nécessite moins d'itérations pour obtenir le résultat souhaité (Bennouna and Roux, 2013). Par conséquent, le calcul en N points effectué par le DFT prend des opérations arithmétiques  $\Omega(N^2)$ , tandis que la FFT effectue le même calcul uniquement dans les opérations  $\Omega(N \cdot \log(N))$  (Takahashi, 2019). L'algorithme de la FFT est présenté dans la section 2.4.3.2.A.

### 4.3.2.2 Acquisition du signal thermique

Le capteur TPA81 est un détecteur pyroélectrique qui détecte les ondes infrarouges jusqu'à une portée de deux mètres. Ce capteur remplace les méthodes traditionnelles difficiles et coûteuses telles que la thermographie (Choudhary *et al.*, 2021) et l'imagerie (Mohammad-Alikhani *et al.*, 2020). Ce système est identique à celui utilisé auparavant dans la section 3.5.3.

### 4.3.3 Méthodologie

Le prétraitement des données provenant des capteurs est essentiel. Il consiste en l'extraction d'informations à partir de signaux bruts parmi un grand volume de données, rendant leur manipulation difficile. Le concept est de convertir le signal de fréquence de vibration en image (Hoang and Kang, 2017; Mukhopadhyay *et al.*, 2018) de taille de pixel  $M \times M$  et un contour de couleur est ajouté à l'image représentant la valeur de température du moteur.

Considérons le signal de vibration 1D d'un moteur sans défaut  $L(i)$  de longueur 1024 points tels que :

$$i = 0, 1, \dots, M^2 \quad (4.1)$$

Ces points remplissent les pixels de l'image dans des séquences verticales, comme illustré sur la figure 4.9 Chaque point de l'image est représenté selon  $P(j, k)$  de l'équation suivante :

$$P(j, k) = A \times [M(j + 1) - (k + 1)] \quad (4.2)$$

$j = 0, \dots, M$  et  $k = 0, \dots, M$ .

$A$  : représente l'amplitude du signal convertie en couleur.

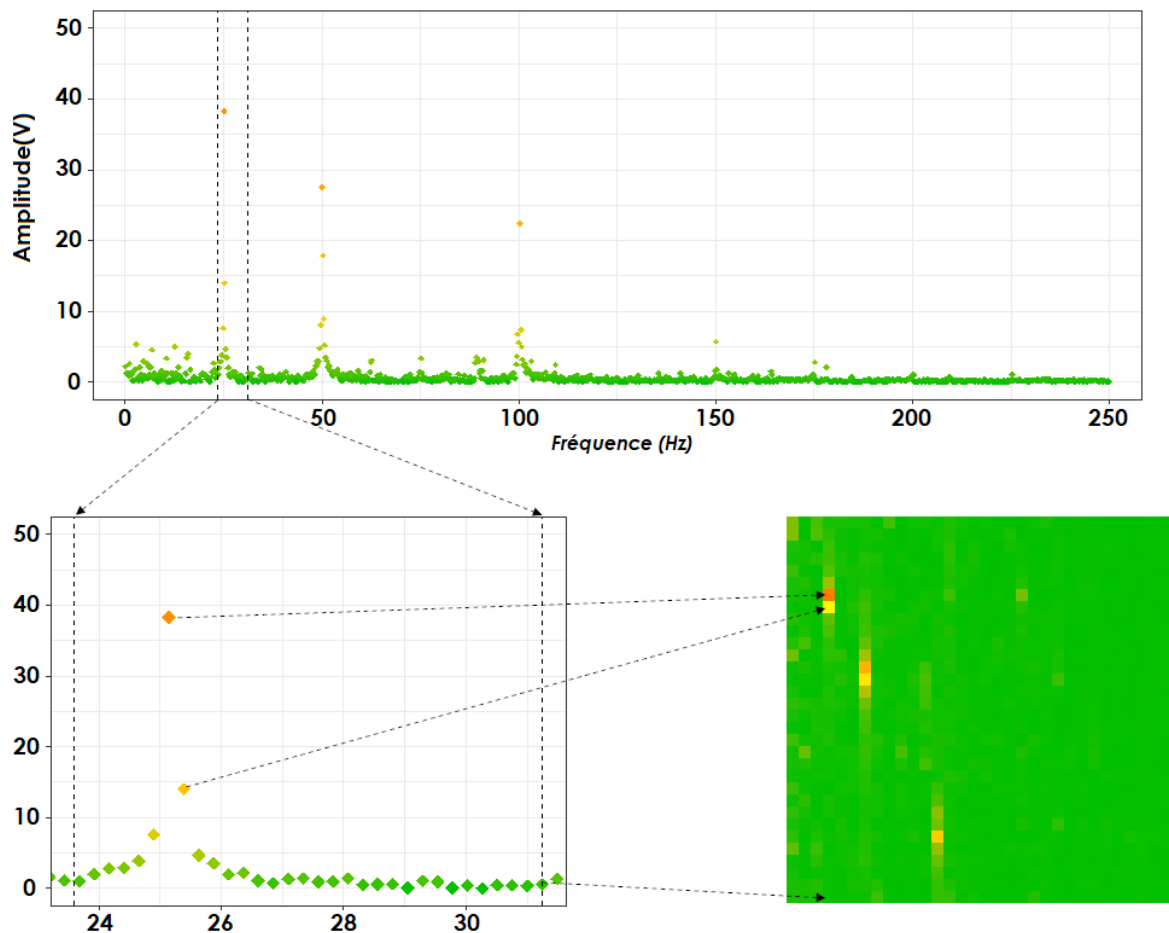


Figure 4. 9. Processus de formation d'images à partir d'un signal unidimensionnel.

Dans le processus de conversion des données de vibration, l'amplitude de chaque échantillon est séparée en trois sous-valeurs liées aux couleurs fondamentales R, V et B et est normalisée entre 0 et 255. Ces valeurs deviennent l'intensité du pixel correspondant de l'image  $M \times M$ . La conversion d'amplitude peut être décrite par l'équation suivante :

$$C(X) = C_{min} - \frac{C_{max} - C_{min}}{V_{max} - V_{min}} \times X - V_{min} \quad (4.3)$$

$X$  : est la valeur d'amplitude à convertir.

$C(X)$  : est la valeur d'intensité du pixel converti.

$C_{min}$  : est la valeur de couleur minimale du pixel.

$C_{max}$  : est la valeur de couleur maximale du pixel.

$V_{min}$  : est la valeur minimale de l'amplitude.

$V_{max}$  : est la valeur maximale de l'amplitude.

Le gradient est réalisé en augmentant la valeur du rouge au maximum tout en maintenant une valeur fixe de vert. Au seuil, la valeur rouge est fixée tandis que la valeur verte diminue à 0. Le processus est réalisé sans la couleur bleue, qui est fixée à 0. Le tableau 4.1 suivant illustre la conversion du signal en intensité de pixels de l'image :


Amplitude	Couleur	R	G	B
Min - Seuil		0 ► 254	192	0
Seuil		255	192	0
Seuil - Max		255	191 ► 0	0

Tableau 4. 1. Valeur des couleurs RVB en fonction de l'intensité de l'amplitude.

#### 4.3.4 Formes des images

Les images sous leur forme finale représentent un carré de 1600 pixels (px) pour un côté de 40px. Elles sont le résultat de la fusion entre les images converties à partir du signal vibratoire qui sont constituées de 1024px avec un côté de 32px et un cadre de 4px représentant le contour décrivant la température interne du moteur qui possède ainsi 576px.

La figure 4.10 montre une conversion typique d'un moteur sans défaut pour une condition de fonctionnement normale et une température interne de 34°C. La couleur principale du contour est le jaune, avec l'augmentation de la température, la couleur tend vers le rouge.

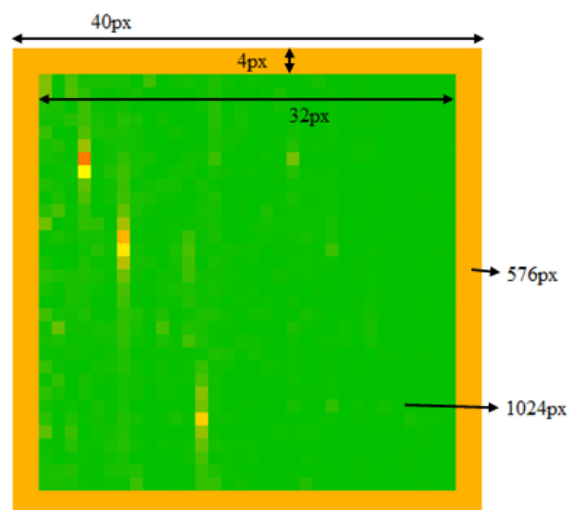


Figure 4. 10. Caractéristiques finales de l'image créée.

## **4.4 Classification d'images par Réseau de Neurones Convolutif**

Considérés comme des approximateurs universels, les ANN sont les classifieurs les plus couramment utilisés. Ils sont aptes à résoudre des fonctions non linéaires et il a été prouvé qu'ils ont de puissantes capacités de classification et de reconnaissance de formes (Kiranyaz *et al.*, 2019; Liu *et al.*, 2018). Su and Chong (2007) proposent une méthode utilisant la modélisation de réseau neuronal du spectre vibratoire en combinaison avec la transformée de Fourier à court terme (STFT) pour la détection des défauts des machines. Vaibhav *et al.* (2016) extraient les caractéristiques vibratoires d'un moteur électrique à l'aide d'ondelettes Daubechies, puis classent et identifient les défauts de roulement en fonction des ANN. Malgré les résultats remarquables obtenus par les ANN dans le domaine du diagnostic, ils restent encore un peu imprévisibles dans certaines situations :

- L'absence de règles spécifiques pour déterminer la structure appropriée pour le réseau poussant l'expert à augmenter les tentatives afin d'obtenir l'architecture parfaite pour le modèle étudié.
- L'absence d'explication de solution crée un manque de confiance dans le réseau.
- La nécessité de disposer de données statistiques pour extraire des informations clés du signal prétraité en évitant de surcharger l'ANN (Li, 1994; Liu *et al.*, 2018; Mishra and Srivastava, 2014).

Afin de surmonter ces contraintes, l'utilisation d'un Réseau de Neurones Profond (Deep Neural Network (DNN)), en particulier le Réseau de Neurones Convolutif (CNN) est de plus en plus nécessaire.

Ce réseau inspiré du cortex visuel des mammifères est utilisé pour la reconnaissance de formes et d'objets (Albawi *et al.*, 2017; Gu *et al.*, 2018). Il a été adopté pour éviter la nécessité d'exécuter un algorithme d'extraction de caractéristiques pour la classification des données (Wang *et al.*, 2019). Ces CNN sont utilisés dans un large éventail de sujets notamment :

- le secteur des transports où Cao *et al.* (2021) a appliqué un CNN et des algorithmes de traitement d'images basés sur la vidéo de la circulation pour détecter les feux arrière des véhicules
- l'agriculture où Achour *et al.* (2020) utilise plusieurs CNN pour superviser le comportement des vaches laitières et de leur alimentation

- ou le domaine médical où Song *et al.* (2021) utilise un CNN optimisé pour fournir une détection des risques pour les maladies liées à la médecine sportive.

Dans le domaine du diagnostic, les CNN sont largement utilisés et considérés comme un outil de classification majeur; Minervini *et al.* (2021) utilisent un CNN pour diagnostiquer automatiquement les défauts de roulement dans les moteurs à induction en fonction des signaux électromagnétiques. Lee *et al.* (2019) présentent un système de diagnostic des défauts de rotor et de roulement pour les moteurs à induction basé sur un modèle CNN.

Le but de l'utilisation de CNN dans notre étude est d'identifier la présence d'un ensemble de fonctionnalités dans les images converties reçues en entrée.

Le CNN proposé est composé de plusieurs couches qui permettent l'extraction de caractéristiques de l'image et les classent comme pour détecter les défauts dans les moteurs à induction :

- Couche de Convolution
- Couche de Mise en commun (Pooling)
- Couche de correction ReLU
- Couche d'aplatissement
- Couche entièrement connecté

### 4.4.1 Couche de convolution

Le principe est de faire glisser une fenêtre de filtre représentant la caractéristique principale de l'image et de calculer le produit de convolution entre cette fonction et chaque partie de l'image numérisée. Tout d'abord, nous définissons la taille de la fenêtre de filtre représentant la fonctionnalité. Il se déplace progressivement de gauche à droite pour chaque rangée jusqu'à atteindre l'extrémité de l'image. Un calcul de convolution est effectué pour chaque position afin d'obtenir une carte d'activation qui indique l'emplacement des entités dans l'image : à mesure que la valeur de la carte augmente, plus la partie de l'image numérisée à l'élément sélectionné devient similaire (Albawi *et al.*, 2017; Kranthi Kumar *et al.*, 2021). L'équation suivante montre le produit de convolution exécuté :

$$X_j^n = \sum_{k=1}^K X_k^{n-1} * h_{kj}^n \quad (4.4)$$

\* : est l'opération de produit de convolution.

- $X_j^n$  : est l'image convoluée.
- $X_k^{n-1}$  : est l'image principale.
- $h_{kj}^n$  : est la matrice de filtre convolutif.

#### 4.4.2 Couche de mise en commun (Pooling)

La mise en commun est une opération qui réduit la taille de l'image tout en préservant les caractéristiques significatives. Elle est effectuée en remplaçant un carré de pixels défini par une valeur unique. L'avantage de cette opération est la réduction du coût de calcul en limitant les paramètres à apprendre (Gu *et al.*, 2018). Pour appliquer la mise en commun, nous sélectionnons d'abord un carré de petits pixels (généralement  $2 \times 2$  ou  $3 \times 3$ ), puis nous le remplaçons par des informations relatives à ce carré. La mise en commun maximale, qui consiste à prendre la valeur de sélection maximale, est le type le plus utilisé car elle est plus rapide à calculer que la mise en commun moyenne ou la mise en commun de la somme (Albawi *et al.*, 2017; Ma *et al.*, 2019). Ce type est souvent placé entre deux couches de convolution, ce qui améliore l'efficacité tout en évitant le sur-apprentissage. La figure 4.11 suivante montre un schéma représentatif lié à la mise en commun maximale.

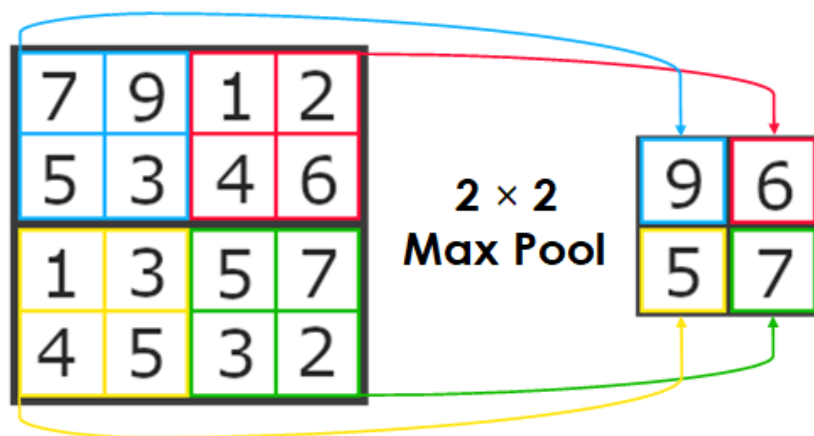


Figure 4. 11. Principe d'un max pooling  $2 \times 2$ .

#### 4.4.3 Couche ReLU

La couche de correction ReLU (Rectified Linear Units) désigne la fonction réelle non linéaire qui remplace toutes les valeurs négatives reçues en entrée par des zéros. Elle joue le rôle de fonction d'activation et permet l'accélération de la convergence du CNN (Zhang *et al.*,

2020). Cette opération est souvent appliquée à la sortie de la couche de convolution car celle-ci effectue des opérations d'addition/multiplication qui font que les valeurs de sortie peuvent être négatives. ReLU est défini par l'équation 4.5 :

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (4.5)$$

### **4.4.4 Couche d'aplatissement (Flatten)**

L'aplatissement consiste simplement à aligner toutes les caractéristiques de l'image dans le but d'en faire un long vecteur. Les pixels qui représentent à ce stade les nombres caractéristiques des images sont récupérés ligne par ligne et ajoutés au vecteur final.

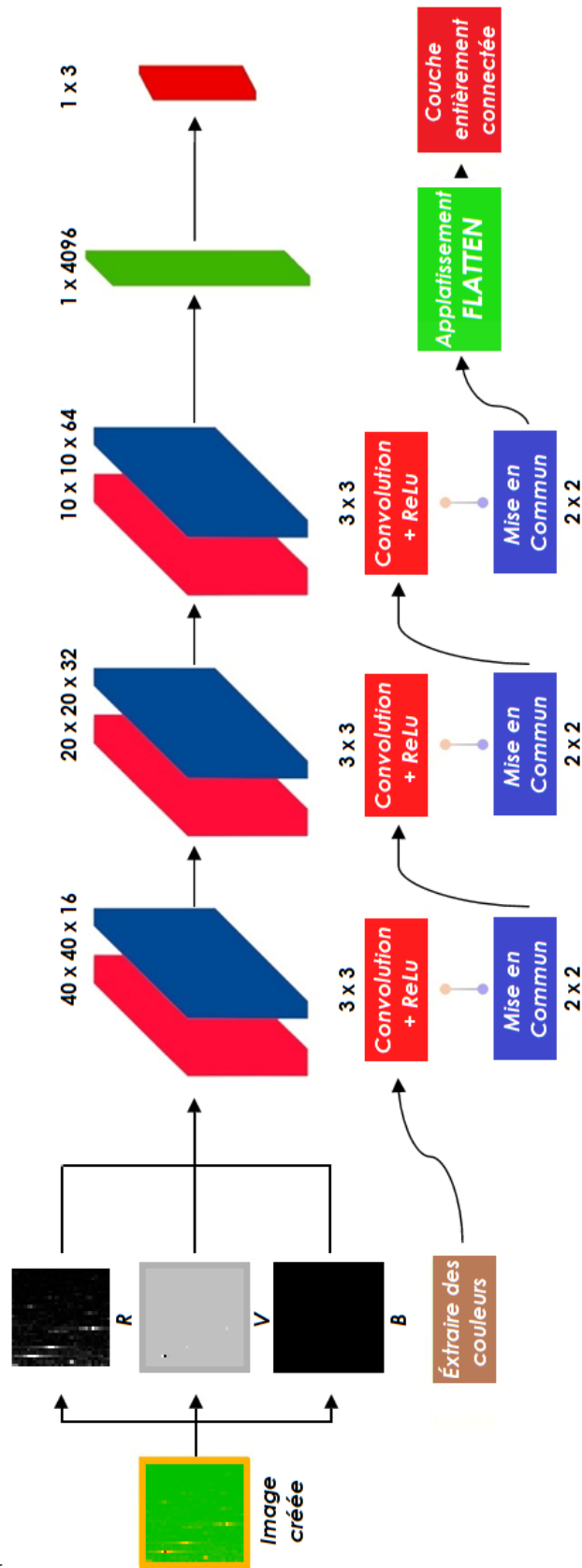
### **4.4.5 Couche entièrement connectée (Dense)**

La couche entièrement connectée détermine la relation entre la position des entités dans l'image et une classe. Il est similaire à la méthode de distribution des neurones dans un réseau neuronal traditionnel. La couche reçoit un vecteur en entrée représentant les valeurs de la caractéristique du pixel de l'image et produit un vecteur en sortie.

Chaque neurone vectoriel représente alors une prédiction spécifique après une combinaison linéaire, puis une fonction d'activation est affectée aux valeurs d'entrée reçues. Ce sont les paramètres les plus utilisés avec le CNN au sein de ces couches, et prennent beaucoup de temps dans la formation (Albawi *et al.*, 2017; Dumoulin and Visin, 2016).

La figure 4.12 montre la meilleure architecture CNN conçue pour notre application. Elle se compose de :

- 03 couches de convolution 3×3 avec trois couches de correction ReLU,
- 03 couches de regroupement 2×2 connectées après chaque convolution,
- 01 couche d'aplatissement
- 01 couche entièrement connectée.



6

Figure 4. 12. Architecture du CNN développé pour notre système.

## 4.5 Résultats et Discussion

### 4.5.1 Acquisition de données

L'analyse des vibrations permet de suivre trois cas pour déterminer les différences du signal de fréquence acquis. Le signal typique d'un moteur sain sans aucun défaut a un pic de faible niveau et correspond à la fréquence de rotation du moteur  $f_r$ . Lorsque ce pic est amplifié, il est éventuellement interprété comme l'apparition d'un défaut de déséquilibre (Betta *et al.*, 2002). Le troisième cas est la présence possible d'un pic élevé à la fréquence  $2 \times f_r$ , représentant très probablement un désalignement de l'arbre moteur (Betta *et al.*, 2002; Chandra Sekhar Reddy and Sekhar, 2015; Singh and Khan, 2021). La FFT des trois signaux vibratoires sont illustrés sur la figure 4.13.

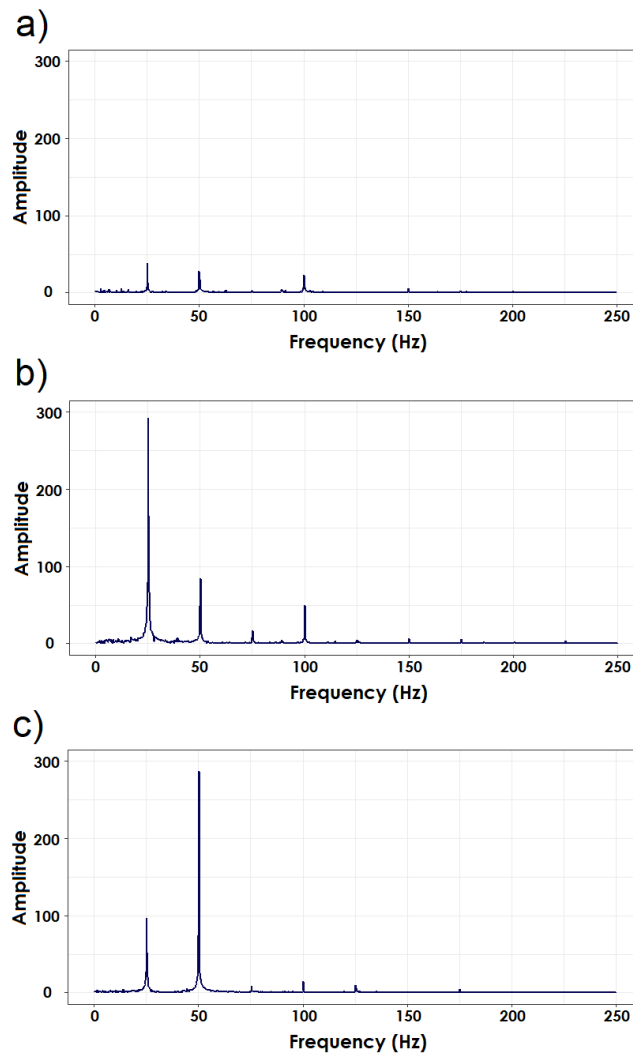


Figure 4. 13. FFT des trois cas étudiés : A. Moteur sans défaut. B. Moteur avec Balourd. C. Moteur avec un désalignement.

La surveillance de la température est une autre question importante dans le domaine industriel. Si une augmentation de la température est observée, cela signifie inévitablement qu'un défaut se crée. Il a été démontré dans (Tonks and Wang, 2017) que la température a une influence significative sur l'occurrence du désalignement. Elle peut également mener à une surchauffe causée par un déséquilibre (Janssens *et al.*, 2019). Dans notre étude, les deux signatures sont combinées pour fournir la meilleure information possible pour diagnostiquer la présence d'un défaut. La figure 4.14 montre l'évolution de la température pour les trois cas étudiés pendant toute la période d'acquisition de la base de données.

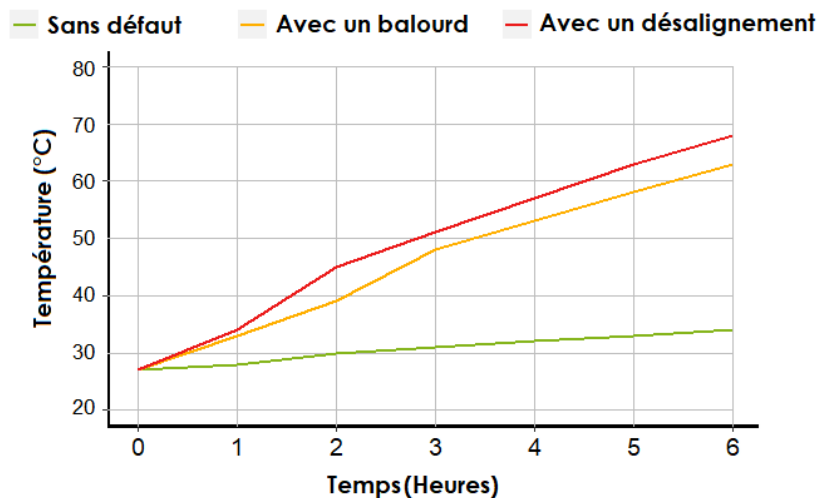


Figure 4. 14. Évolution de la température au fil du temps pour les trois moteurs étudiés.

Le nombre d'échantillons prélevés par l'ESP32 est de 2048. Un nombre plus petit diminuerait la précision des informations acquises et un plus grand nombre augmenterait le temps de réponse de la carte à microprocesseur. La somme vectorielle des trois axes de l'accéléromètre est calculée tous les 3 $\mu$ s, ce qui donne la possibilité de suivre les fréquences supérieures à 300 KHz. L'étude sur les défauts moteurs se concentre sur les fréquences fonctionnant à un maximum de  $5 \times f_r$ . La fréquence de rotation du moteur est d'environ 25 Hz. Par conséquent, le temps de calcul de l'itération peut être déterminé à 2 ms générant une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz, ce qui est largement adéquat pour cette étude.

### 4.5.2 Formation du CNN

Pour former le CNN, 30000 images sont générées à partir des données collectées. Elles sont classées en deux grands groupes, le premier contenant 15000 images représente la conversion en niveaux de gris 2D et le second avec la même taille contient des images de conversion de

couleur RVB 2D. Chaque section est divisée en 3 sous-groupes de 5000 images représentant les classes du CNN : Moteur Sans Défaut (SD), moteur avec Défaut de Balourd (DB) et moteur avec Défaut d'Alignement (DA). Pour collecter les données requises, l'acquisition de l'ensemble de la série temporelle est effectuée à travers 3 moteurs similaires pendant près de 6 heures. L'ensemble des données d'entraînement est de 90%, tandis que les 10% restant sont utilisés pour la validation et les tests. Les modèles de signaux de vibration illustrés précédemment sur la figure 4.13 et convertis en images 2D sont illustrés sur la figure 4.15.

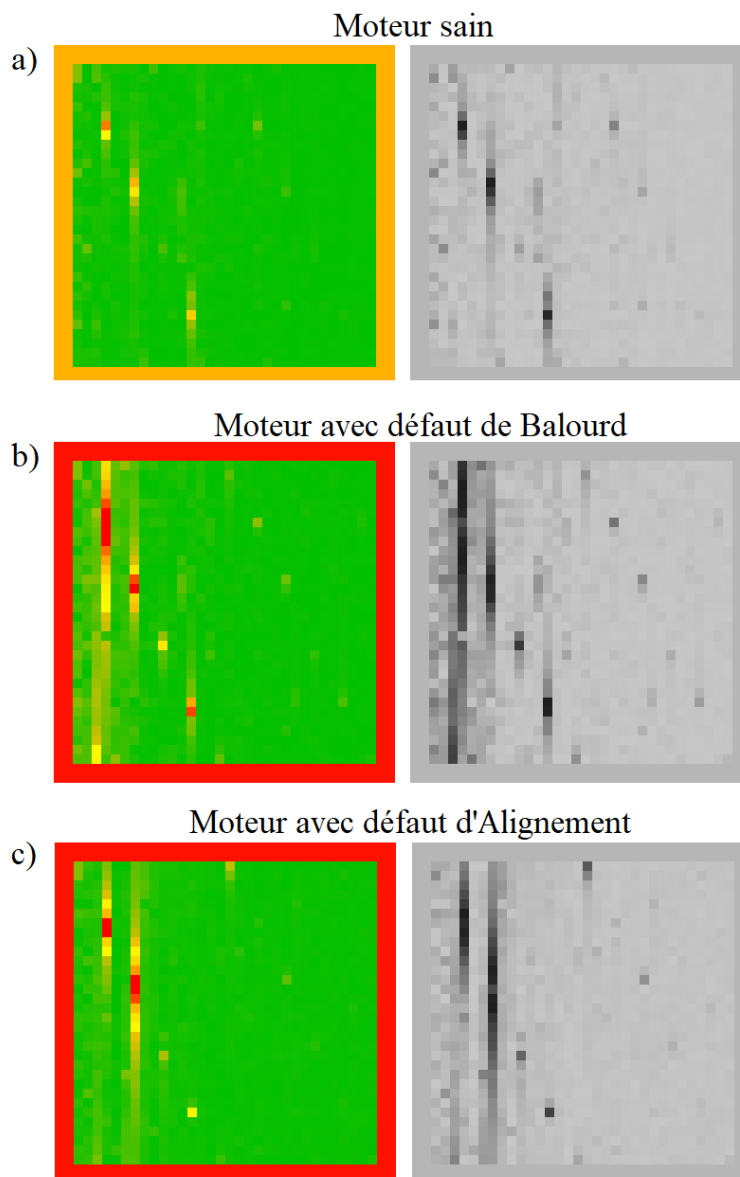


Figure 4. 15. Comparaison entre les images en couleur et en noir et blanc. a) Sans défaut. b) avec défaut de balourd. c) avec défaut d'alignement.

Comme nous l'observons, l'image a un impact visuel sur la présence ou l'absence d'un défaut. Si l'on considère l'exemple du défaut de déséquilibre illustré sur la figure 4.15.b), une confusion peut apparaître dans la 8ème colonne indiquant des fréquences autour de 25 Hz. Les images en échelle de gris provoquent des pixels sombres en dehors des régions de défaillance, ce qui peut entraîner la possibilité de détecter des défauts inexistant, tandis que les images couleur concentrent l'impact précisément sur les fréquences les plus proches du pixel représentant la fréquence 25Hz.

### 4.5.3 Résultats expérimentaux

Dans cette partie, les tests expérimentaux de notre approche pour la détection des défauts moteurs sera présentée et évaluée. Différentes mesures peuvent être utilisées pour calculer la performance des modèles de classification, telles que la valeur prédictive positive (PPV) communément appelée précision et exactitude (ACC) qui est considérée comme l'une des mesures les plus couramment utilisées pour évaluer la performance de classification (Achour *et al.*, 2020; Ince *et al.*, 2016). Ces mesures sont modélisées par les formules suivantes :

$$PPV = \frac{VraiPositif}{VraiPositif + FauxPositif} \quad (4.6)$$

$$ACC = \frac{VraiPositif + VraiNégatif}{VraiPositif + VraiNégatif + FauxPositif + FauxNégatif} \quad (4.7)$$

La performance du CNN est fortement influencée par le taux d'apprentissage. À une valeur élevée, la performance est atteinte rapidement, mais elle présente un risque de sur-apprentissage. Un taux plus faible fait converger les performances vers le maximum avec un temps légèrement plus long.

Des expériences ont montré que le fait de commencer le taux d'apprentissage à partir de 0.1 donne des performances relativement bonnes (Konar *et al.*, 2020), mais si l'apprentissage a tendance à diverger souvent, une valeur appropriée différente peut être sélectionnée pour le réseau.

Dans notre étude, trois valeurs  $\tau_1 = 0.1$ ,  $\tau_2 = 0.01$  et  $\tau_3 = 0.001$  sont testées ; les différences des résultats sont présentées dans le tableau 4.2.

<i>TYPE D'IMAGE</i>	<i>TAUX D'APPRENTISSAGE</i>	<i>PRECISION (%)</i>	<i>TEMPS (s)</i>
Nuances de gris	0.1	90.02	<b>102</b>
Couleur		93.84	114
Nuances de gris	0.01	96.02	136
Couleur		99.45	154
Nuances de gris	0.001	98.13	217
Couleur		<b>99.93</b>	254

Tableau 4. 2. Résultats obtenus avec les différents taux d'apprentissage.

Sur la base des résultats, on peut voir que le temps de calcul est plus long pour un petit taux d'entraînement ; cependant, l'ACC du diagnostic atteint 99,93% pour un taux d'entraînement plus grand qui reste meilleur et plus fiable. Après la formation du modèle, les PPV des meilleures prédictions de défauts pour chaque classe ont été présentés du tableau 4.3 au tableau 4.8.

		<b>Diagnostic prédit</b>		
		SD	DB	DA
<b>Diagnostic réel</b>	SD	<b>4887</b>	<b>82</b>	<b>68</b>
	DB	<b>54</b>	<b>4345</b>	<b>660</b>
	DA	<b>59</b>	<b>573</b>	<b>4272</b>
		<b>97,74%</b>	<b>86,90%</b>	<b>85,44%</b>

Tableau 4. 3. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images en niveaux de gris avec  $\tau = 0.1$

		Diagnostic prédit		
		SD	DB	DA
Diagnostic réel	SD	4920	64	88
	DB	51	4631	386
	DA	29	305	4526
		98,4%	92,62%	90,52%

Tableau 4. 4. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images couleur avec  $\tau = 0.1$

		Diagnostic prédit		
		SD	DB	DA
Diagnostic réel	SD	5000	0	0
	DB	0	4842	439
	DA	0	158	4561
		100%	96,84%	91,22%

Tableau 4. 5. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images en niveaux de gris avec  $\tau = 0.01$

		Diagnostic prédit		
		SD	DB	DA
Diagnostic réel	SD	5000	0	0
	DB	0	4955	37
	DA	0	45	4963
		100%	99,1%	99,26%

Tableau 4. 6. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images couleur avec  $\tau = 0.01$

		Diagnostic prédit		
		SD	DB	DA
Diagnostic réel	SD	5000	0	0
	DB	0	4922	202
	DA	0	78	4798
		100%	98,44%	95,96%

Tableau 4. 7. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images en niveaux de gris avec  $\tau = 0.001$

		Diagnostic prédit		
		SD	DB	DA
Diagnostic réel	SD	5000	0	0
	DB	0	4996	5
	DA	0	4	4995
		100%	99,92%	99,88%

Tableau 4. 8. La matrice de confusion du DSI-CNN sur des images couleur avec  $\tau = 0.001$

#### 4.5.4 Discussion

Plusieurs études ont réalisé un MIC avec différentes signatures et méthodes de classification. Le SVM et le kNN ont été associés à l'analyse thermique et donnent des résultats relativement bons (Mohammad-Alikhani *et al.*, 2020), mais le coût élevé des capteurs n'encourage pas son utilisation. L'analyse par courant statorique donne également de bons résultats avec un CNN ; la méthode proposée par (Mukhopadhyay *et al.*, 2018) avec un Q1DCNN donne des performances moyennes tandis que (Sun *et al.*, 2021) propose un HCNN qui a un inconvénient qui est la grande capacité de stockage qu'il nécessite pour une implémentation sur un microcontrôleur. Le tableau 4.9 montre une comparaison avec d'autres travaux en fonction de la signature utilisée et de la méthode CNN utilisée.

METHODE	SIGNATURE	PRECISION %	REF.
DSI-CNN		99.93	(Gana <i>et al.</i> , 2022)
SVM	Analyse vibratoire	98.48	(Sun and Cao, 2020)
KNN + SVM	Analyse thermique	95.10	(Mohammad-Alikhani <i>et al.</i> , 2020)
Q1CNN		73.42 - 80.90	(Mukhopadhyay <i>et al.</i> , 2018)
HCNN	Current analysis	98.57 - 99.43	(Hsueh <i>et al.</i> , 2019)

Tableau 4. 9. Comparaison entre la précision du système élaboré avec d'autres méthodes de signatures

Le tableau 4.10 présente une étude comparative de la recherche sur la détection des défauts des moteurs à l'aide de la MIC et de l'analyse vibratoire. Les principales méthodes sont basées sur des images en niveaux de gris représentant une conversion directe du signal vibratoire, tandis que d'autres techniques utilisent la conversion du signal dans le domaine temporel pour générer des images en couleur.

Type d'image	Method	Accuracy %	Réf.
Couleur	DSI-CNN	99.93	(Gana <i>et al.</i> , 2022)
Couleur	TLCNN	99.89	(Ma <i>et al.</i> , 2019)
Grise	CNN	99.75	(Lu <i>et al.</i> , 2020)
Grise	CNN	95.10 – 100.0	(Chen <i>et al.</i> , 2020)
Grise	2D-CNN	99.48 – 100.0	(Wen <i>et al.</i> , 2018)

Tableau 4. 10. Comparaison entre la précision du système élaboré et d'autres techniques utilisant la technique de vibration

Il est clair que les résultats prouvent l'efficacité du modèle proposé, en utilisant une simple conversion de signal FFT qui évite les calculs et techniques complexes et inutiles comme la STFT (Ma *et al.*, 2019) ou la Discrete Wavelet Transform (DWT) (Hsueh *et al.*, 2019). Les performances atteignent un grand pourcentage d'ACC. L'impact de la couleur est déterminant pour la classification des défauts du moteur. Ceci est dû à la dégradation effectuée par la conversion isolant le défaut et limitant le risque d'un diagnostic dans une petite région. Néanmoins, les résultats peuvent être améliorés en ajustant les paramètres d'entrée du CNN, c'est-à-dire la conversion signal-image, en réduisant la fréquence d'échantillonnage, en limitant la taille de l'image tout en conservant les caractéristiques saillantes du signal, en améliorant les techniques de prétraitement, en particulier le traitement d'images et en sélectionnant le noyau de convolution approprié. Le travail actuel n'est qu'une étude préliminaire qui prouve l'impact de la couleur et les informations clés qu'elle offre pour l'apprentissage des réseaux profonds.

## 4.6 Conclusion

Ce chapitre a porté sur une méthode de diagnostic qui est conceptuellement une nouvelle idée de traitement du signal fréquentiel dans le domaine de l'apprentissage profond. Le travail s'est concentré sur le diagnostic des défauts des moteurs à induction en utilisant un réseau de neurones convolutif. Les données de vibration et de température ont été combinées en une seule

image représentant l'état du moteur. Cette image possède des caractéristiques qui permettent au CNN de diagnostiquer le défaut avec succès. Selon les expériences réalisées sur trois moteurs identiques, il a été prouvé que la couleur influence et améliore significativement les performances du CNN. Les résultats préliminaires sont encourageants et par conséquent, la solution reste efficace pour le diagnostic des défauts de moteurs et pour d'autres applications en temps réel telles que le contrôle de la production industrielle.

# ***CONCLUSION GÉNÉRALE***

Les travaux exposés dans cette thèse se concentrent sur la surveillance et le diagnostic des défauts dans les moteurs industriels et plus précisément les moteurs asynchrones. Après avoir dressé un état de l'art complet sur les défauts, leurs causes et leurs impacts sur les machines, nous avons effectué des recherches et des tests qui ont fait preuve de grande précision quant à la détection précoce des défaillances. Deux méthodes ont été longuement détaillées.

La première repose sur la thématique du traitement de signal des transducteurs où un nouveau type d'accéléromètre piézoélectrique a été testé. Ce type de capteur dont la qualité majeure est qu'il est sans plomb respectant ainsi les normes environnementales actuelles, possède d'énormes avantages. Côté matériel, le transducteur est flexible donnant une souplesse et une facilité de placement à la surface du moteur. Il s'intègre aisément dans un convertisseur de charge et fournit un signal électrique proportionnel aux changements vibratoires du moteur. Les tests effectués se sont avérés judicieux et on a trouvé comme dans la littérature que l'amplitude suit littéralement la force de vibration. Notre signal s'amplifie au fur et à mesure que le balourd est plus important.

Afin d'améliorer ce diagnostic, on a pensé à jumeler le signal vibratoire aux données thermiques du moteur. Plusieurs recherches ont été menées et ont prouvé l'efficacité de combiner des techniques de surveillance. Notre modèle est ensuite injecté dans un réseau de neurones artificiels pour la classification en ligne des données de la machine, à savoir, les vibrations et la température. Un taux de réussite élevé a été atteint ce qui prouve l'efficacité de notre étude.

S'inspirant de la fusion de données de la première méthode, le deuxième procédé concerne l'aspect système où une classification d'images est réalisée grâce à un réseau de neurones de convolution. Ces images issues des signaux réels captés ont servi comme modèles de classification. Elles ont été créées de la conversion unidimensionnelle de leur origine en une matrice carrée. La complexité de procédés déjà présentés dans divers travaux ont été évitées sur deux points :

- Habituellement, la méthode utilisée concerne les techniques de conversion comme les cartes temps-fréquence. Elles sont employées comme base de données pour le CNN. Les techniques de calcul sont difficiles à appréhender et nécessitent des moyens colossaux pour le calcul.

- Les images en niveau de gris issu de la conversion de simples signaux analogiques sont largement utilisées. Ces images sont limitées par son bas niveau de précision et peuvent cacher des informations et certains détails.

Notre démarche concerne non seulement le groupement des données (fréquence, amplitude et température) de notre première application mais surtout la création d'images caractéristiques des moteurs à partir des signaux analogiques unidimensionnels traditionnels. Les positions des pixels représentent successivement les fréquences du signal acquis et à chaque pixel est attribué une couleur spécifique correspondant à l'intensité de l'amplitude. Par conséquent, Cette méthode possède des avantages cruciaux :

- Elle permet une nette amélioration du diagnostic de défauts par rapport aux images grises.
- L'extraction des données est simple et évite toute ambiguïté.
- Son aspect pratique et économique est plus intéressant par rapport aux autres techniques.

Le très faible taux d'erreur de la classification obtenu montre une grande efficacité. Le diagnostic est ainsi fiable et permet de prévenir des pannes et des arrêts inattendus.

## **2. Perspectives**

Le système multi signature fournit un résultat plus que satisfaisant offrant un diagnostic fiable. Néanmoins, le volume du système embarqué devrait être encore minimisé pour s'intégrer à une très petite échelle. La polyvalence du capteur piézoélectrique utilisé ouvre une multitude de choix pour y parvenir :

- Profitant de son effet pyroélectrique, le transducteur peut être employé non seulement comme capteur de vibration mais aussi de température.
- Un tout autre avantage de l'effet piézoélectrique est sa capacité d'être actif c.à.d. qu'il possède la capacité de générer de l'énergie au mouvement. Exploitant les vibrations du moteur comme excitateur, le capteur fournira de l'énergie qui sera utilisée pour auto-alimenter le système embarqué réalisé.
- Le diagnostic sera plus précis avec plus de paramètres de mesures qui pourront être rajoutés dans l'image. Celle-ci portera plusieurs informations sur l'aspect du moteur.
- La combinaison des deux méthodes proposées est aussi envisageable, ainsi notre capteur piézoélectrique qui mesure les vibrations du moteur pourra fournir le signal unidimensionnel adéquat pour la conversion en image.

# ***RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES***

- Achour, B., Belkadi, M., Filali, I., Laghrouche, M., Lahdir, M., 2020. Image analysis for individual identification and feeding behaviour monitoring of dairy cows based on Convolutional Neural Networks (CNN). *Biosystems Engineering* 198, 31–49. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.07.019>
- Ágoston, K., 2015. Fault Detection of the Electrical Motors Based on Vibration Analysis. *Procedia Technology* 19, 547–553. <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2015.02.078>
- Ahmed, R., El Sayed, M., Gadsden, S.A., Tjong, J., Habibi, S., 2015. Automotive Internal-Combustion-Engine Fault Detection and Classification Using Artificial Neural Network Techniques. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 64, 21–33. <https://doi.org/10.1109/TVT.2014.2317736>
- Albawi, S., Mohammed, T.A., Al-Zawi, S., 2017. Understanding of a convolutional neural network, in: 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET). Presented at the 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), IEEE, Antalya, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186>
- AlShorman, O., Irfan, M., Saad, N., Zhen, D., Haider, N., Glowacz, A., AlShorman, A., 2020. A Review of Artificial Intelligence Methods for Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings for Induction Motor. *Shock and Vibration* 2020, 1–20. <https://doi.org/10.1155/2020/8843759>
- Amarnath, M., Sugumaran, V., Kumar, H., 2013. Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree. *Measurement* 46, 1250–1256. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2012.11.011>
- Antoni, J., 2007. Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: Facts and fictions. *Journal of Sound and Vibration* 304, 497–529. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2007.02.029>
- Augeix, D., 2001. Analyse vibratoire des machines tournantes. Ed. Techniques Ingénieur.
- Bacchus, A., 2016. Représentativité de la modélisation aux éléments finis pour le diagnostic de machines synchrones de grande puissance (Theses). Université lille1.
- Badaoui, M.E., 1999. Contribution au Diagnostic Vibratoire des Réducteurs Complexes à Engrenages par l'Analyse Cepstrale (phdthesis). Université Jean Monnet - Saint-Etienne.
- Bartolome, E., 2010. Signal conditioning for piezoelectric sensors. *Texas Instruments Analog Applications Journal* 10.
- Bazi, S., 2016. Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts dans un Système Machine à Induction-Convertisseur (doctoral). Université de Batna 2.
- Beard, R.V., 1971. Failure accomodation in linear systems through self-reorganization. (Thesis). Massachusetts Institute of Technology.
- Belhamdi, S., 2014. Diagnostic Des Défauts De La Machine Asynchrone Controlée Par Différentes Techniques De Comande. (phd). Université Mohamed Khider Biskra.

- Bennouna, O., Roux, J.P., 2013. Real Time Diagnosis & Fault Detection for the Reliability Improvement of the Embedded Systems. *J Sign Process Syst* 73, 153–160. <https://doi.org/10.1007/s11265-013-0739-1>
- Benzahioul, S., 2018. Surveillance et Diagnostic de Défauts Dans les Systèmes Electriques (Thèse de doctorat). Université 20 Aout 1955 Skikda.
- Bessous, N., 2007. Contribution Au Diagnostic Des Machines Asynchrones (Magister). Université MENTOURI de CONSTANTINE.
- Betta, G., Liguori, C., Paolillo, A., Pietrosanto, A., 2002. A DSP-based FFT-analyzer for the fault diagnosis of rotating machine based on vibration analysis. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 51, 1316–1322. <https://doi.org/10.1109/TIM.2002.807987>
- Biswas, S.B., Iqbal, M.T., 2018. Solar water pumping system control using a low cost ESP32 microcontroller, in: 2018 IEEE Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering (CCECE). IEEE, pp. 1–5.
- Bonnett, A.H., Soukup, G.C., 1992. Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors. *IEEE Transactions on Industry applications* 28, 921–937.
- Bonnett, A.H., Yung, C., 2008. Increased efficiency versus increased reliability. *IEEE Industry Applications Magazine* 14, 29–36.
- Breneur, C., 2002. Eléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d'engrenages et de roulements (These de doctorat). Lyon, INSA.
- Cao, N., Huo, W., Lin, T., Wu, G., 2021. Application of convolutional neural networks and image processing algorithms based on traffic video in vehicle taillight detection. *International Journal of Sensor Networks*.
- Casimir, R., 2003. Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes (phdthesis). Ecole Centrale de Lyon.
- Casimir, R., Bouteleux, E., Yahoui, H., Clerc, G., Henao, H., Delmotte, C., Capolino, G.-A., Rostaing, G., Rognon, J.-P., Foulon, E., Loron, L., Razik, H., Didier, G., Houdouin, G., Barakat, G., Dakyo, B., Bachir, S., Tnani, S., Champenois, G., Trigeassou, J.-C., Devanneaux, V., Dagues, B., Faucher, J., 2004. Comparison of modelling methods and of diagnostic of asynchronous motor in case of defects, in : 9th IEEE International Power Electronics Congress, 2004. CIEP 2004, pp. 101–108. <https://doi.org/10.1109/CIEP.2004.1437557>
- Chabir, K., 2011. Fault diagnosis of networked control systems (PhD Thesis). Université Henri Poincaré - Nancy 1.
- Chahmi, A., 2017. Identification paramétrique de la machine asynchrone dédiée au diagnostic (PhD Thesis). Université des sciences et technologie d'Oran-MB.
- Chandra Sekhar Reddy, M., Sekhar, A.S., 2015. Detection and monitoring of coupling misalignment in rotors using torque measurements. *Measurement* 61, 111–122. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.10.031>

- Chelli, Z., Achour, H., Saidi, M., Laghrouche, M., Chaouchi, A., Rguiti, M., Lorgouilloux, Y., Courtois, C., 2021. Fabrication and characterization of PU/NKLNT/CFs based lead-free piezoelectric composite for energy harvesting application. *Polymer-Plastics Technology and Materials* 1–13.
- Chen, C.-C., Liu, Z., Yang, G., Wu, C.-C., Ye, Q., 2020. An Improved Fault Diagnosis Using 1D-Convolutional Neural Network Model. *Electronics* 10, 59. <https://doi.org/10.3390/electronics10010059>
- Cherif, H., 2021. Détection des défauts dans la machine à induction par des techniques avancées. Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider–Biskra.
- Chermat, B., 2015. Diagnostic des défauts de MAS par les méthodes paramétriques de traitement du signal.
- Chevalier, R., 2001. État de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF.
- Choudhary, A., Mian, T., Fatima, S., 2021. Convolutional neural network based bearing fault diagnosis of rotating machine using thermal images. *Measurement* 176, 109196. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109196>
- Cruz, F.R.G., Ballado, A.H., Valmocena, D.P., Teves, D.G., Domingo, J.M., 2020. Vibrations Signal Analysis for Generator Machine Fault Detection, in : 2020 4rd International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering (ELTICOM). Presented at the 2020 4rd International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering (ELTICOM), IEEE, Medan, Indonesia, pp. 205–209. <https://doi.org/10.1109/ELTICOM50775.2020.9230497>
- Cruz, S.M.A., Cardoso, A.J.M., 2001. Stator winding fault diagnosis in three-phase synchronous and asynchronous motors, by the extended Park's vector approach. *IEEE Trans. on Ind. Applicat.* 37, 1227–1233. <https://doi.org/10.1109/28.952496>
- Djebili, O., 2013. Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants : Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement (PhD Thesis).
- Dumoulin, V., Visin, F., 2016. A guide to convolution arithmetic for deep learning. arXiv preprint arXiv:1603.07285.
- Dwi P.A., H., Alfaradin, F., Darojah, Z., Sanggar D., R., 2015. Artificial Neural Network based identification system for abnormal vibration of motor rotating disc system, in: 2015 International Electronics Symposium (IES). Presented at the 2015 International Electronics Symposium (IES), IEEE, Surabaya, pp. 251–256. <https://doi.org/10.1109/ELECSYM.2015.7380850>
- Ehrich, F.F., 1999. Handbook of rotordynamics. Krieger Publishing Company.
- Estocq, P., 2004. Une approche méthodologique numérique et expérimentale d'aide à la détection et au suivi vibratoire de défauts d'écaillage de roulements à billes (Thèse de doctorat). Reims.

- Farokhzad, S., 2013. Vibration Based Fault Detection of Centrifugal Pump by Fast Fourier Transform and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Journal of Mechanical Engineering and Technology* 82–87. <https://doi.org/10.18005/JMET0103001>
- Feki, N., 2012. Modélisation électro-mécanique de transmissions par engrenages : Applications à la détection et au suivi des avaries (Thèse). INSA de Lyon.
- Felkaoui, A., 2007. Diagnostic vibratoire au service de la maintenance : de l'acquisition à la décision (Thèse de Doctorat). FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR, DEPARTEMENT D'OPTIQUE ET DE MECANIQUE DE PRECISION, UNIVERSITE FERHAT ABBAS, SETIF.
- Fuentes, A., Im, D., Yoon, S., Park, D., 2017. Spectral Analysis of CNN for Tomato Disease Identification 51. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-59063-9\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-59063-9_4)
- Gana, M., Achour, H., Belaid, K., Chelli, Z., Laghrouche, M., Chaouchi, A., 2022a. Non-invasive intelligent monitoring system for fault detection in induction motor based on bio piezoelectric sensor using ANN. *Meas. Sci. Technol.* <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ac4b8f>
- Gana, M., Achour, H., Laghrouche, M., 2022b. Enhanced Motor Fault Detection System Based on a Dual-Signature Image Classification Method Using CNN. *Eng. Res. Express.* <https://doi.org/10.1088/2631-8695/acae1d>
- Ghoggal, A., Sahraoui, M., Aboubou, A., Zouzou, S.E., 2013. Detection Des Defaults D'excentricite Dans Les Moteurs Asynchrone Par L'analyse Spectrale Du Courant Statorique : Modele Tenant Compte Des Harmoniques D'espace 8.
- Glowacz, A., Glowacz, W., Kozik, J., Piech, K., Gutten, M., Caesarendra, W., Liu, H., Brumercik, F., Irfan, M., Faizal Khan, Z., 2019. Detection of Deterioration of Three-phase Induction Motor using Vibration Signals. *Measurement Science Review* 19, 241–249. <https://doi.org/10.2478/msr-2019-0031>
- Glowacz, A., Glowacz, Z., 2017. Diagnosis of the three-phase induction motor using thermal imaging. *Infrared Physics & Technology* 81, 7–16. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2016.12.003>
- Group, M.R.W., 1985. Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations, Part I. *IEEE Trans. Industrial Applications* 1, 865–872.
- Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., Liu, T., Wang, X., Wang, G., Cai, J., Chen, T., 2018. Recent advances in convolutional neural networks. *Pattern Recognition* 77, 354–377. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.10.013>
- Guezmil, A., 2017. Sur la Synthèse et l'Implémentation des Observateurs d'État pour le Diagnostic et la Commande de la Machine Asynchrone.
- Gundewar, S.K., Kane, P.V., 2021. Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Induction Motor. *J. Vib. Eng. Technol.* 9, 643–674. <https://doi.org/10.1007/s42417-020-00253-y>

- Halem, N., 2015. Modélisation des machines asynchrones triphasées à cage en vue du diagnostic par la méthode des éléments finis (PhD Thesis). Université Mohamed Khider-Biskra.
- Hamoudi Abdallah, Benatman Kouadri, 2021. Contribution au Diagnostic de la Machine Asynchrone par les Techniques d'Identification. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16590.79685>
- Harris, T.A., 1991. Rolling Bearing Analysis, 3rd edition. ed. Wiley-Interscience, New York.
- Harzelli, I., 2020. Contrôle non linéaire de la machine asynchrone en vue du diagnostic des défauts en utilisant des techniques avancées (doctoral). Université Mohamed Khider – Biskra.
- Heindel, S., Becker, F., Rinderknecht, S., 2017. Unbalance and resonance elimination with active bearings on a Jeffcott Rotor. *Mechanical Systems and Signal Processing* 85, 339–353.
- Hoang, D.-T., Kang, H.-J., 2017. Convolutional Neural Network Based Bearing Fault Diagnosis. *Intelligent Computing Theories and Application* 105–111.
- Hou, X.Y., Koh, C.G., Kuang, K.S.C., Lee, W.H., 2017. Modeling and experimental characterization of a new piezoelectric sensor for low-amplitude vibration measurement. *Measurement Science and Technology* 28, 075106.
- Hsueh, Y.-M., Ittangihal, V.R., Wu, W.-B., Chang, H.-C., Kuo, C.-C., 2019. Fault Diagnosis System for Induction Motors by CNN Using Empirical Wavelet Transform. *Symmetry* 11, 1212. <https://doi.org/10.3390/sym11101212>
- Ibrahim, A., 2009. Contribution au diagnostic de machines électromécaniques : Exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée (PhD Thesis). Université Jean Monnet-Saint-Etienne.
- Ince, T., Kiranyaz, S., Eren, L., Askar, M., Gabbouj, M., 2016. Real-Time Motor Fault Detection by 1-D Convolutional Neural Networks. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 63, 7067–7075. <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2582729>
- Ishaq, S., Kanwal, F., Atiq, S., Moussa, M., Azhar, U., Losic, D., 2020. Dielectric properties of graphene/titania/polyvinylidene fluoride (G/TiO<sub>2</sub>/PVDF) nanocomposites. *Materials* 13, 205.
- Janssens, O., Loccufier, M., Van Hoecke, S., 2019. Thermal Imaging and Vibration-Based Multisensor Fault Detection for Rotating Machinery. *IEEE Trans. Ind. Inf.* 15, 434–444. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873175>
- Jardine, A.K.S., Lin, D., Banjevic, D., 2006. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing* 20, 1483–1510. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012>
- Jones, H.L., 1973. Failure detection in linear systems. (PhD Thesis). Massachusetts Institute of Technology.

- Jung, D., Zhang, Z., Winslett, M., 2017. Vibration Analysis for IoT Enabled Predictive Maintenance, in: 2017 IEEE 33rd International Conference on Data Engineering (ICDE), IEEE, San Diego, CA, USA, pp. 1271–1282. <https://doi.org/10.1109/ICDE.2017.170>
- Kerfali, S., 2016. Contribution à la surveillance et au diagnostic des défauts de la machine asynchrone (PhD Thesis). Thèse Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat, Université ....
- Khelf, I., 2014. Diagnostic Des Machines Tournantes Par Les Techniques De L'Intelligence Artificielle - (Thèse de Doctorat). Faculté des Sciences de l'Ingénierat Département de Génie Mécanique, Badji Mokhtar University, Annaba.
- Kiranyaz, S., Gastli, A., Ben-Brahim, L., Al-Emadi, N., Gabbouj, M., 2019. Real-Time Fault Detection and Identification for MMC Using 1-D Convolutional Neural Networks. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 66, 8760–8771. <https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2833045>
- Kliman, G.B., Stein, J., 1992. Methods of Motor Current Signature Analysis. *Electric Machines & Power Systems* 20, 463–474. <https://doi.org/10.1080/07313569208909609>
- Konar, J., Khandelwal, P., Tripathi, R., 2020. Comparison of Various Learning Rate Scheduling Techniques on Convolutional Neural Network, in : 2020 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS). Presented at the 2020 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS), IEEE, Bhopal, India, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/SCEECS48394.2020.94>
- Kranthi Kumar, K., Dileep Kumar, M., Samsonu, Ch., Vamshi Krishna, K., 2021. Role of convolutional neural networks for any real time image classification, recognition and analysis. *Materials Today: Proceedings* S2214785321012682. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.02.186>
- Lachtar, S., 2020. Contribution au diagnostic de la machine asynchrone commandée en vue de minimiser les efforts radiaux (doctoral). Université Mohamed Khider - Biskra.
- Lee, J.-H., Pack, J.-H., Lee, I.-S., 2019. Fault Diagnosis of Induction Motor Using Convolutional Neural Network. *Applied Sciences* 9, 2950. <https://doi.org/10.3390/app9152950>
- Levkin, D., 2021. Permanent magnet synchronous motor. URL <https://en. engineering-solutions.ru/motorcontrol/pmsm>.
- Li, E.Y., 1994. Artificial neural networks and their business applications. *Information & Management* 27, 303–313. [https://doi.org/10.1016/0378-7206\(94\)90024-8](https://doi.org/10.1016/0378-7206(94)90024-8)
- Lin, J.-A., Chiu, C.-T., Cheng, Y.-Y., 2021. Object Detection in RGB-D Images via Anchor Box with Multi-Reduced Region Proposal Network and Multi-Pooling. *J Sign Process Syst* 93, 1219–1233. <https://doi.org/10.1007/s11265-021-01677-9>
- Liu, H., Li, L., Ma, J., 2016. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on STFT-Deep Learning and Sound Signals. *Shock and Vibration* 2016, e6127479. <https://doi.org/10.1155/2016/6127479>

- Liu, R., Yang, B., Zio, E., Chen, X., 2018. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery : A review. *Mechanical Systems and Signal Processing* 108, 33–47. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.02.016>
- Lizoul, K., 2021. Demodulation of instantaneous speed signals for the diagnosis and the monitoring of rotating machines (phdthesis). Université de Lyon.
- Loures, E.R., 2006. Surveillance et diagnostic des phases transitoires des systèmes hybrides basés sur l'abstraction des dynamiques continues par réseau de Petri temporel flou 181.
- Lu, S., Qian, G., He, Q., Liu, F., Liu, Y., Wang, Q., 2020. In Situ Motor Fault Diagnosis Using Enhanced Convolutional Neural Network in an Embedded System. *IEEE Sensors Journal* 20, 8287–8296. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2911299>
- Lucas, G.B., de Castro, B.A., Rocha, M.A., Andreoli, A.L., 2020. Three-phase induction motor loading estimation based on Wavelet Transform and low-cost piezoelectric sensors. *Measurement* 164, 107956. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107956>
- Lysenko, I., Tkachenko, A., Ezhova, O., Konoplev, B., Ryndin, E., Sherova, E., 2020. The Mechanical Effects Influencing on the Design of RF MEMS Switches. *Electronics* 9, 207. <https://doi.org/10.3390/electronics9020207>
- Ma, P., Zhang, H., Fan, W., Wang, C., Wen, G., Zhang, X., 2019. A novel bearing fault diagnosis method based on 2D image representation and transfer learning-convolutional neural network. *Meas. Sci. Technol.* 30, 055402. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ab0793>
- Ma'arif, A., Iswanto, I., Nuryono, A.A., Alfian, R.I., 2019. Kalman Filter for Noise Reducer on Sensor Readings. *Signal and Image Processing Letters* 1, 50–61.
- Maier, A., Sharp, A., Vagapov, Y., 2017. Comparative analysis and practical implementation of the ESP32 microcontroller module for the internet of things, in : 2017 Internet Technologies and Applications (ITA). IEEE, pp. 143–148.
- Maruthi, G.S., Hegde, V., 2016. Application of MEMS Accelerometer for Detection and Diagnosis of Multiple Faults in the Roller Element Bearings of Three Phase Induction Motor. *IEEE Sensors J.* 16, 145–152. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2476561>
- Medeiros, K.A.R., Barbosa, C.R.H., d'Almeida, J.R.M., Ribeiro, A.S., de Paula, I.B., 2019. Flowmeter based on a piezoelectric PVDF tube. *Measurement* 138, 368–378. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.02.059>
- Medina-García, J., Sánchez-Rodríguez, T., Galán, J., Delgado, A., Gómez-Bravo, F., Jiménez, R., 2017. A Wireless Sensor System for Real-Time Monitoring and Fault Detection of Motor Arrays. *Sensors* 17, 469. <https://doi.org/10.3390/s17030469>
- Medoued, A., 2012. Surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : applications aux moteurs asynchrones (PhD Thesis). Université du 20 Août 1955-Skikda.
- Menacer, A., 2007. Contribution à l'identification des paramètres et des états d'une machine à induction pour diagnostic et développement de commande robuste : robustesse vis-à-vis de défauts. Thèse de doctorat, Université de Batna.

- Minervini, M., Mognaschi, M.E., Di Barba, P., Frosini, L., 2021. Convolutional Neural Networks for Automated Rolling Bearing Diagnostics in Induction Motors Based on Electromagnetic Signals. *Applied Sciences* 11, 7878. <https://doi.org/10.3390/app11177878>
- Mirzaeva, G., Saad, K.I., 2018. Advanced Diagnosis of Stator Turn-to-Turn Faults and Static Eccentricity in Induction Motors Based on Internal Flux Measurement. *IEEE Transactions on Industry Applications* 54, 3961–3970. <https://doi.org/10.1109/TIA.2018.2821098>
- Mishra, M., Srivastava, M., 2014. A view of Artificial Neural Network, in : 2014 International Conference on Advances in Engineering Technology Research (ICAETR - 2014). Presented at the 2014 International Conference on Advances in Engineering Technology Research (ICAETR - 2014), pp. 1–3. <https://doi.org/10.1109/ICAETR.2014.7012785>
- Mobley, R.K., 2011. *Maintenance Fundamentals*. Elsevier.
- Mohammad-Alikhani, A., Rahnama, M., Vahedi, A., 2020. Neighbors Class Solidarity Feature Selection for Fault Diagnosis of Brushless Generator Using Thermal Imaging. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 69, 6221–6227. <https://doi.org/10.1109/TIM.2020.2972081>
- Mohd Ghazali, M.H., Rahiman, W., 2021. Vibration Analysis for Machine Monitoring and Diagnosis: A Systematic Review. *Shock and Vibration* 2021, 1–25. <https://doi.org/10.1155/2021/9469318>
- Morel, J., 1992. *Surveillance vibratoire et maintenance prédictive*. Ed. Techniques Ingénieur.
- Mukhopadhyay, R., Panigrahy, P.S., Misra, G., Chattopadhyay, P., 2018. Quasi 1D CNN-based Fault Diagnosis of Induction Motor Drives, in : 2018 5th International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems (EPECS), IEEE, Kitakyushu, Japan, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/EPECS.2018.8443552>
- Neves, A.B.F., de Leles Ferreira Filho, A., de Mendonça, M.V.B., 2014. Effects of voltage unbalance on torque and efficiency of a three-phase induction motor, in : 2014 16th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP). IEEE, pp. 679–683.
- Nogin, S., Semião, J., Monteiro, J., 2017. A Non-intrusive IoT System for the Detection of Faults in Internal Combustion Engines, in : *International Congress on Engineering and Sustainability in the XXI Century*. Springer, pp. 338–358.
- Ondel, O., 2006. *Diagnostic par reconnaissance des formes: Application à un ensemble convertisseur-machine asynchrone (PhD Thesis)*. Ecole centrale de Lyon.
- Pachaud, C., Salvetat, R., Fray, C., 1997. Crest Factor And Kurtosis Contributions To Identify Defects Inducing Periodical Impulsive Forces. *Mechanical Systems and Signal Processing* 11, 903–916. <https://doi.org/10.1006/mssp.1997.0115>
- Pandarakone, S.E., Gunasekaran, S., Mizuno, Y., Nakamura, H., 2018. Application of Naive Bayes Classifier Theorem in Detecting Induction Motor Bearing Failure, in : 2018 XIII International Conference on Electrical Machines (ICEM), IEEE, Alexandroupoli, pp. 1761–1767. <https://doi.org/10.1109/ICELMACH.2018.8506836>

- Pereira, R.I.S., Jucá, S.C.S., Carvalho, P.C.M., 2019. IoT embedded systems network and sensors signal conditioning applied to decentralized photovoltaic plants. *Measurement* 142, 195–212. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.04.085>
- PRADES, C.R. BAC PRO MSPC. URL <https://bpmei-prades.com/cours/chaine-daction-electrique-2/lessons/>.
- Rachmadi, R.F., Purnama, I.K.E., 2018. Vehicle Color Recognition using Convolutional Neural Network. arXiv:1510.07391 [cs].
- Raghav, M.S., Sharma, R.B., 2021. A Review on Fault Diagnosis and Condition Monitoring of Gearboxes by Using AE Technique. *Arch Computat Methods Eng* 28, 2845–2859. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09480-8>
- Ramu, S.K., Irudayaraj, G.C.R., Subramani, S., Subramaniam, U., 2020. Broken rotor bar fault detection using Hilbert transform and neural networks applied to direct torque control of induction motor drive. *IET power electron.* 13, 3328–3338. <https://doi.org/10.1049/iet-pel.2019.1543>
- Randall, R.B., 2011. *Vibration-based Condition Monitoring : Industrial, Aerospace and Automotive Applications*, 1st ed. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470977668>
- Ravalomanana, M.O., Ramelina, M.A., 2011. Etude Du Comportement D'un Moteur Asynchrone Triphase Lors De Coupure (S) Inopinee (S) D'enroulement (S) Statorique (S) Ou Suite A Un Dysfonctionnement Intermittent De Fusible.
- Rodrigues, J.V.O., Pedroso, M.P.G., Barbosa Silva, F.F., Leão Junior, R.G., 2021. Performance evaluation of accelerometers ADXL345 and MPU6050 exposed to random vibrational input. *RSD* 10, e286101523082. <https://doi.org/10.33448/rsd-v10i15.23082>
- Rozic, N., Despalatovic, M., Sutlovic, E., Marusic, M., Basic, P., 2019. Electric Machine Vibration Measurements Based on Fiber Optic Sensor Technology - Preliminary Results, in: *2019 2nd International Colloquium on Smart Grid Metrology (SMAGRIMET)*, IEEE, Split, Croatia, pp. 1–6. <https://doi.org/10.23919/SMAGRIMET.2019.8720356>
- Sahraoui, M., 2010. Etude comparative des méthodes de diagnostic des machines asynchrones. Université Mohamed Khider Biskra.
- Satishkumar, R., Sugumaran, V., 2016. Vibration based Health Assessment of Bearings using Random Forest Classifier. *Indian Journal of Science and Technology* 9. <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i10/85303>
- Scheffer, C., Girdhar, P., 2004. *Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance*. Elsevier.
- Selcuk, S., 2017. Predictive maintenance, its implementation and latest trends. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 231, 1670–1679. <https://doi.org/10.1177/0954405415601640>
- Shahidi, A., Gupta, L.A., Kovacs, A., Peroulis, D., 2013. Wireless temperature and vibration sensor for real-time bearing condition monitoring, in : *2013 IEEE MTT-S International*

- Microwave Symposium Digest (MTT), IEEE, Seattle, WA, USA, pp. 1–4.  
<https://doi.org/10.1109/MWSYM.2013.6697670>
- Sharma, V., Parey, A., 2016. A Review of Gear Fault Diagnosis Using Various Condition Indicators. *Procedia Engineering* 144, 253–263.  
<https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.05.131>
- Siddique, A., Yadava, G.S., Singh, B., 2005. A Review of Stator Fault Monitoring Techniques of Induction Motors. *IEEE Trans. On Energy Conversion* 20, 106–114.  
<https://doi.org/10.1109/TEC.2004.837304>
- Singh, S.S., Khan, A.A., 2021. Experimental Studies on Twelve Bladed Fan Vibration Considering Flexibility of Shaft, in: Singh, M., Rafat, Y. (Eds.), *Recent Developments in Acoustics, Lecture Notes in Mechanical Engineering*. Springer Singapore, Singapore, pp. 185–192. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-5776-7\\_17](https://doi.org/10.1007/978-981-15-5776-7_17)
- Song, H., xiu-ying Han, Montenegro-Marin, C.E., krishnamoorthy, S., 2021. Secure prediction and assessment of sports injuries using deep learning based convolutional neural network. *J Ambient Intell Human Comput* 12, 3399–3410. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02560-4>
- Sridhar, S., Rao, K.U., 2013. Detection of simultaneous unbalanced under-voltage and broken rotor fault in induction motor, in: *2013 IEEE 1st International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON)*. IEEE, pp. 48–53.
- Su, H., Chong, K.T., 2007. Induction Machine Condition Monitoring Using Neural Network Modeling. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 54, 241–249.  
<https://doi.org/10.1109/TIE.2006.888786>
- Sun, Q., Yu, X., Li, H., Fan, J., 2021. Adaptive feature extraction and fault diagnosis for three-phase inverter based on hybrid-CNN models under variable operating conditions. *Complex Intell. Syst.* <https://doi.org/10.1007/s40747-021-00337-6>
- Sun, W., Cao, X., 2020. Curvature enhanced bearing fault diagnosis method using 2D vibration signal. *J Mech Sci Technol* 34, 2257–2266. <https://doi.org/10.1007/s12206-020-0501-0>
- Takács, G., Vachálek, J., Rohal'-Ilkiv, B., 2015. Online Structural Health Monitoring and Parameter Estimation for Vibrating Active Cantilever Beams Using Low-Priced Microcontrollers. *Shock and Vibration* 2015, e506430. <https://doi.org/10.1155/2015/506430>
- Takahashi, D., 2019. Fast Fourier Transform, in : Takahashi, D. (Ed.), *Fast Fourier Transform Algorithms for Parallel Computers*. Springer Singapore, Singapore, pp. 5–13. [https://doi.org/10.1007/978-981-13-9965-7\\_2](https://doi.org/10.1007/978-981-13-9965-7_2)
- Tandon, N., Choudhury, A., 1999. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology International* 32, 469–480. [https://doi.org/10.1016/S0301-679X\(99\)00077-8](https://doi.org/10.1016/S0301-679X(99)00077-8)
- Tavner, P.J., 2008. Review of condition monitoring of rotating electrical machines. *IET Electr. Power Appl.* 2, 215. <https://doi.org/10.1049/iet-epa:20070280>

- Thorsen, O.V., Dalva, M., 1995. A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries. *IEEE transactions on industry applications* 31, 1186–1196.
- Toliyat, H.A., Nandi, S., Choi, S., Meshgin-Kelk, H., 2012. *Electric Machines : Modeling, Condition Monitoring, and Fault Diagnosis*. CRC Press.
- Tonks, O., Wang, Q., 2017. The detection of wind turbine shaft misalignment using temperature monitoring. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 17, 71–79. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2016.05.001>
- Touhtouh, S., Rguiti, M., Courtois, C., Belhora, F., Arbaoui, A., Dastorg, S., Rachek, A., Hajjaji, A., 2016. PU/PZT composites for vibratory energy harvesting. *Optical and Quantum Electronics* 48, 1–12.
- Trajin, B., 2009. *Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones. Application à la surveillance des roulements à billes (phdthesis)*. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT.
- Uddin, J., Nguyen, D., Kim, J., 2015. Accelerating 2D Fault Diagnosis of an Induction Motor using a Graphics Processing Unit. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering* 10, 341–352. <https://doi.org/10.14257/ijmue.2015.10.1.32>
- Vaibhav, M., Kalhapure, A., Navthar, R., 2016. *Vibration Analysis and Fault Diagnosis of Induction Motor Bearing Using Artificial Neural Network (ANN)*.
- Vaseghi, B., 2009. *Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre-spires : Modélisation-Réduction du courant de défaut (PhD Thesis)*. Institut National Polytechnique de Lorraine.
- Verstraete, D., Ferrada, A., Droguett, E.L., Meruane, V., Modarres, M., 2017. Deep Learning Enabled Fault Diagnosis Using Time-Frequency Image Analysis of Rolling Element Bearings. *Shock and Vibration* 2017, e5067651. <https://doi.org/10.1155/2017/5067651>
- Wang, D., Guo, Q., Song, Y., Gao, S., Li, Y., 2019. Application of Multiscale Learning Neural Network Based on CNN in Bearing Fault Diagnosis. *J Sign Process Syst* 91, 1205–1217. <https://doi.org/10.1007/s11265-019-01461-w>
- Wang, H., Yu, Z., Guo, L., 2020. Real-time Online Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on KNN Algorithm. *J. Phys. : Conf. Ser.* 1486, 032019. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1486/3/032019>
- Waqar, T., Demetgul, M., 2016. Thermal analysis MLP neural network based fault diagnosis on worm gears. *Measurement* 86, 56–66. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.02.024>
- Wen, L., Li, X., Gao, L., Zhang, Y., 2018. A New Convolutional Neural Network-Based Data-Driven Fault Diagnosis Method. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 65, 5990–5998. <https://doi.org/10.1109/TIE.2017.2774777>
- Willsky, A.S., 1976. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica* 12, 601–611. [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(76\)90041-8](https://doi.org/10.1016/0005-1098(76)90041-8)

- Yoo, Y., Jeong, S., 2022. Vibration analysis process based on spectrogram using gradient class activation map with selection process of CNN model and feature layer. *Displays* 73, 102233. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2022.102233>
- Zani, M., 2003. *Mesures mécaniques : La surveillance des machines tournantes. Guide d'achat, Mesures 77-84.*
- Zemouri, R., 2003. *Contribution to the production system monitoring using dynamic neural networks : Application to the e-maintenance. (phdthesis). Université de Franche-Comté.*
- Zhang, C., Zhang, H., Kaluvan, S., 2016. PZN-PT based smart probe for high temperature fluid viscosity measurements. *Measurement* 94, 753–758. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.09.019>
- Zhang, J., Sun, Y., Guo, L., Gao, H., Hong, X., Song, H., 2020. A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks. *Chinese Journal of Aeronautics* 33, 439–447. <https://doi.org/10.1016/j.cja.2019.07.011>
- Zonta, T., da Costa, C.A., da Rosa Righi, R., de Lima, M.J., da Trindade, E.S., Li, G.P., 2020. Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering* 150, 106889. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106889>