الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique
جامعة وهران 2 محمد بن أحمد
Université d'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed

معهد الصيانة والأمن الصناعي
Institut de Maintenance et de Sécurité Industrielle

Département de Maintenance en Instrumentation

MÉMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie industriel

Spécialité : Maintenance de l'automatisme et l'instrumentation industrielle

Thème

Étude générale des techniques et approches utilisées pour le diagnostic et la détection des défauts des machines asynchrones

Présenter et soutenu par :

Nom : HOUAIRI **Prénom :** Amar

Devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement	Qualité
Benfekire Abderrahim	**MCB**	Univ-Oran2/IMSI	**Président**
Benarbia Taha	**MCB**	Univ-Oran2/IMSI	**Encadreur**
Belabbes Abdallah	**MCA**	Univ-Oran2/IMSI	**Examinateur**

Année : 2024 -2025

Remerciements

Avant tous, je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir

Donné le courage et la patience pour réaliser ce travail malgré

toutes les difficultés rencontrées.

Je tiens à remercier :

Mon encadreur : Mr. Benarbia taha pour

Son suivi continu, ainsi que sa bonne orientation dans

L'élaboration du travail

Mes remerciements vont également à tous les

Enseignants dans le département de Maintenance en instrumentation.

Je remercie également les membres du jury

Enfin, je remercie tous ceux qui m'ont aidé de près ou

De loin afin d'achever ce travail.



Dédicace

Je dédie ce travail qui n'aura jamais pu voir le jour sans les soutiens indéfectibles et sans limite de mes chers parents qui ne cessent de me donner avec amour le nécessaire pour que je puisse arriver à ce que je suis aujourd'hui.

Que dieux vous protège et que la réussite soit toujours à ma portée pour que je puisse vous combler de bonheur.

Je dédie ce modeste travail
A la mémoire Mes grands-parents.
A mes sœurs Lamia, Souhila et Latifa.
Et ma chère nièce siline.
A tous mes amis. Mes collègues et tous ceux qui m'estiment.

AMAR

ملخص :

يتناول هذا البحث دراسة تقنيات تشخيص الأعطال في الآلات غير المتزامنة، التي تُستخدم على نطاق واسع في المجال الصناعي. يبدأ باستعراض أنواع الأعطال المختلفة (كهربائية، ميكانيكية، حرارية) وتأثيرها على أداء الآلات. ثم يُقارن بين الأساليب التقليدية (تحليل الاهتزازات، تحليل توقيع تيار المحرك، التصوير الحراري) والتقنيات الحديثة مثل التعلم الآلي والتعلم العميق. الهدف هو تقييم هذه التقنيات من حيث الدقة، التكلفة، وسهولة التطبيق. كما يُسلط الضوء على محدودية الطرق الحالية والحاجة إلى دمج حلول ذكية مثل إنترنت الأشياء والتحليل في الزمن الحقيقي. ويختتم البحث بتوصيات من أجل أنظمة صيانة أكثر كفاءة واستباقية وتلقائية

الكلمات المفتاحية: المحركات المتزامنة، الأعطال,الصيانة ,التشخيص.

Résumé :

Ce mémoire porte sur l’étude des techniques de diagnostic des défauts dans les machines asynchrones, largement utilisées en industrie. Il présente d'abord les différents types de défauts (électriques, mécaniques, thermiques) et leur impact sur les performances des machines. Ensuite, il compare les approches traditionnelles (analyse vibratoire, MCSA, thermographie) à des méthodes modernes telles que le machine learning et le deep learning. L’objectif est d’évaluer ces techniques selon leur précision, coût et facilité d’implémentation. Le document met aussi en lumière les limites des méthodes actuelles et la nécessité d’intégrer des solutions plus intelligentes comme l’IoT et l’analyse en temps réel. La mémoire propose enfin des recommandations pour des systèmes de maintenance plus performants, proactifs et automatisés.

Mots clés : Les Machines asynchrones, défauts, diagnostic, Maintenance.

Abstract :

This thesis focuses on the study of fault diagnosis techniques for asynchronous machines, which are widely used in the industrial field. It begins by presenting the various types of faults (electrical, mechanical, thermal) and their impact on machine performance. Then, it compares traditional approaches (vibration analysis, Motor Current Signature Analysis, infrared thermography) with modern techniques such as machine learning and deep learning. The goal is to evaluate these methods based on accuracy, cost, and ease of implementation. The study also highlights the limitations of current techniques and the need to integrate smart solutions like IoT and real-time analytics.The thesis concludes with recommendations for more efficient, proactive, and automated maintenance systems.

Keywords: asynchronous motors, faults, diagnostic, Short circuit

Liste des figures

Figure 1: Rotor (à gauche) et stator (à droite) d'une machine asynchrone.....3
Figure 2 :Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil 4
Figure 3 :Coupe schématique de la machine asynchrone 5
Figure 4 :Symbole générale d'une machine asynchrone triphase (a) moteur (b) générateur 5
Figure 5 : Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone..... 6
Figure 6 : Structure du stator.....7
Figure 7 Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone..... 9
Figure 8: Interaction rotor stator..... 11
Figure 9: Évolution du pourcentage des défauts pendant une décennie 13
Figure 10 :Défauts statoriques..... 14
Figure 11 : Court-circuit entre spire.....15
Figure 12 ; Ruptures de barres..... 17
Figure 13 ; Déférentes défaillances des roulements à billes 19
Figure 14 : Représentation de l'excentricité statique, dynamique et mixte.....21
Figure 15 : Composantes de la surveillance industrielle.....27

Figure16:Différentes techniques de la surveillance des machines 29
Figure 17 : Nature d'une vibration 33
Figure 18 : signaux typiques de vibration sur une plage de temps..... 34
Figure 19 : Principe de l'analyse vibratoire 35
Figure 20 : Un prosimètre 36
Figure 21 : Schéma de principe d'une vélocimétrie 36
Figure 22 : Accéléromètre piézoélectrique..... 37
Figure 23 : Les déférents points de mesure.....38
Figure24: Principe de la surveillance par analyse spectrale.....39
Figure 25: Un défaut de graissage dans une bague de roulement..... 39
Figure 26 :Capteur de température dans une plaque à bornes..... 40
Figure 27 : Image colorée infrarouge thermique 40

Figure 28: L'intelligence artificielle.....44
Figure 29: Les différents sous-domaines du l'apprentissage automatique.....44
Figure 30 : La Classification et de la Régression 46
Figure71: Apprentissage par renforcement 47
Figure 31:L'apprentissage automatique vs L'apprentissage profond 48
Figure 32: algorithme régression logistique 50
Figure 33: algorithme SVM 51
Figure 34 : algorithme forêts aléatoires 52
Figure 35: algorithme K nearest neighbors (KNN) 53
Figure 36 : KNN pour diagnostic de défaut 54
Figure 37: algorithme Adaboost 55
Figure 38: algorithme Gradient boosting 56
Figure 39: algorithme Arbre de décision 57
Figure 40: Structure des réseaux MLP.....59
Figure 41: algorithme Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN) 61

Figure 42: Architecture des réseaux IoT.....72
Figure 43: la révolution de l'industrie 4.0.....74
Figure 44 :protocole réseaux sans fil lot 75
Figure 45 : capteur MEMS pour la mesure des vibrations.....76
Figure 46 : Capteur intelligent et connecté 77
Figure 47 :Architecture des capteurs intelligents 78
Figure 48: Topologies Réseaux..... 78
Figure 49 : principe du Edge computing.....79
Figure 50 :Intégration avec les systèmes SCADA et MES.....80
Figure 51 : Maintenance prédictive dans l'industrie manufacturière 81
Figure 52: anomalies détection..... 83
Figure 53: architecteur simplifiées d'un système multi-capteur 83
Figure 54 :méthode de suivi AR dans les espaces améliorés numériquement 84
Figure 55: la chaine de réglage d'une machine à l'entreprise ASCOM 85
Figure 56 : les alertes mobiles et les listes des alarmes en cours 86
Figure 57 : principe du Big Data 87

Figure 58 :Les cinq Vs du Big Data 88
Figure 59 : Étapes d'analyse de donnée (classification) 90

Figure 60:l'entreprise géant électronics 93
Figure 61 : le site de géant électronics 94
Figure 62: Organigramme de l'unité tôle et penture de l'entreprise géant électronics 94
Figure 63 : la machine MSK Econotech 97
Figure 64 : Plaque signalétique de MSK 98
Figure 65:armoire de MSK Econotech 99
Figure 66 : l'automate programmable de la machine MSK 100
Figure 67 : défiances dans le capteur 101
figure 68 : un défaut dans le fin de course 101
Figure 69: le four d'émaillage 106
Figure 70 :la porte d'entrée des produits dans le four 106

Liste des tableaux

- Tableau (1):Nombre de paires de poles.....8
- Tableau(2): l'efficacité énergétique, les couts de maintenance..... 23
- Tableau (3)Comparaison des approches précision,cout,complexité d'implémentation63
- Tableau (4)Avantage et inconvénients selon les types de défauts à détecter. 64
- Tableau (5):présentation comparative des techniques..... 67
- Tableau (6) les éléments principaux de la machine MSK Econotech. 96
- Tableau(7):les défauts mécaniques de la machine MSK..... 101
- Tableau (8):les défauts électrique de la machine MSK..... 102
- Tableau(9):les défauts thermique de la machine MSK..... 102
- Tableau (10)l'historique des pannes de la machine MSK Econotech. 103

Listes des Acronymes et Symboles

P	Nombre de pair de pole
f	La fréquence
g	Glissement.
n :	Vitesse de rotation du rotor (tours.s-1).
n_s	Vitesse de rotation de synchronisme du champ tournant (tr.s-1).
n_r	Vitesse de rotation du rotor (tr.s-1).

Sommaire

Introduction générale 1

Chapitre I : Généralisées sur la machine asynchrone

Introduction aux machines asynchrones 3
I.1.1 Eléments de constitution de la machine asynchrone 4
I.1.2 Symbole 5
I.1.3 Principe de fonctionnement des machines asynchrones 6
I.1.4 Stator 7
I.1.5 Rotor 8
I.1.6 Principe de glissement 9
I.1.7 Application industrielle et importance économique 11
I.1.7.1 Application industrielle 11
I.1.7.2 importance économique 12
I.1.8 Les avantages et les inconvénients de la machine asynchrone 12
I.2Types de défauts dans les machines asynchrones 13
I.2.1 Etude statistique des défauts 13
I.2.2 Défauts électriques 14
I.2.2.1 Court-circuit au stator 14
I.2.2.2 Court-circuit entre spires 15
I.2.2.3 Court-circuit entre phases 16
I.2.2.4 Court-circuit phase/bâti 16
I.2.2.5 Défauts du circuit magnétique 17
I.2.2.6 Ruptures de barres 17
I.2.2.7 Ruptures d'anneaux 18
I.2.3 Défauts mécaniques 18
I.2.3.1 Défauts roulements 18
I.2.3.2 Déséquilibres 19
I.2.3.3 Les défauts d'excentricité 20
I.2.3.4 Autres défaillances mécaniques 21
I.2.4 Défauts thermiques 22
I.2.4.1 Défauts d'isolant dans un enroulement 22
I.3Impact des défaillances sur les performances 22
I.3.1 Répercussions sur l'efficacité énergétique, les couts de maintenance et la durée de vie des machines 23
I.3.1.1 Efficacité énergétique 24
I.3.1.2 Coûts de maintenance 24
I.3.1.3 Durée de vie des machines 24
I.3.2 Besoin d'un diagnostic et d'une maintenance proactive 24
I.3.3 Terminologie dédiée au diagnostic 25
I.3.4 La Maintenance prédictive 26
Conclusion 28

Chapitre II : Techniques et approches utilisées pour le diagnostic des défauts

Introduction 29
I.2.1 techniques traditionnelles 30
I.2.1.1 Analyse vibratoire 31

I.2.1.1.1 Les buts de l'analyse vibratoire 32
I.2.1.1.2 Les avantages..... 32
I.2.1.1.3 Les inconvénient 32
I.2.1.1.4 Définition d'une vibration 32
I.2.1.1.5 Nature d'une vibration 33
I.2.1.1.6 Vibrations des machines Asynchrone 34
I.2.1.1.7 Les capteurs de vibration..... 35
I.2.1.2 Diagnostic par la méthode MCSA..... 38
I.2.1.3 Le diagnostic par analyse de la température (La Thermographie) 39
I.2.1.4 Limitation des approches traditionnelles 40
I.2.2 Techniques modernes..... 42
I.2.2.1 Apprentissage automatique 42
I.2.2.1.1 Introduction 42
I.2.2.1.2 Historique 43
I.2.2.1.3 Intelligence artificielle..... 43
I.2.2.1.4 Les différents sous-domaines du l'apprentissage automatique 44
I.2.2.1.5 Définition 45
I.2.2.1.6 Types d'apprentissage automatique 45
I.2.2.2 la méthode de SVM 50
I.2.2.2.1 L'algorithme SVM linéaire 51
I.2.2.3 la forêt aléatoire..... 51
I.2.2.4 K nearest neighbors (KNN)..... 52
I.2.2.5 La méthode de Adaboost 54
I.2.2.6 La méthode de Logitboost 55
I.2.2.7 La méthode de XGBoost 55
I.2.2.8 La méthode C-means..... 56
I.2.2.9 La méthode de Gradient boosting..... 56
I.2.2.10 La méthode de l'Arbre décisionnel..... 57
I.2.2.11 Réseaux neuronaux et deep Learning..... 57
I.2.2.12 Méthodes hybrides combinant traitement du signal et intelligence artificielle[52] 61
I.2.3 Comparaison des approches..... 62
I.2.3.1 Critères de comparaison : précision, coût, complexité d'implémentation 62
I.2.3.2 Avantages et inconvénients selon les types de défauts à détecter..... 64
Conclusion..... 65

Chapitre III : perspectives d'amélioration et recommandation

Introduction 66
I.3.1. Synthèse des techniques et lacunes identifiées 66
I.3.1.1 Analyse des limites des techniques existantes..... 66
I.3.1.2 Identification des besoins spécifiques selon les scénarios industriels..... 68
I.3.2 Perspectives pour des approches plus performantes.....69
I.3.2.1 Intégration des capteurs intelligents et des systèmes IoT [61]..... 69
I.3.2.2 Internet des objets (IOT)..... 70
I.3.2.3 Évolution des capteurs intelligents dans l'industrie 4.0[61]..... 73
I.3.2.4 Types de capteurs intelligents pour l'automatisation industrielle[61] 74
I.3.2.5 Capteurs IoT et protocoles de communication sans fil (LoRaWAN, NB-IoT)..... 74
I.3.2.6 Capteurs MEMS et leur intégration dans les systèmes embarqués 75
I.3.2.7 Capteurs optiques avancés et traitement d'images industriel 76
I.3.2.8 Collecter les données à l'aide de capteurs 77
I.3.2.9 Architecture des systèmes de capteurs intelligents[61] 77
I.3.2.10 Réseaux de capteurs distribués et topologies mesh 78
I.3.2.11 Edge computing et traitement des données en temps réel..... 79

I.3.2.12 Intégration avec les systèmes SCADA et MES 79
I.3.2.13 Applications des capteurs intelligents dans divers secteurs industriels[61] 80
I.3.2.14 Diagnostic en temps réel à l'aide de l'analyse des Big Data 87
I.3.3. Conclusion et recommandations 90
I.3.3.1 Résumé des principaux résultats de l'étude 90
I.3.3.2 Orientations pour les recherches futures ou les applications industrielles 90
Conclusion 91

Chapitre IV : application du diagnostic au saint de l'entreprise géant électronics

I.3 Présentation de l'entreprise géant électronics 92
I.3.1 Site de géant électronics 94
I.3.2 Organigramme de l'unité tôle et penture de l'entreprise géant électronics 94
I.3.3 Etude de diagnostic de la machine MSK Econotech 95
I.3.4 Description de la machine MSK Econotech 95
I.3.5 Les données technique de la machines 97
I.3.6 La partie commande de la machine 98
I.3.7 L'automate programmable de la Machine MSK Econotech 99
I.3.8 Les défauts génerale de la machine MSK Econotech 100
I.4.8 L'historique des pannes de la machine MSK 103
I.4.10 Interprétation du tableau 103
I.4.11 Méthodes de diagnostic possibles pour chaque panne 104
I.4.12 Les futures diagnostics de ces pannes (machines MSK Econotech Emballage) 105
I.4 Etude de diagnostic de four d'émaillage 105
Conclusion 108
Conclusion générale 109

Introduction générale

Introduction générale

Pour de nombreuses applications industrielles, la demande est de plus en plus croissante pour améliorer la fiabilité et la disponibilité des Systems électriques. Pour atteindre des niveaux de fiabilité suffisants et assurer la longévité des chaines de production, on se tourne inévitablement vers la machine électrique la plus robuste qui n'est autre que la machine asynchrone.

Les machines asynchrones, en particulier les moteurs à induction, sont largement utilisées dans divers secteurs industriels en raison de leur robustesse, de leur simplicité de conception et de leur coût relativement faible, Cependant ces machines sont sujettes à divers types de défauts pouvant entrainer des pertes de performance, une augmentation des coûts de maintenance et, dans certains cas, des arrêts de production non planifiés.

La machine asynchrone est l'objet de nombreuses études depuis longtemps, elles présentent l'avantage d'être robuste, peut couteuse et de construction simple notamment pour la machine asynchrone à cage. Son utilisation dans les processus industriels était limitée dans les applications qui ne demandent pas des hautes performances dynamiques comme par exemple l'entrainement des pompes, des ventilateurs ou des compresseurs. La variation de la vitesse rotorique se faisait soit à fréquence fixe et tension d'amplitude variable, soit en intervenant sur les caractéristiques du rotor ou sur son alimentation. Cependant, il est à signaler que l'application en positionnement ou en régulation de vitesse du moteur asynchrone a été tardive malgré. C'est sans doute, la conséquence d'une difficulté de contrôle due à son fonctionnement non-linéaire d'une part, et à l'inaccessibilité des grandeurs électriques du rotor d'autre part.

Le diagnostic et la détection des défauts dans les machines asynchrones sont donc des enjeux majeurs pour garantir leur fiabilité et optimiser leur durée de vie. Différents techniques et approches ont été développées pour identifier et analyser ces défauts, allant des méthodes traditionnelles basées sur des mesures électrique et mécanique aux approches modernes exploitant l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique. et le diagnostic des machines électriques représentent un enjeu scientifique et économique. Le diagnostic nécessite la connaissance d'une terminologie variée comme par exemple, la sûreté de fonctionnement qui peut être définie par l'aptitude d'une entité à satisfaire une ou plusieurs

fonctions requises dans des conditions données. Elle est scientifiquement caractérisée par l'étude statique et dynamique des systèmes du point de vue prévisionnel, opérationnel et expérimental, en tenant compte des aspects de probabilités et de conséquences liées aux défaillances.

L'objectif de notre travail est de connaitre quelque approches utilisées pour le diagnostique et la détection des défauts des machines asynchrones, le mémoire a été organisé comme suit :

Dans le premier chapitre nous allons présenter une introduction aux machine asynchrone ,ça constitution et leurs fonctionnements aussi les applications industrielles et importance économique, Ensuit les différentes défaillances qui peuvent se produisent sur ce type de machine (défauts électriques, défauts mécanique, défauts thermiques),et en fin les impacts des défaillances sur les performances(l'efficacité énergétique, les couts et la maintenance)

Le deuxième chapitre nous allons parler sur les Techniques et approches utilisées pour le diagnostic des défauts traditionnelles et modernes avec une Comparaison entre les approches .

Le troisième chapitre nous allons présenter les Perspectives d'amélioration et recommandations.

Et Enfin, le chapitre 4 de ce mémoire est consacré à l'application concrète des méthodes de diagnostic dans un contexte industriel réel. Nous y avons mené une étude approfondie au sein de l'entreprise Géant Électronics, portant sur la machine MSK Econotech et un four d'émaillage. À travers l'analyse des défauts recensés, l'interprétation des données de terrain, et la proposition de solutions correctives, ce chapitre vient valider expérimentalement les apports théoriques développés dans les parties précédentes, et démontre la pertinence des approches modernes dans un environnement professionnel.

Chapitre I: Les machines asynchrones et leurs défaillances.

Introduction aux machines asynchrones :

La machine asynchrone, connue également sous le terme anglo-saxon induction machine, est une machine à courant alternatif polyphasée ne disposant d'aucune connexion entre son rotor et son stator. L'interaction entre le champ crée par l'inducteur **(généralement le stator)** et le courant induit au niveau du bobinage ou bien des barres, selon le type de machine, de l'induit **(généralement le rotor)** engendre le couple électromagnétique. Le terme asynchrone provient du fait que la vitesse de ces machines n'est pas forcement proportionnelle à la fréquence des courants qui la traversent. Les machines asynchrones ont longtemps été fortement concurrencées par les machines synchrones dans les domaines de forte puissance mais avec l'avènement de l'électronique de puissance on les retrouve dans diverses applications et domaines **voire figure 1**.



Figure 1: Rotor (à gauche) et stator (à droite) d'une machine asynchrone

Le moteur asynchrone est aujourd'hui le moteur électrique le plus largement utilisé dans l'industrie, en raison de sa structure simple, robuste et facile à construire. Il couvre une large gamme de puissances, allant de quelques watts à plusieurs mégawatts. Lorsqu'il est directement raccordé au réseau industriel à tension et fréquence constantes, il fonctionne à une vitesse légèrement inférieure à la vitesse synchrone. Il est ainsi largement employé pour la plupart des entraînements à vitesse constante **[1].**

Par ailleurs, le moteur asynchrone (MAS) permet également de réaliser des entraînements à vitesse variable, un domaine dans lequel son utilisation ne cesse de croître. Dans les pays

industrialisés, plus de 60 % de l'énergie électrique consommée est convertie en énergie mécanique à travers des systèmes d'entraînement utilisant des moteurs électriques, en particulier les moteurs asynchrones **[2].**

Dans ce chapitre, nous présentons le principe de fonctionnement du moteur asynchrone, les différents types de défauts pouvant l'affecter, ainsi que l'impact de ces défaillances sur ses performances

I.1.1. Eléments de constitution de la machine asynchrone :

La connaissance des éléments de constitution des machines asynchrones permet de comprendre de quelle façon le système est réalisé physiquement. Les machines asynchrones triphasées peuvent se décomposer, du point de vue mécanique, en trois parties distinctes **voire figure (2, 3) :**

- ✓ le stator, partie fixe de la machine où est connectée l'alimentation électrique .
- ✓ le rotor, partie tournante qui permet de mettre en rotation la charge mécanique .
- ✓ les paliers, partie mécanique qui permet la mise en rotation de l'arbre moteur.

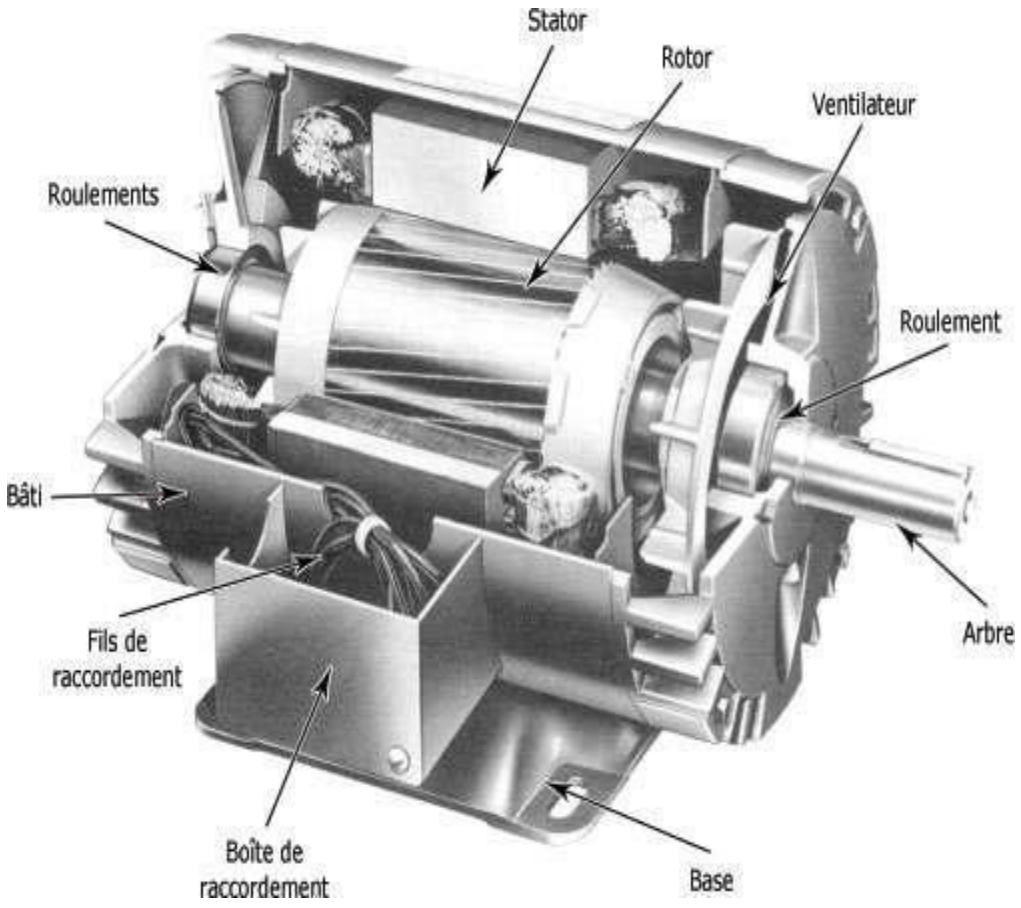


Figure 2 :Eléments de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil.

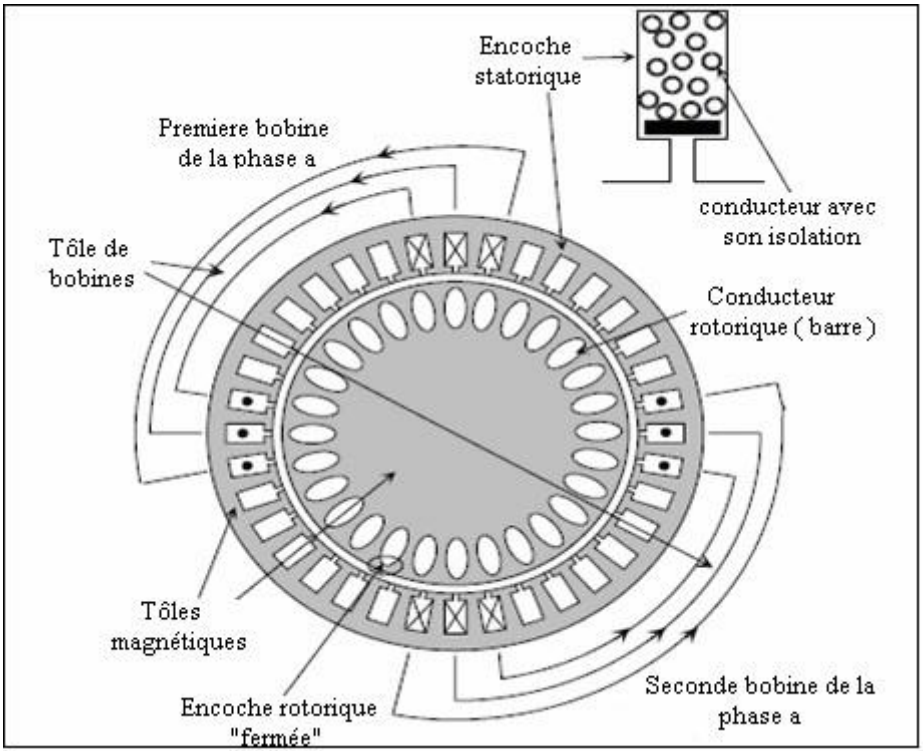


Figure 3 :Coupe schématique de la machine asynchrone.

I.1.2 Symbole :

La machine asynchrone peut être représentée par un symbole normalisé qui indique si elle fonctionne en mode moteur ou en mode générateur. Ce symbole peut également fournir des précisions sur la nature et les caractéristiques de la machine (voir figure 4).

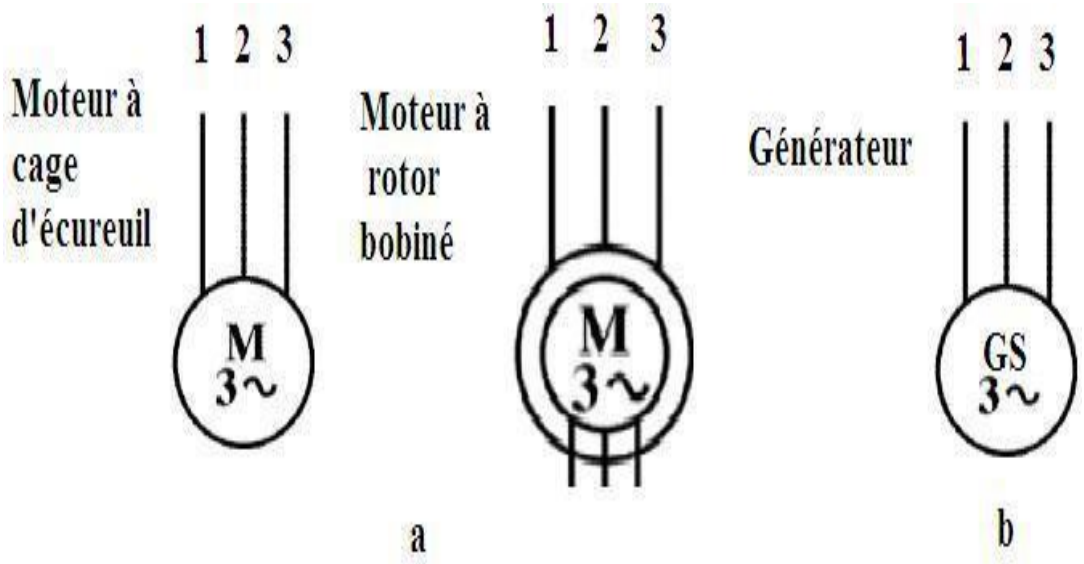


Figure 4 :Symbole générale d'une machine asynchrone triphase (a) moteur (b) générateur

I.1.3. Principe de fonctionnement des machines asynchrones :

Le fonctionnement d'une machine asynchrone repose sur le principe de l'interaction électromagnétique entre le champ magnétique tournant, créé par le courant triphasé alimentant l'enroulement statorique, et les courants induits dans l'enroulement rotorique lorsque les conducteurs du rotor sont traversés par ce champ tournant. Ainsi, le comportement de la machine asynchrone est comparable à celui d'un transformateur : le stator joue un rôle analogue à celui de l'enroulement primaire, tandis que le rotor correspond à l'enroulement secondaire, qui, dans le cas général, peut tourner à une vitesse déterminée par le rapport suivant :

$$n = \frac{f}{p}$$

Le moteur asynchrone repose sur la production d'un champ magnétique tournant, généré par trois bobinages statoriques fixes, disposés géométriquement à 120° les uns des autres. Ces enroulements sont alimentés par des courants alternatifs triphasés présentant également un décalage électrique de 120°. Les champs magnétiques alternatifs ainsi créés se superposent pour former un champ tournant d'amplitude constante, comme illustré dans la figure 5.

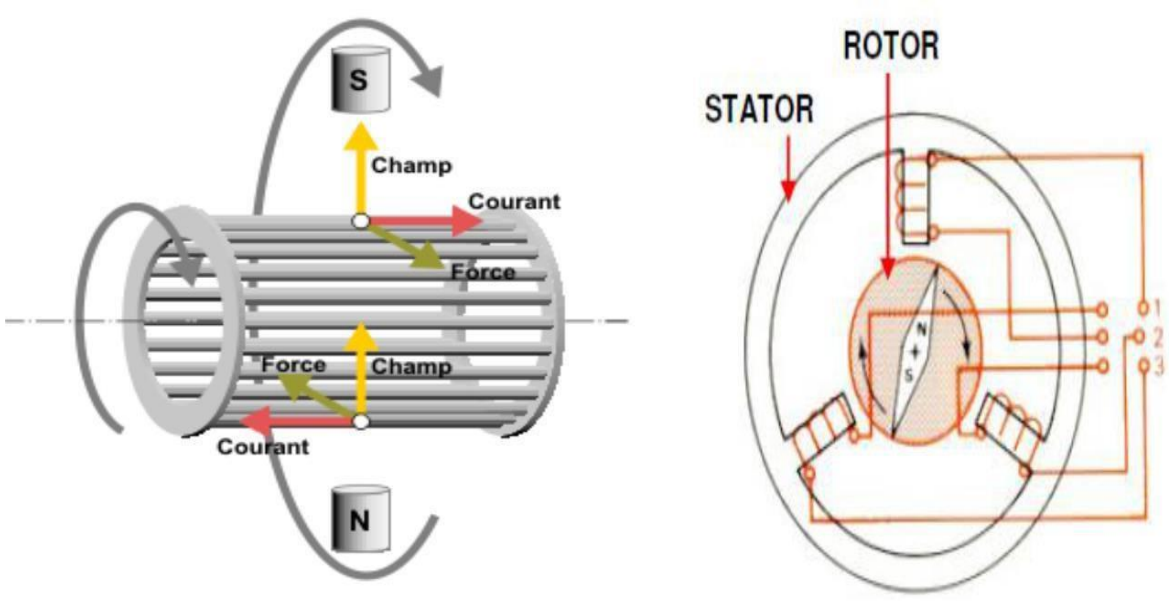


Figure 5 : Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone

I.1.4 Stator :

Le stator d'une machine asynchrone est constitué de tôles d'acier empilées, dans lesquelles sont insérés les enroulements statoriques. Pour les petites machines, ces tôles sont généralement découpées en une seule pièce, tandis que pour les machines de plus grande puissance, elles sont découpées en sections. Afin de réduire les pertes par courants de Foucault, les tôles sont habituellement recouvertes d'un vernis isolant. L'ensemble des tôles est ensuite assemblé, soit par boulonnage, soit par soudure, pour former le circuit magnétique statorique (voir figure 6) [3].

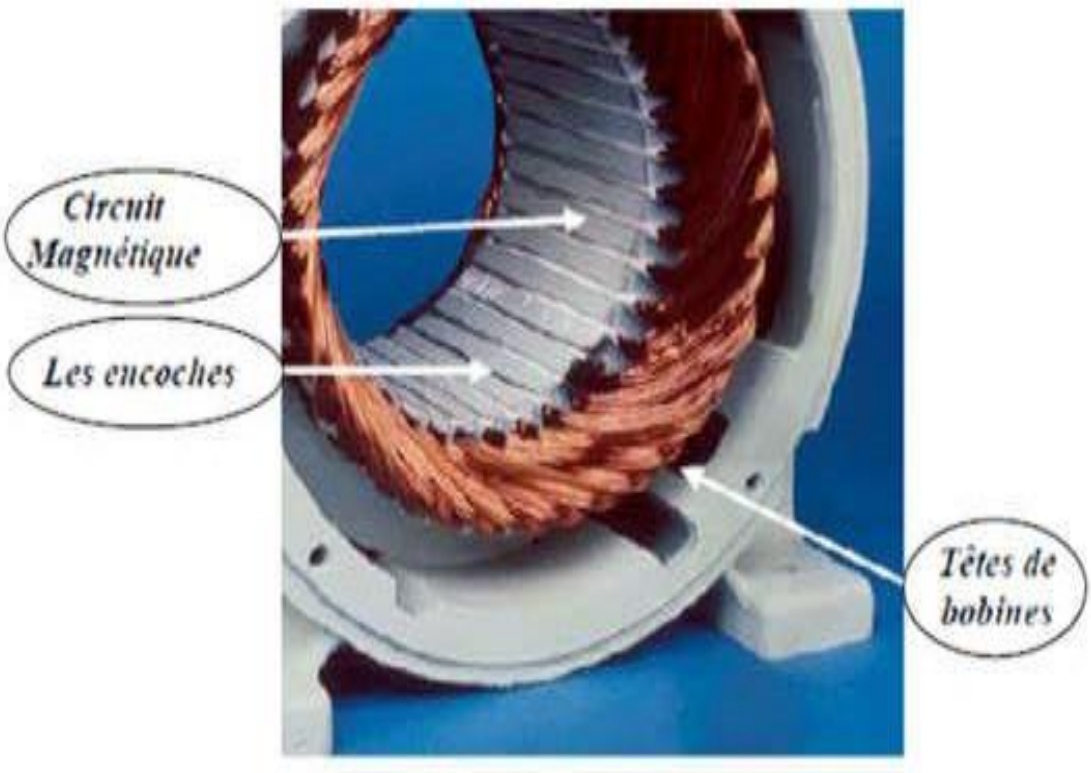


Figure 6 : Structure du stator

Lorsque les enroulements du stator sont parcourus par un courant triphasé, ils génèrent un champ magnétique tournant à une vitesse appelée vitesse de synchronisme. Cette vitesse dépend de la fréquence du réseau d'alimentation (50 Hz en Europe) et du nombre de paires de pôles de la machine. Étant donné que la fréquence est fixe, la vitesse de rotation du champ tournant ne peut être modifiée qu'en agissant sur le nombre de paires de pôles.

Paire de pole	1	2	3	4	5
Nombre de pole	2	4	6	8	12
N0[tr/min]	3000	1500	1000	750	500

Tableau(1) : nombre de paires de pôles

D'un point de vue fonctionnel, le stator d'une machine asynchrone est un élément essentiel, responsable de la génération du champ magnétique tournant nécessaire au fonctionnement de la machine. Il est constitué d'un ensemble de bobinages alimentés par un courant alternatif triphasé, qui produit un champ magnétique tournant autour du rotor. Ce champ induit, par le phénomène d'induction électromagnétique, des courants dans le rotor. Ces courants génèrent à leur tour un couple électromagnétique qui entraîne la rotation du rotor. Le stator joue donc le rôle d'un convertisseur d'énergie électrique en énergie magnétique, assurant ainsi le fonctionnement de la machine sans liaison électrique directe avec le rotor. Cette caractéristique confère au moteur asynchrone sa simplicité et sa robustesse.

I.1.5 Rotor :

Le rotor, tout comme le stator, est constitué de tôles empilées, généralement en acier magnétique, et fabriquées à partir du même matériau. Dans les petits moteurs, ces tôles sont découpées en une seule pièce et montées directement sur l'arbre du rotor. Dans les moteurs de plus grande taille, chaque lamination est composée de plusieurs sections fixées sur un moyeu central.

Dans le cas d'un rotor à cage d'écureuil, les conducteurs sont constitués de barres en aluminium injecté ou en cuivre préformé, insérées dans les encoches des tôles rotorique. Il n'existe généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres et les tôles, mais la résistance des tôles étant relativement élevée, les courants de rotor ne circulent quasiment pas dans celles-ci sauf en cas de rupture d'une barre conductrice (voir **figure 7) [4**].

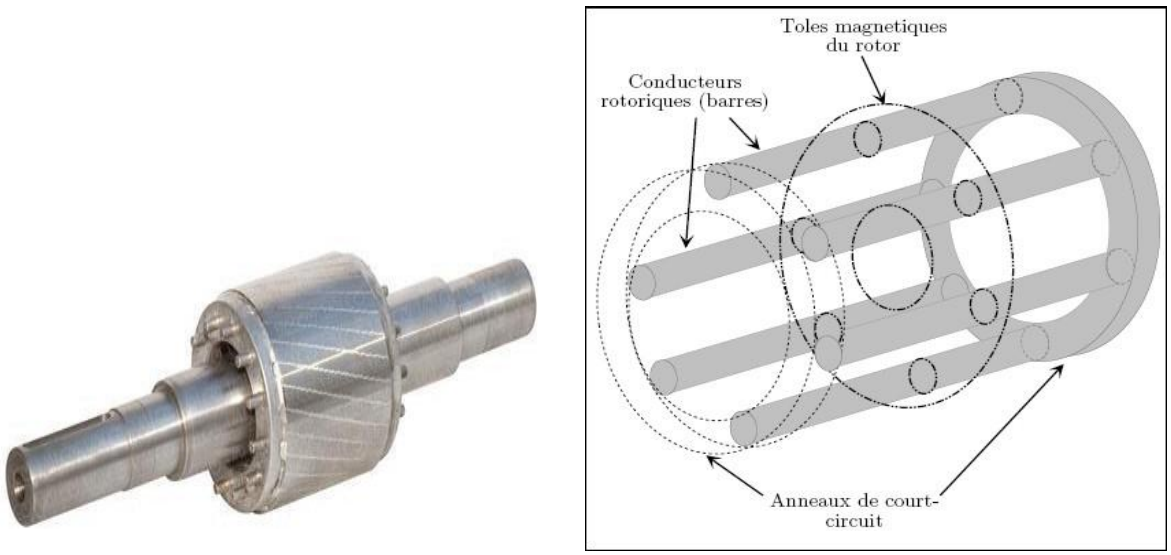


Figure 7 Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone.

Le rotor de la machine asynchrone est l'élément chargé de la conversion de l'énergie électrique en énergie mécanique (en mode moteur), ou inversement en énergie électrique (en mode générateur). Il peut être constitué soit de conducteurs en court-circuit, comme dans le cas du rotor à cage d'écureuil, soit d'enroulements, comme dans le rotor bobiné. Le rotor tourne à une vitesse légèrement inférieure à celle du champ magnétique tournant généré par le stator, ce qui engendre un phénomène appelé glissement. Ce glissement induit des courants dans le rotor par induction électromagnétique, lesquels génèrent un couple électromagnétique, permettant ainsi la production d'énergie mécanique transmise à l'arbre moteur.

La simplicité de sa construction et de son fonctionnement, associée à sa robustesse et à son rendement élevé, font de la machine asynchrone une solution largement adoptée dans de nombreuses applications industrielles.

I.1.6 Principe de glissement :

Le glissement est une grandeur qui mesure l'écart entre la vitesse de rotation d'une machine asynchrone et celle d'une machine synchrone hypothétique utilisant le même stator. Il constitue un paramètre fondamental du fonctionnement du moteur asynchrone.

Le glissement est indispensable au principe de fonctionnement du moteur : le champ magnétique tournant généré par le stator induit, par induction électromagnétique (et non par courants de Foucault), des courants dans les conducteurs du rotor. Ces courants induits génèrent à leur tour un champ magnétique rotorique, qui interagit avec celui du stator pour produire le couple électromagnétique nécessaire à la mise en rotation du rotor.

La vitesse du champ tournant statorique, appelée vitesse synchrone ns, dépend rigoureusement de la fréquence de la tension d'alimentation f (en Hz) et du nombre de paires de pôles p selon la relation suivante [5] :

$$ns\ (tr/min) = \frac{60\ f}{p}$$

Le glissement g est alors défini par l'expression :

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

où :

- ns est la vitesse synchrone,
- nr est la vitesse de rotation du rotor.

Le glissement est généralement exprimé en pourcentage et se situe, à la charge nominale, entre 3 % et 5 %.

Le moteur asynchrone se caractérise notamment par :

- la présence d'un seul enroulement triphasé alimenté au niveau du stator,
- un rotor massif en court-circuit, soit sous forme de cage d'écureuil, soit bobiné.

En conclusion, le glissement est une caractéristique clé des machines asynchrones, car il conditionne à la fois leur principe de fonctionnement et leurs performances globales.

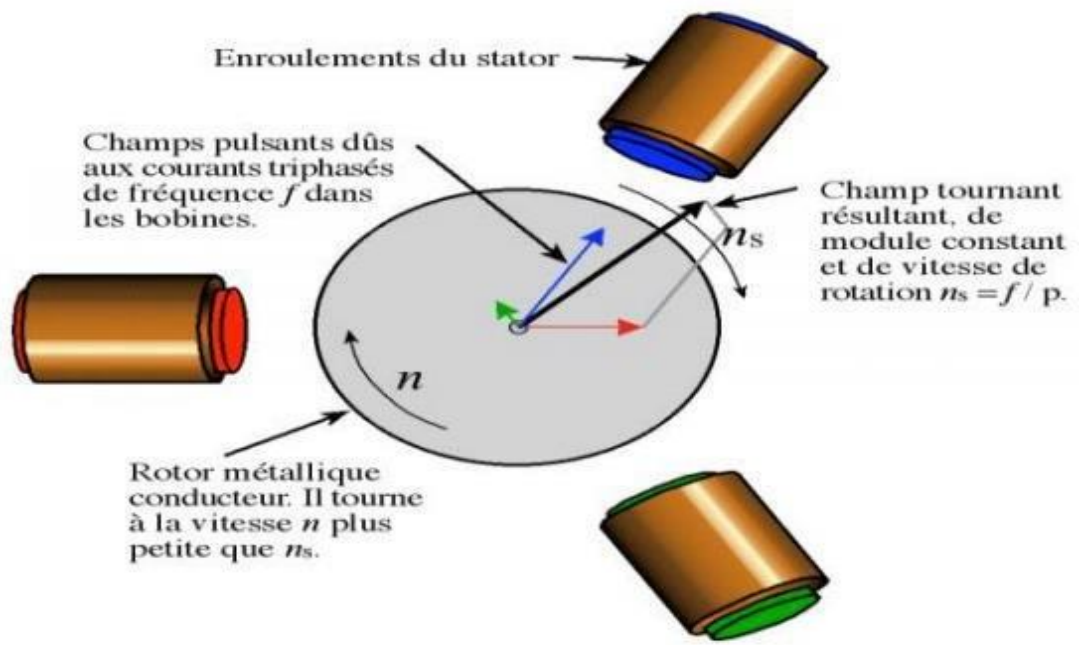


Figure 8: Interaction rotor stator

I.1.7Application industrielle et importance économique:

I.1.7.1Application industrielle:

La machine asynchrone est largement utilisée dans les applications industrielles en raison de plusieurs avantages liés à sa conception. Son coût de fabrication est relativement faible comparé à celui d'autres types de machines, elle offre une grande robustesse électromagnétique, et bénéficie d'une bonne standardisation entre les différents fabricants. Toutefois, derrière cette simplicité apparente de conception se cache une complexité fonctionnelle non négligeable, notamment en ce qui concerne son comportement dynamique et son contrôle.

Longtemps concurrencée par la machine synchrone dans les applications de forte puissance, la machine asynchrone a connu un regain d'intérêt avec le développement de l'électronique de puissance. Elle est aujourd'hui présente dans de nombreuses applications : le transport (métros, trains, propulsion navale), l'industrie (machines-outils), et même l'électroménager**.**

Initialement utilisée exclusivement comme moteur, elle est désormais également exploitée en mode génératrice, notamment grâce aux convertisseurs électroniques. C'est le cas, par exemple, dans le domaine de la production d'énergie éolienne **[5].**

I.1.7.2 Les importances économique:

La machine asynchrone constitue un composant clé de l'économie industrielle en raison de son faible coût de fabrication, de sa robustesse et de sa performance économique. Elle est largement utilisée dans les secteurs industriels pour la conversion électromécanique de l'énergie, notamment dans les applications telles que les pompes, ventilateurs, compresseurs et machines-outils, contribuant ainsi à l'optimisation des processus de production et à la réduction des coûts d'exploitation.

Grâce à sa faible exigence en maintenance et à sa longue durée de vie, elle permet de limiter significativement les frais liés à l'entretien et au remplacement des équipements. Par ailleurs, la machine asynchrone joue un rôle important dans le développement des énergies renouvelables, en particulier dans le domaine éolien, participant activement à la transition énergétique et à la promotion d'une économie verte moins dépendante des énergies fossiles.

1.1.8 Les avantages et les inconvénients de la machine asynchrone:

La machine asynchrone à cage présente de nombreux avantages : simplicité de conception, fiabilité, robustesse, faible coût, et bonne standardisation entre les fabricants. Toutefois, lorsque l'utilisation en vitesse variable est requise, elle présente certains inconvénients, notamment le couplage entre le flux magnétique et le couple électromagnétique, ce qui élimine le découplage naturel caractéristique des machines à courant continu.

Malgré sa structure simple, la machine asynchrone présente une complexité fonctionnelle. En effet, il est impossible d'accéder directement aux grandeurs rotoriques, et le réglage du courant rotorique ne peut se faire qu'indirectement, par le biais du courant statorique.

Dans de nombreuses applications industrielles où la variation de vitesse n'est pas nécessaire, cette machine présente deux limitations majeures :

- Un courant d'appel important au démarrage, pouvant atteindre 5 à 8 fois le courant nominal,
- Un faible couple de démarrage, qui peut la rendre incapable de démarrer sous charge.

Pour pallier ces limitations, d'autres types de moteurs sont parfois privilégiés, notamment ceux qui présentent un couple de démarrage plus élevé et un courant absorbé plus modéré, tout en conservant des performances acceptables en régime établi.

Parmi les solutions existantes, la machine asynchrone à double cage apparaît comme un bon compromis. En particulier, la machine à barres profondes offre, au démarrage, un couple relativement élevé ainsi qu'un courant de démarrage acceptable**,** ce qui la rend adaptée à un large éventail d'applications industrielles **[5].**

I .2 Types de défauts dans les machines asynchrones:

I.2.1 Etude statistique des défauts :

D'un point de vue statistique, il est difficile de fournir une répartition exacte des défaillances affectant les machines électriques, car le recensement des pannes et des défauts n'est pas systématiquement effectué dans l'ensemble des parcs d'exploitation et des ateliers de maintenance. Néanmoins, de nombreuses études statistiques ont été menées depuis les années 1980 jusqu'à aujourd'hui, principalement sur des machines asynchrones de moyenne et grande puissance utilisées dans l'industrie.

Les études menées dans les années 1990 sur des machines asynchrones de grande puissance (comprises entre 100 kW et 1 MW), notamment celles réalisées par Thomsen, puis reprises par Thomson, ont mis en évidence que certaines pannes sont significativement plus fréquentes que d'autres.

Les résultats montrent que les défaillances mécaniques sont les plus courantes, en particulier celles liées aux roulements, qui représentent 41 % des cas. Les pannes au niveau du stator constituent environ 37 %**,** tandis que les défaillances du rotor sont moins fréquentes (environ 10 %). Les autres types de défaillances (telles que les défauts d'isolation, de ventilation, ou de capteurs) représentent environ 12 % des cas (voir **figure 9**).

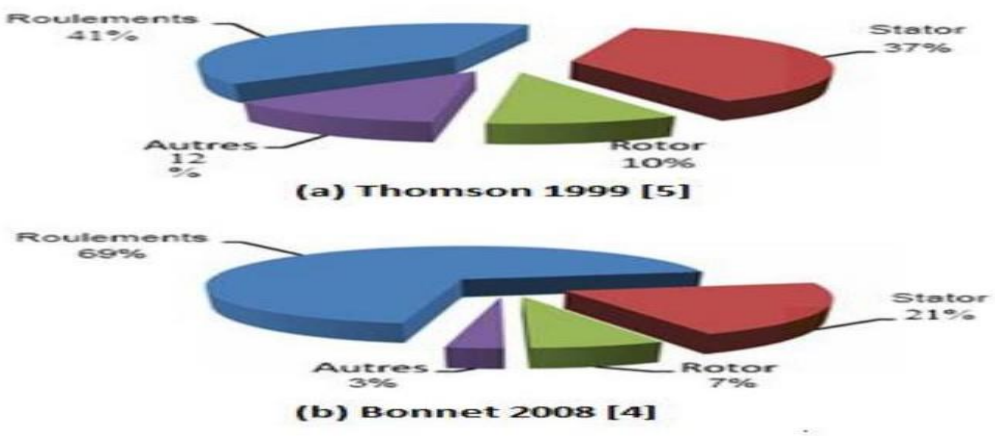


Figure 9: Évolution du pourcentage des défauts pendant une décennie.

Une étude statistique récente menée par Bonnet [6], portant sur des machines asynchrones de grande puissance utilisées dans l'industrie pétrochimique, révèle que 69 % des pannes concernent les roulements, 21 % le stator**,** 7 % le rotor, et 3 % d'autres parties de la machine (**voir Figure 9(b)**). Comme cela a été mentionné dans l'étude **[7],** la répartition présentée dans [4.5] confirme que les principales sources de défaillances des machines de grande puissance sont les roulements et le bobinage statorique (**voir Figures 9(a) et 9(b)**).

Par ailleurs, ces études mettent en évidence une évolution notable de la répartition des défauts au fil du temps. En l'espace d'une décennie, les défaillances des roulements sont passées de 41 % à 69 %**,** tandis que celles du stator ont diminué de 37 % à 21 %**,** et celles du rotor de 10 % à 7 %**.** Cette tendance s'explique notamment par les améliorations apportées aux techniques de fabrication des machines électriques, en particulier en ce qui concerne la qualité des matériaux isolants**.**

Cependant, les roulements restent la principale source de défaillance, en raison de leur usure mécanique. Il est également important de souligner que certaines techniques d'alimentation électrique peuvent contribuer à l'apparition de défauts. Par exemple, les enroulements alimentés par des tensions à fronts raides (cas typique des variateurs de vitesse modernes) peuvent entraîner un vieillissement prématuré de l'isolation du bobinage statorique**.**

I.2.2 Défauts électriques:

I.2.2.1 Courts-circuit au stator:

Les courts-circuits entre spires ou entre bobines constituent les défauts les plus critiques et les plus fréquemment rencontrés au niveau du stator, comme l'illustre la **figure 10**.

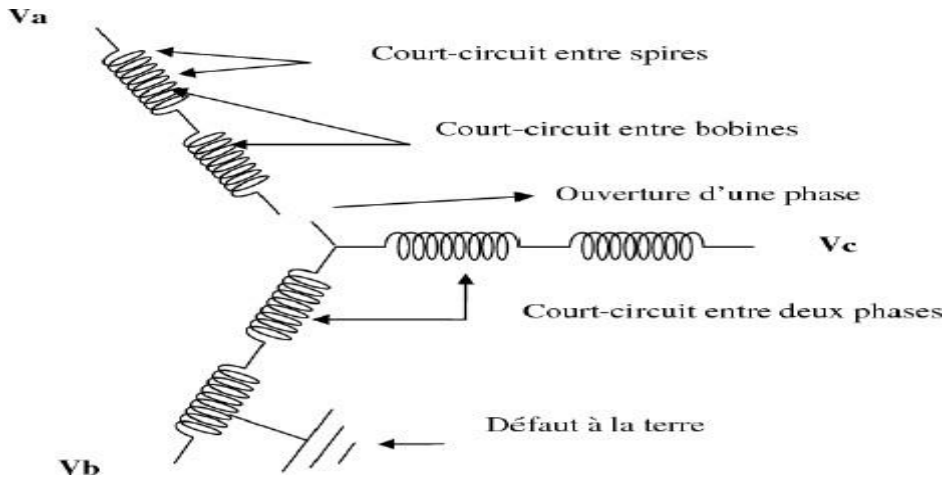


Figure 10 :Défauts statoriques

Ils proviennent généralement d'une dégradation de l'isolant recouvrant les conducteurs. Cette dégradation est principalement causée par un échauffement anormal au sein du bobinage. Le courant circulant dans les spires court-circuitées peut atteindre des valeurs très élevées**,** ce qui provoque une élévation importante de la température. Cette surchauffe entraîne la destruction progressive des isolants**,** conduisant à une défaillance totale de la machine**.**

I.2.2.2 Court-circuit entre spires :

Un court-circuit entre spires d'une même phase est un défaut relativement fréquent. Cette défaillance est généralement causée par un ou plusieurs défauts d'isolement dans l'enroulement concerné. Elle provoque une augmentation du courant statorique dans la phase affectée, une légère variation d'amplitude dans les autres phases, une modification du facteur de puissance ainsi qu'une amplification des courants rotorique**.**

Ces perturbations entraînent une élévation de la température au niveau du bobinage, ce qui accélère la dégradation des isolants et peut conduire à un enchaînement de défauts**,** comme l'apparition d'un second court-circuit.

En revanche, le couple électromagnétique moyen fourni par la machine reste globalement inchangé**,** bien que l'on observe une augmentation des oscillations proportionnelle à la gravité du défaut.



Figure 11 : Court-circuit entre spire .

I.2.2.3 Court-circuit entre phases :

Ce type de défaillance peut survenir à n'importe quel point du bobinage. Cependant, l'analyse de son incidence sur le système montre que l'emplacement du court-circuit joue un rôle déterminant.

L'apparition d'un court-circuit entre phases proche de l'alimentation (voir figure 11) peut induire des courants extrêmement élevés**,** susceptibles de provoquer la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou la déclenchement des protections (disjoncteurs).

En revanche, un court-circuit entre phases proche du neutre entraîne un déséquilibre des courants sans provoquer de fusion des conducteurs.

Les courants statoriques deviennent totalement déséquilibrés, et ce déséquilibre est proportionnel à la sévérité du défaut. De plus, les courants circulant dans les barres et les anneaux du rotor sont également affectés.

I.2.2.4 Court-circuit phase/bâti :

Le bâti d'une machine asynchrone est généralement à potentiel flottant, mais il est souvent relié à la masse pour des raisons de liaisons mécaniques ou de sécurité**.** Si le potentiel reste flottant, un court-circuit entre l'enroulement et le bâti n'a généralement pas d'impact matériel immédiat**,** hormis les effets capacitifs : dans ce cas, le bâti prend le potentiel du point de court-circuit dans l'enroulement.

Cependant, du point de vue de la sécurité des personnes, ce type de défaut peut être extrêmement dangereux. Il est donc indispensable d'installer des dispositifs de protection, tels que les disjoncteurs différentiels, pour détecter rapidement les courants de fuite à la terre**.**

Dans cette situation, la tension de la phase concernée reste globalement inchangée, mais le courant augmente en raison de la diminution de la résistance et de l'inductance du circuit. Cette surcharge de courant provoque une élévation de température dans l'enroulement, ce qui peut conduire à une dégradation de l'isolant, voire à une défaillance complète de la machine.

Par ailleurs, ce type de défaut génère une composante homopolaire, qui peut induire un couple pulsatoire néfaste au fonctionnement stable de la machine.

La mesure du courant de fuite constitue une méthode efficace pour détecter ce défaut à un stade précoce**.**

I.2.2.5 Défauts du circuit magnétique :

Ces défauts entraînent, dans la majorité des cas, une dissymétrie du fonctionnement de la machine, ce qui peut à son tour aggraver la situation en provoquant des phénomènes tels que la surchauffe, les surtensions**,** une élévation importante du courant**,** etc.

I.2.2.6 Ruptures de barres :

La cassure ou la rupture d'une barre est l'un des défauts les plus fréquents au niveau du rotor. Elle peut survenir soit au niveau de son encoche, soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau rotorique. La détérioration des barres entraîne une diminution du couple électromagnétique moyen et une augmentation de l'amplitude des oscillations, lesquelles provoquent à leur tour des variations de la vitesse de rotation. Ce phénomène engendre des vibrations mécaniques qui perturbent le bon fonctionnement de la machine.

La forte amplitude de ces oscillations accélère la dégradation de l'ensemble de la machine**.** Le couple diminue de manière significative avec l'augmentation du nombre de barres rompues, ce qui induit un effet cumulatif de la défaillance. L'impact d'une cassure de barre devient donc de plus en plus critique à mesure que le nombre de barres endommagées augmente **[8], [9].**



Figure 12 ; Ruptures de barres [8].

I.2.2.7 Ruptures d'anneaux :

La rupture d'une portion d'anneau rotorique est un défaut qui survient aussi fréquemment que la cassure de barres. Ces ruptures peuvent être causées par des bulles de coulée lors de la fabrication, ou par des dilatations différentielles entre les barres et les anneaux. En raison de la difficulté à détecter ce type de défaillance **[7],** il est souvent regroupé ou confondu avec la cassure de barres dans les études statistiques.

Les portions d'anneaux de court-circuit transportent généralement des courants plus élevés que ceux circulant dans les barres rotoriques. Par conséquent, un dimensionnement inadéquat des anneaux, une dégradation des conditions de fonctionnement (température élevée, humidité, etc.) ou une surcharge en couple, entraînant une augmentation des courants, peuvent provoquer leur rupture.

La rupture d'une portion d'anneau perturbe la répartition des courants dans les barres rotoriques, ce qui génère un effet de modulation d'amplitude des courants statoriques, similaire à celui causé par une cassure de barre**.**

I.2.3 Défauts mécaniques:

I.2.3.1 Défauts roulements :

Les roulements à billes assurent l'interface électromécanique entre le stator et le rotor, permettant une rotation fluide et stable de ce dernier. Dans l'article **[13],** l'auteur recense la plupart des défauts susceptibles d'apparaître dans les roulements des moteurs asynchrones, ainsi que les causes de leur vieillissement**.**

Comme mentionné précédemment, ce type de défaillance est le plus fréquent dans les machines de forte puissance. Elle est généralement liée à l'usure mécanique des éléments du roulement, notamment la dégradation des billes ou des pistes de roulement.

Les principales causes de cette dégradation sont :

- L'usure due au vieillissement naturel des composants.
- Une température de fonctionnement élevée**.**
- Une perte de lubrification ou une huile contaminée (souvent par des particules métalliques provenant de l'usure).

- Un défaut de montage mécanique.
- La présence de courants d'arbres, souvent causés par des courants de fuite (effet de court-circuit).

Les conséquences directes de ces défauts sur les roulements sont :

- L'apparition de creux ou d'érosions dans les pistes de roulement internes et externes.
- L'usure ou attaque des billes.
- La corrosion due à la présence d'humidité ou d'eau.
- Un mauvais graissage, souvent lié à des problèmes thermiques.
- Le décollement ou l'effritement de surface, résultant généralement d'une surcharge mécanique.



Figure 13 :Déférentes défaillances des roulements à billes [13].

Sur le système, ce type de défaut se traduit par des oscillations du couple de charge, l'apparition de pertes supplémentaires, ainsi qu'un jeu entre la bague interne et la bague externe du roulement, provoquant des vibrations dues aux déplacements du rotor autour de l'axe longitudinal de la machine.

Dans le cas le plus critique, la présence d'un roulement défectueux peut conduire au blocage complet du moteur.

I.2.3.2 Déséquilibres:

Un déséquilibre désigne l'état d'une pièce rotative dont le centre de masse est situé en dehors de l'axe de rotation. En d'autres termes, un « point lourd » existe quelque part sur le rotor. Les déséquilibres moteurs ne peuvent pas être totalement éliminés, mais il est tout à fait possible

d'identifier les valeurs dépassant les plages normales et d'appliquer des mesures correctives en conséquence.

Le déséquilibre peut être dû à de nombreux facteurs, notamment:

- Encrassement
- Absence de contrepoids
- Variations liées au processus de fabrication
- Distribution inégale de la masse dans les enroulements moteur
- Autres facteurs liés à l'usure

I.2.3.3 Les défauts d'excentricité :

Les conséquences des défauts mécaniques se manifestent généralement au niveau de l'entrefer, par des défauts d'excentricité **[10].** L'excentricité dans une machine électrique est un phénomène qui évolue avec le temps et peut être présent dès la fabrication, en raison des différentes étapes d'usinage et de montage qui peuvent provoquer un décentrage du rotor par rapport au stator**.**

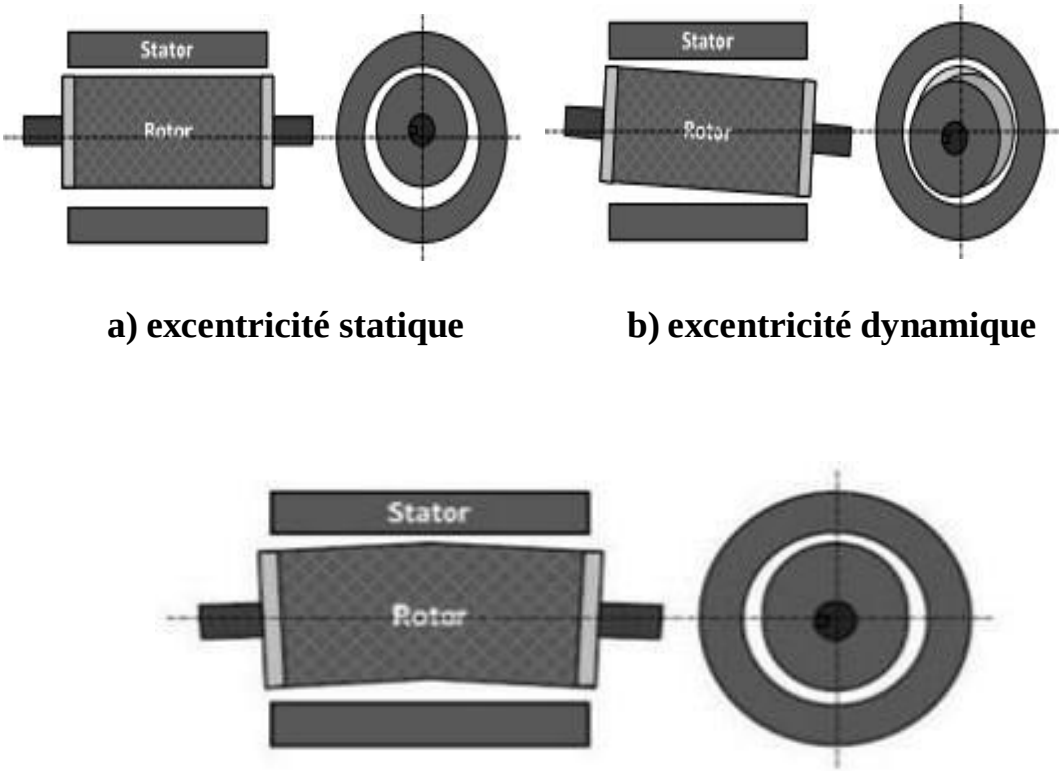
Lors du fonctionnement, deux causes principales peuvent aggraver cette excentricité :

1. **Une contrainte mécanique externe**, liée à la chaîne cinématique dans laquelle la machine est intégrée. Elle peut imposer une force radiale sur l'arbre, provoquant une usure des roulements et une accentuation du décentrage.
2. **Un déséquilibre interne**, inhérent au fonctionnement de la machine. Le décentrage induit un déséquilibre des efforts radiaux entre le stator et le rotor **[11, 12].** L'effort radial est maximal là où l'épaisseur de l'entrefer est minimale, ce qui réduit davantage cette distance**,** aggravant ainsi le déséquilibre.
   Au stade extrême, ce phénomène peut aboutir à un frottement entre le rotor et le stator**,** entraînant une dégradation rapide voire la destruction de la machine**.**

On distingue généralement trois types d'excentricité **[14, 15]** :

- **Excentricité statique** (**Figure 14(a))** : due à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator, souvent causée par un défaut de centrage des flasques.

- **Excentricité dynamique (Figure 14(b))** : le centre de rotation du rotor est différent du centre géométrique du stator, et le centre du rotor tourne autour du centre du stator [16]. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du rotor, du stator ou une détérioration des roulements**.**
- **Excentricité mixte (Figure 14(c))** : combinaison des deux cas précédents, réunissant les caractéristiques des excentricités statique et dynamique.



a) excentricité statique **b) excentricité dynamique**

c) excentricité mixte

Figure 14 : Représentation de l'excentricité statique, dynamique et mixte

I.2.3.4 Autres défaillances mécaniques :

Au niveau du stator, il n'y a pas de pièces mobiles, ce qui exclut a priori les défaillances mécaniques. Toutefois, certains phénomènes de dégradation peuvent apparaître en raison de l'environnement dans lequel la machine fonctionne. En particulier, l'oxydation peut survenir à cause de l'humidité ou d'un taux élevé de salinité, ce qui peut altérer l'étanchéité des composants et affecter le bon fonctionnement des contacteurs.

I.2.4 Défauts thermiques:

I.2.4.1 Défauts d'isolant dans un enroulement :

La dégradation des isolants dans les enroulements peut provoquer des courts-circuits. En effet, les différentes pertes (Joule, fer, mécaniques, etc.) génèrent des phénomènes thermiques, entraînant une élévation de la température des divers constituants du moteur. Or, les matériaux isolants ont des limites en termes de température, de tension et de contraintes mécaniques.
Ainsi, si l'environnement de fonctionnement dépasse l'une de ces limites, l'isolant se détériore prématurément ou de façon accélérée, jusqu'à ne plus remplir son rôle protecteur.

Les principales causes de ce type de défaut sont les suivantes :

- Dégradation de l'isolant dès la fabrication**.**
- Surtension dans l'enroulement dépassant les capacités de l'isolant.
- Vibrations mécaniques affectant l'enroulement.
- Courants excessifs dus à un court-circuit, à un défaut du convertisseur ou à une surcharge, entraînant une surchauffe qui détériore l'isolant.
- Vieillissement naturel : tous les matériaux isolants ont une durée de vie limitée, et même dans des conditions normales d'utilisation, ils finissent par se dégrader.
- Fonctionnement dans un environnement sévère (humidité, poussière, produits chimiques, etc.).

I.3 Impact des défaillances sur les performances :

Les défaillances des machines asynchrones ont un impact direct sur leur**s** performances globales. Elles entraînent une perte d'efficacité, une augmentation des coûts d'exploitation**,** et peuvent aller jusqu'à provoquer l**'**arrêt total de l'équipement.
Parmi les causes les plus courantes de dysfonctionnement, on retrouve les défauts d'isolation du stator, les courts-circuits, l**'**usure des roulements, ou encore le déséquilibre du rotor**.** Ces défaillances sont souvent à l'origine de vibrations excessives, de surconsommation d'énergie et de surchauffe, ce qui conduit à une réduction significative de la durée de vie de la machine. Elles peuvent également provoquer une interruption de la production industrielle**,** entraînant ainsi des pertes économiques considérables**.**

Il devient donc essentiel de surveiller en continu les paramètres de fonctionnement et de mettre en place une maintenance préventive rigoureuse, afin de prévenir ces défaillances et garantir la fiabilité et les performances des machines asynchrones.

I.3.1 Répercussions sur l'efficacité énergétique, les couts de maintenance et la durée de vie des machines :

Aspect	Description	Conséquences	Solutions/Recommandations
I.3.1.1. Efficacité énergétique	Les dysfonctionnements (déséquilibre du rotor, roulements usés, encrassement du stator, détérioration des connexions) entraînent une hausse des pertes électriques et mécaniques. Une résistance accrue dans les enroulements provoque surchauffe et surconsommation. Un déséquilibre de tension aggrave la situation.	Réduction du rendement global, surconsommation d'énergie, augmentation des coûts d'exploitation.	Mettre en œuvre une maintenance régulière, surveiller les paramètres de fonctionnement, assurer un bon équilibrage électrique et mécanique.
I.3.1.2. Coûts de maintenance	Un entretien insuffisant ou retardé entraîne des pannes coûteuses, une perte de rendement et un remplacement prématuré des composants. À l'inverse, une maintenance préventive bien planifiée permet de maintenir les équipements en bon état.	Coûts de réparation élevés, interruptions non planifiées, baisse de disponibilité des équipements.	Adopter une stratégie de maintenance préventive/prophylactique, équilibrer les coûts de maintenance avec les performances attendues.
I.3.1.3. Durée de vie	La durée de vie dépend de la qualité de fabrication, des conditions de fonctionnement, de l'environnement et de l'entretien. Les principaux facteurs de vieillissement sont : usure des roulements, détérioration de l'isolation, surcharge thermique, vibrations, manque de refroidissement, etc.	Risque accru de pannes prématurées, baisse de la fiabilité, diminution de la durée de vie (15 à 30 ans si bien entretenue).	Assurer un entretien régulier : graissage, contrôle de l'isolation, nettoyage, détection précoce des anomalies pour prolonger la durée de vie de la machine.

Tableau (2) : l'efficacité énergétique, les couts de maintenance et la durée de vie des machines

❖ Interprétation du tableau :

Voici une interprétation synthétique du tableau présenté précédemment, qui résume les impacts des défaillances sur les performances des machines asynchrones :

1- Efficacité énergétique

Les défaillances mécaniques ou électriques, comme un rotor déséquilibré, des roulements défectueux, ou un stator encrassé, provoquent des pertes d'énergie sous forme de chaleur et de frottement. Cela se traduit par une surconsommation d'électricité, une baisse du rendement de la machine et des coûts d'exploitation plus élevés.

2- Coûts de maintenance

Une mauvaise gestion de la maintenance augmente les dépenses à long terme. Si elle est négligée, la machine tombe plus souvent en panne, ce qui engendre des frais de réparation ou de remplacement. En revanche, une stratégie de maintenance préventive, même si elle semble coûteuse au départ, permet de stabiliser les coûts, d'éviter les arrêts imprévus, et de prolonger la durée de vie de l'équipement.

3- Durée de vie de la machine

La durée de vie d'une machine asynchrone dépend de plusieurs facteurs : environnement de travail, qualité de fabrication, et surtout de l'entretien. Sans maintenance appropriée, la machine s'use prématurément à cause de la chaleur, des surtensions, ou des vibrations. Un bon entretien permet de garantir un fonctionnement fiable pendant 15 à 30 ans.

I.3.2 Besoin d'un diagnostic et d'une maintenance proactive :

Le diagnostic des machines électriques existe depuis leur première mise en œuvre. Initialement, les constructeurs et les utilisateurs utilisaient des méthodes de protection simples telles que la détection des surintensités, des surtensions, ou des défauts à la terre. Ces techniques étaient rudimentaires et n'intervenaient qu'à un stade avancé de la défaillance.

Depuis plus de vingt ans, de nombreuses études et recherches ont été menées afin de détecter les pannes de manière plus précoce et de comprendre les relations de cause à effet. Des conférences internationales dédiées exclusivement au diagnostic sont organisées chaque année, accompagnées de nombreuses publications, ouvrages et communications scientifiques. Ces avancées ont permis d'améliorer considérablement la fiabilité des moteurs asynchrones, et par conséquent, d'en augmenter la durée de vie.

Les techniques de diagnostic sont généralement adaptées aux types de défauts à identifier. Certaines méthodes sont spécifiquement conçues pour un type de défaillance, tandis que d'autres peuvent être utilisées plus largement. L'intérêt de chaque technique réside dans l'instrumentation employée, la simplicité de sa mise en œuvre, ainsi que la richesse des informations fournies concernant la présence et la gravité du défaut.

En fonctionnement, la machine émet plusieurs signaux ou symptômes (bruit, température, vibrations)qui traduisent des modifications de ses caractéristiques temporelles et fréquentielles. Par conséquent, certaines méthodes de diagnostic reposent sur l'analyse de ces signaux pour détecter les anomalies **[17].** Toutefois, ces techniques ne couvrent pas l'ensemble des défaillances et peuvent être difficiles, voire impossibles à mettre en œuvre dans certains cas, car elles nécessitent l'installation de capteurs directement sur la machine.

Le traitement du signal, et plus particulièrement l'analyse spectrale, est utilisé depuis de nombreuses années pour détecter des défauts tels que les ruptures de barres au rotor, la dégradation des roulements, l'excentricité, ou les courts-circuits dans les bobinages. Ces défauts se prêtent bien à cette approche, car ils induisent l'apparition de fréquences caractéristiques directement liées à la vitesse de rotation de la machine dans différentes grandeurs électriques telles que le courant de ligne, le module des courants de Park, ou la puissance instantanée statorique.

L'objectif du diagnostic des machines, aussi appelé surveillance de l'état (Condition Monitoring System – CMS), est de permettre une maintenance adaptée aux besoins réels, en minimisant les temps d'arrêt et de réparation. Il s'agit de détecter les dommages dès leur apparition, afin d'augmenter le taux de rendement global (OEE – Overall Equipment Effectiveness), un indicateur clé de la performance d'une installation, et d'optimiser la structure des coûts.

I.3.3 Terminologie dédiée au diagnostic [18] :

- ✓ **Défaut :** déviation non permise d'au moins d'une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport aux conditions normal 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 de système au cours de laquelle le service rendu n'est pas délivré ou est délivré de manière incomplète.

- ✓ **Symptôme :** changement d'une qualité 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 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 l'identification.
- ✓ **Surveillance :** ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sien 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.

I.3.4 La Maintenance prédictive :

La maintenance prédictive des machines est une approche de gestion proactive qui consiste à surveiller en continu l'état et les performances des équipements, dans le but de prévoir les pannes avant qu'elles ne se produisent**.** Cette méthode repose sur l'analyse des données en temps réel, collectées à l'aide de capteurs installés sur les machines, permettant ainsi d'anticiper les défaillances potentielles et d'intervenir au moment le plus opportun. Cela permet d'éviter les arrêts non planifiés et de réduire les coûts de maintenance.

L'une des principales responsabilités de l'ingénieur est de garantir trois caractéristiques fondamentales des systèmes industriels **[19]** :

- **Fiabilité** : aptitude d'un système à accomplir sa mission dans des conditions données d'utilisation.
- **Disponibilité** : capacité d'un système à être opérationnel lorsqu'il est sollicité.
- **Sûreté** : capacité à connaître, évaluer, prévoir, mesurer et maîtriser les défaillances d'un système.

La responsabilité d'assurer la disponibilité des systèmes incombe directement à la maintenance. Selon la norme AFNOR (Association Française de NORmalisation), la maintenance est définie comme :

« L'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou des conditions données de sûreté de fonctionnement, afin d'accomplir une fonction requise. Elle peut être préventive ou corrective. »

Pour atteindre ces objectifs, il est essentiel de connaître en temps réel l'état de fonctionnement des systèmes. C'est ici qu'intervient la surveillance**,** qui répond aux besoins d'information de la maintenance.

Dans le cadre du contrôle automatique des systèmes, la surveillance remplit deux fonctions principales :

1. Détecter et signaler les anomalies de fonctionnement**.**
2. Permettre la mise en œuvre d'actions correctives ou préventives pour garantir le bon fonctionnement continu du système.

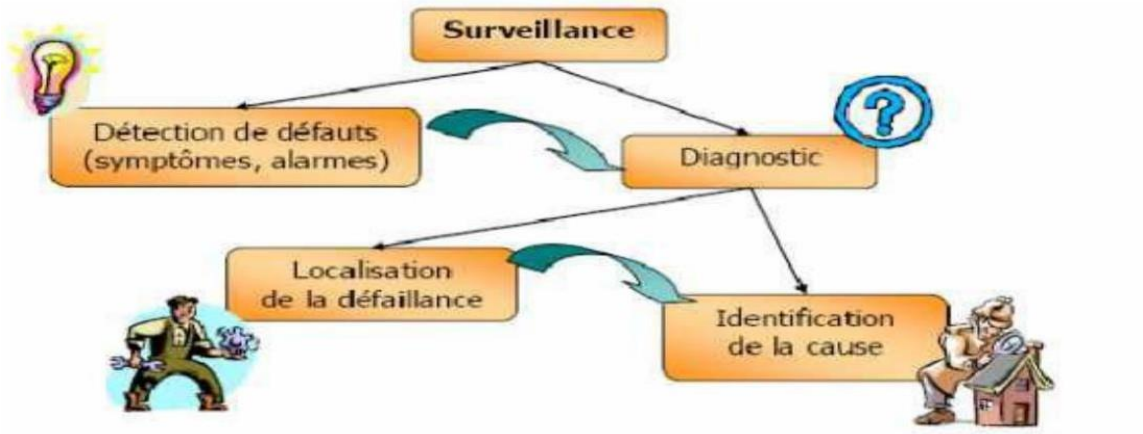


Figure 15 : Composantes de la surveillance industrielle

Conclusion :

Les machines asynchrones représentent aujourd'hui des équipements essentiels dans le domaine industriel, en raison de leur fiabilité, de leur rendement satisfaisant et de leur faible coût. Toutefois, elles ne sont pas exemptes de défauts, lesquels peuvent être classés en trois grandes catégories : **électriques**, **mécaniques** et **thermiques**.

Les défaillances électriques (comme les courts-circuits au niveau du stator ou la rupture de barres du rotor) peuvent entraîner une perte de performance, un échauffement excessif, voire, dans les cas les plus critiques, la destruction totale du moteur. Les défauts mécaniques, tels que le déséquilibre des pièces rotatives, les frottements anormaux ou l'usure des roulements, génèrent des vibrations importantes, une détérioration accélérée des composants et des pertes énergétiques significatives. Les dysfonctionnements thermiques**,** principalement causés par une surchauffe ou un mauvais transfert thermique, affectent l'isolation du stator, réduisent le rendement de la machine et accélèrent son vieillissement.

Ces défauts ont des conséquences directes sur les performances globales des machines asynchrones, en affectant leur efficacité énergétique, leur disponibilité**,** ainsi que les coûts d'exploitation. Une gestion inappropriée de ces aléas peut engendrer des arrêts de production répétés, des pannes coûteuses à réparer et une surconsommation d'énergie.

Pour anticiper ces risques, il est impératif de mettre en place une politique de maintenance préventive et corrective**,** intégrant des outils de diagnostic avancés. La maintenance prédictive repose notamment sur des méthodes comme l'analyse vibrationnelle**,** le suivi thermique du moteur ou la mesure de l'isolement électrique**.** Grâce à cette approche, on peut espérer prolonger la durée de vie des machines asynchrones, tout en assurant leur fiabilité et leur bon fonctionnement dans un cadre d'exploitation industrielle optimisé.

Chapitre II: Techniques et approches utilisées pour le diagnostic des défauts

Introduction :

De nos jours, plusieurs techniques permettent de diagnostiquer l'état des machines à partir de l'analyse de divers paramètres tels que les vibrations, le bruit, la température, le courant, etc. **[20–21].**

Les principales techniques de diagnostic des machines sont représentées dans(la **figure 16**.)

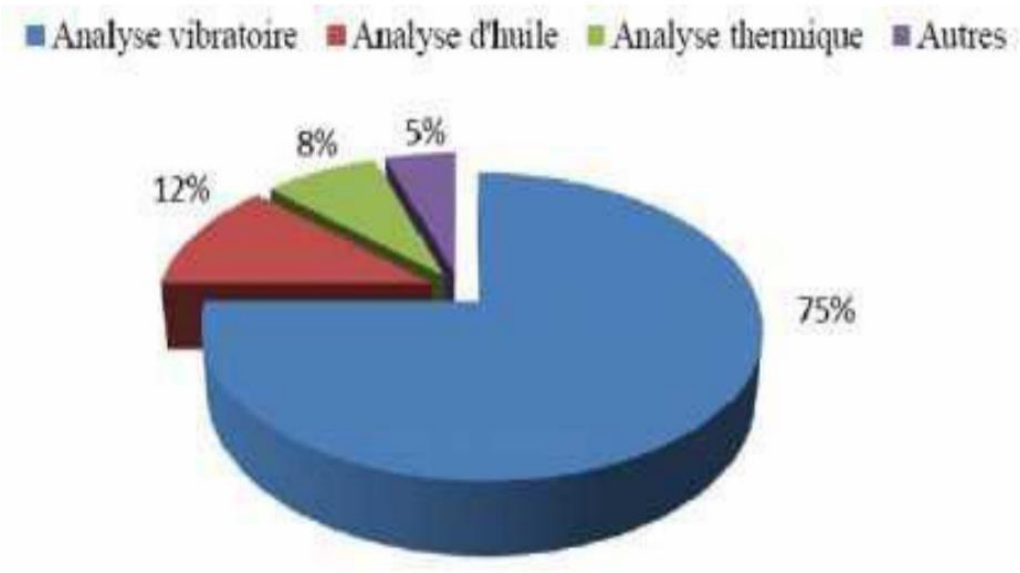


Figure16:Différentes techniques de la surveillance des machines

Une panoplie de techniques et d'approches a été développée pour identifier et diagnostiquer les anomalies des moteurs asynchrones. Ces méthodes peuvent être classées selon leur spécificité en plusieurs catégories :

- ✓ celles basées sur l'analyse des signaux électriques (courants, tensions, puissances),
- ✓ l'étude vibro-acoustique,
- ✓ la thermographie infrarouge,
- ✓ ou encore l'évaluation acoustique**.**

Parmi elles, l'analyse de la signature du courant statorique (MCSA – Motor Current Signature Analysis) est largement utilisée en raison de sa facilité de mise en œuvre et de sa capacité à extraire des informations pertinentes à partir du courant statorique. Cette technique permet notamment de détecter des défauts au niveau des barres du rotor**,** des déséquilibres mécaniques, des problèmes d'excentricité, ou encore des anomalies dans l'enroulement statorique**.**

En parallèle, l'essor de l'intelligence artificielle (IA) et des méthodes d'apprentissage automatique a conduit au développement de techniques de diagnostic plus avancées, telles que l'apprentissage supervisé, les réseaux de neurones artificiels ou encore des approches hybrides. Ces méthodes offrent une meilleure sensibilité de détection, une capacité de diagnostic accrue, et permettent de réduire le taux de fausses alertes.

Ainsi, la combinaison des méthodes traditionnelles et des approches innovantes constitue une voie prometteuse pour le diagnostic des défauts dans les machines asynchrones, renforçant la maintenance préventive et contribuant à la fiabilité globale des installations industrielles **[22]**

I.2.1 techniques traditionnelles :

La méthode classique de surveillance consiste à intégrer des capteurs supplémentaires pour recueillir davantage d'informations sur l'état du système, une approche connue sous le nom de redondance matérielle. Bien que cette méthode améliore la précision de la détection, elle présente comme principal inconvénient des coûts élevés en matière d'équipement et de maintenance.

À l'inverse, la redondance analytique repose sur l'élaboration d'algorithmes capables de détecter et localiser les défauts à partir des données déjà disponibles dans le système. Ces algorithmes peuvent être modélisés (reposant sur une représentation mathématique du système) ou non modélisés (données empiriques ou apprentissage automatique). Ils doivent toutefois intégrer les fluctuations normales du comportement du système, les bruits de mesure ainsi que les perturbations externes, afin d'éviter les fausses alertes ou les omissions. Une modélisation imprécise peut également compromettre la fiabilité du diagnostic.

L'identification des défauts dans les machines asynchrones repose principalement sur des techniques de diagnostic traditionnelles, parmi lesquelles :

L'analyse des courants statoriques **(MCSA - Motor Current Signature Analysis)** : cette méthode consiste à détecter des fréquences caractéristiques associées à certains défauts (barres de rotor cassées, déséquilibres magnétiques, déphasages, etc.) dans le spectre fréquentiel du courant d'alimentation des enroulements statoriques.

La surveillance vibratoire : utilisée pour repérer des anomalies mécaniques telles que les désalignements, déséquilibres, ou usures de roulements**.**

La thermographie infrarouge : permet de localiser les zones de surchauffe anormale, révélant souvent des pertes énergétiques ou des défauts d'isolation.

Bien que ces méthodes soient éprouvées et largement utilisées, elles présentent certaines limites : notamment, une faible sensibilité aux défauts naissants, ou encore une inefficacité face aux défauts ne produisant pas de variations spectrales significatives **[22].**

I.2.1.1 Analyse vibratoire :

À l'heure actuelle, différents moyens permettent de surveiller certains paramètres physiques tels que le bruit, la température, le courant, ou encore les vibrations dans de nombreuses installations industrielles. La littérature spécialisée souligne que la surveillance vibratoire est l'une des méthodes les plus performantes. En effet, elle permet de détecter**,** localiser **et** caractériser les défauts dès leur apparition, bien avant qu'ils ne deviennent critiques ou dangereux. Ces défauts peuvent être localisés ou distribués, et leur identification est facilitée par la signature vibratoire propre à chaque machine. Lorsque l'état de fonctionnement d'une machine évolue, sa signature vibratoire évolue également. Cette propriété peut être exploitée pour détecter tout défaut naissant.

La technique de contrôle vibratoire est la plus répandue dans le domaine industriel car elle est particulièrement bien adaptée à la surveillance des composants mécaniques et des machines en fonctionnement. Elle est capable d'identifier la majorité des défauts mécaniques susceptibles d'apparaître dans les machines asynchrones.

Le diagnostic d'une machine repose sur l'observation de ses forces et énergies internes. Ces grandeurs ne peuvent pas être mesurées directement, mais leurs effets indirects, comme les vibrations, sont mesurables. En analysant ces effets, on peut déduire la structure, l'origine **et** l'évolution des forces internes. Les signaux mesurés sont généralement des spectres fréquentiels, résultant de la superposition de vibrations à différentes fréquences. Certaines de ces fréquences sont liées au fonctionnement normal de la machine, tandis que d'autres sont renforcées ou induites par des défauts. L'interprétation de ces spectres permet ainsi d'évaluer l'état de santé de la machine et d'identifier d'éventuels défauts.

La mise en œuvre de l'analyse vibratoire se fait à l'aide d'accéléromètres montés sur les paliers de la machine, dans les directions verticale, axiale et radiale. Ces mesures vibratoires, tout comme l'analyse des courants, permettent de détecter la plupart des défauts mécaniques rencontrés couramment dans les équipements industriels **[23].**

Cependant, cette méthode présente certaines limites, notamment en termes :

- d'accessibilité physique aux zones de mesure,
- de complexité d'installation des accéléromètres à proximité immédiate des défauts potentiels,
- et de coût, les capteurs de vibration étant généralement plus onéreux que d'autres capteurs comme ceux de vitesse ou de courant.

Pour contourner ces limitations, des solutions alternatives sont envisagées, telles que l'usage de capteurs optiques ou inclinométriques, qui cherchent à extraire des signaux porteurs d'information à partir de données indirectes, tout en minimisant les contraintes de mesure **[24].**

I.2.1.1.1 Les buts de l'analyse vibratoire :

Elle est menée dans deux objectifs principaux :

- ✓ La détection des défauts
- ✓ L'analyse approfondie de ces défauts**.**

Pour ce faire, elle repose sur l'exploitation de paramètres calculés dans :

- ✓ le domaine temporel**.**
- ✓ le domaine fréquentiel**.**
- ✓ ou les deux à la fois **[25].**

I.2.1.1.2 Les avantages :

- ✓ Détection précoce des défauts**.**
- ✓ Possibilité d'un diagnostic approfondi **.**
- ✓ Surveillance continue en temps réel**.**

I.2.1.1.3 Les inconvénient:

- ✓ Les spectres ne sont pas toujours faciles à interpréter.
- ✓ En surveillance permanente, les installations peuvent s'avérer relativement coûteuses.

I.2.1.1.4 Définition d'une vibration :

On dit qu'un système mécanique est en vibration lorsque celui-ci effectue un mouvement de va-et-vient autour d'une position dite moyenne ou de position d'équilibre. Si l'on considère le mouvement d'une masse suspendue à un ressort, ce mouvement peut être décrit par :

***Un déplacement :** la position de la masse varie de part et d'autre du point d'équilibre.

***Une vitesse** : il s'agit de la variation du déplacement par rapport au temps.

***Une accélération** : elle représente la variation de la vitesse par rapport au temps.

L'indicateur de vibration d'une machine soumise à une force périodique peut être exprimé à travers le déplacement, la vitesse ou l'accélération. La vitesse traduit la variation du déplacement dans le temps, tandis que l'accélération reflète la variation de la vitesse sur une période donnée **[26].**

I.2.1.1.5 Nature d'une vibration :

Une machine ordinaire mise en régime génère des vibrations que l'on peut classer comme suit :

Les vibrations périodiques sinusoïdales simples (**Figure 17a**) ou sinusoïdales complexes (**Figure 17b**), caractéristiques du fonctionnement normal ou anormal de certains organes mécaniques (rotation d'arbres, engrenages, etc.) ou révélatrices de diverses anomalies telles que le déséquilibre, le désalignement, la déformation, l'instabilité de paliers fluides, ou encore le déversement de bagues sur roulement.

Les vibrations périodiques impulsionnelles (**Figure 17c**), ainsi nommées en raison de la nature des forces qui les génèrent : brèves, brutales et répétitives. Ces chocs peuvent être associés à des phénomènes normaux (presses automatiques, broyeurs à marteaux, compresseurs à pistons, etc.) ou à des défaillances telles que l'écaillage des roulements, un défaut d'engrènement ou un jeu excessif.

Les vibrations aléatoires d'origine impulsionnelle (**Figure 17d**) traduisent souvent un fonctionnement anormal. Elles peuvent résulter, par exemple, d'un défaut de lubrification d'un roulement ou de la cavitation dans une pompe **[27].**

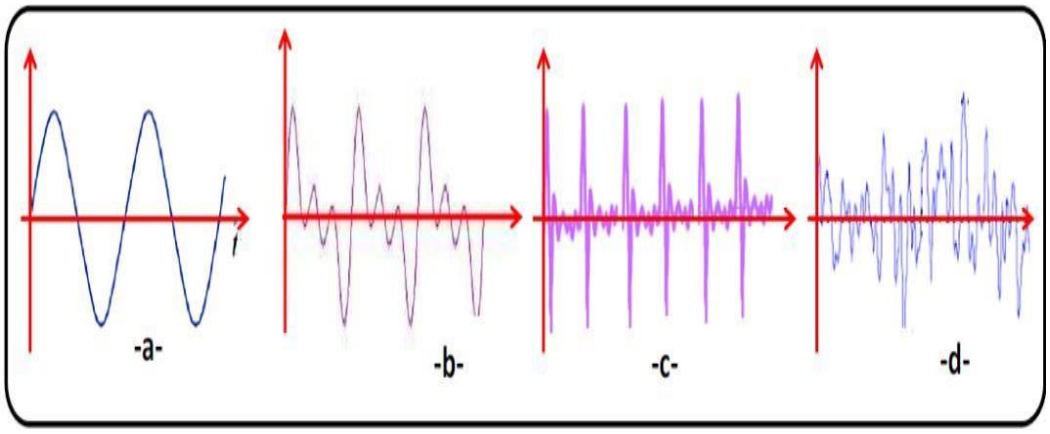


Figure 17 : Nature d'une vibration.

Lors de la surveillance des valeurs caractéristiques, l'amplitude du signal de vibration mesuré est comparée à une valeur limite. Cette surveillance peut être effectuée de manière continue et automatique. Elle est relativement simple à mettre en œuvre et ne requiert que peu de connaissances spécialisées. Une valeur caractéristique fréquemment utilisée est la valeur efficace de la vitesse de vibration sur une plage de fréquence comprise entre 10 et 1000 Hz. Cette méthode est notamment préconisée par la norme DIN ISO 10816-3**,** applicable aux systèmes d'entraînement.

Pour des équipements standards et peu complexes, la surveillance des valeurs caractéristiques est généralement suffisante pour établir un diagnostic. Cependant, dans le cas d'installations plus complexes, la fiabilité de cette méthode peut s'avérer insuffisante.

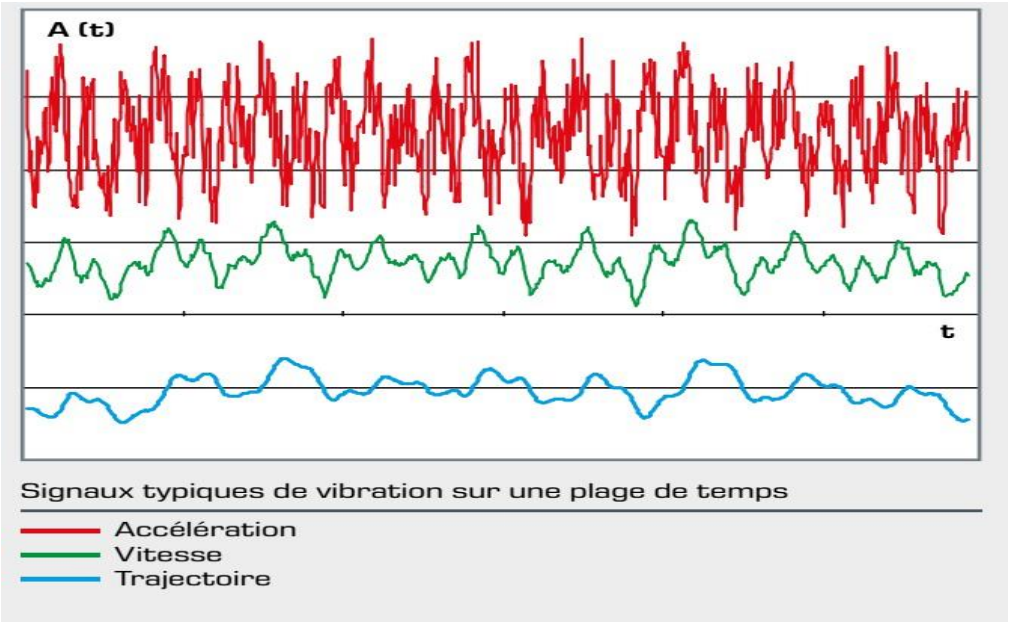


Figure 18 : signaux typiques de vibration sur une plage de temps

I.2.1.1.6 Vibrations des machines Asynchrone :

En pratique, une bonne conception permet d'obtenir des niveaux vibratoires faibles dans une machine asynchrone. Toutefois, avec le temps, la machine vieillit : les fondations se déplacent, les pièces se déforment ou s'usent, et de légères variations apparaissent dans ses propriétés dynamiques. Les arbres peuvent se désaligner, les rotors se déséquilibrer, les courroies se détendre, et les jeux mécaniques s'accentuer.

Tous ces phénomènes entraînent une augmentation de l'énergie vibratoire, excitent des résonances et imposent une charge dynamique importante sur les paliers.

Les vibrations recueillies lors des campagnes de mesures contiennent des informations précieuses sur l'état de fonctionnement de certains composants mécaniques de la machine. Grâce à l'analyse vibratoire, il est possible de détecter les composants défaillants et, dans certains cas, de localiser précisément les défauts. Lorsqu'un seuil critique (correspondant à un niveau limite de vibration) est atteint, il devient possible d'estimer le temps de vie résiduel du composant concerné, en se basant sur les lois d'endommagement connues dans les conditions de fonctionnement données **[28].**

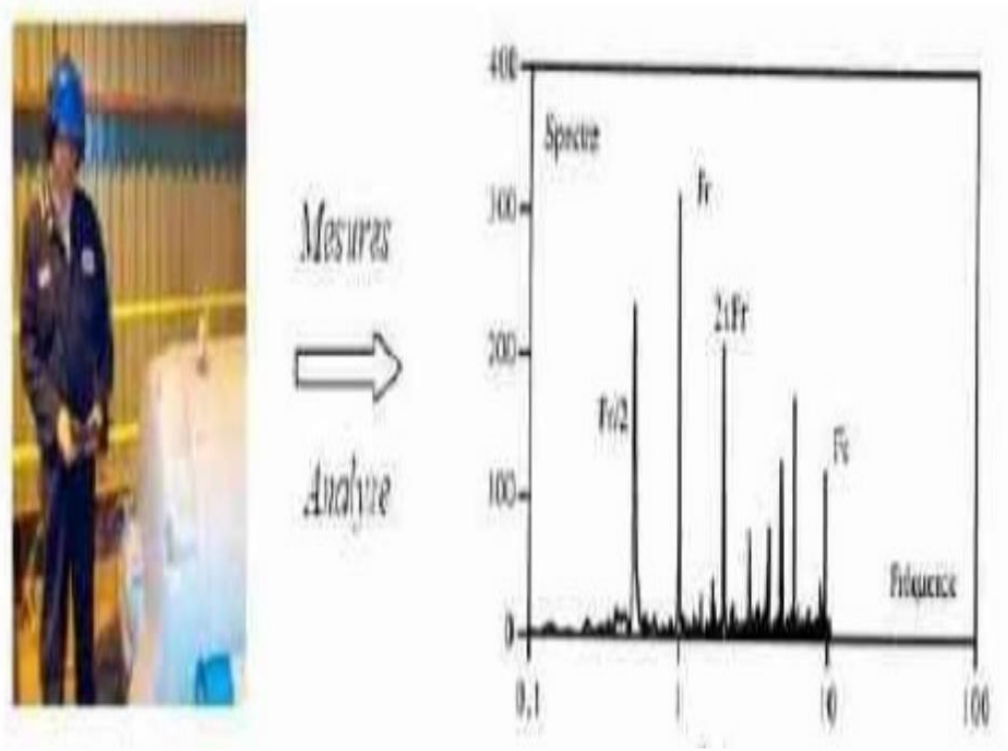


Figure 19 : Principe de l'analyse vibratoire

I.2.1.1.7 Les capteurs de vibration :

La première étape de l'analyse vibratoire consiste à convertir les vibrations mécaniques de la machine en un signal électrique. Cette opération est réalisée à l'aide de capteurs de vibrations. Parmi les capteurs les plus couramment utilisés, on retrouve le proximètre (mesure du déplacement), le vélocimètre (mesure de la vitesse) et l'accéléromètre (mesure de l'accélération).

- **Le prosimètre :**

L'appareil de mesure des vibrations, ou capteur de déplacement, appelé proximètre, est utilisé pour détecter les vibrations d'un arbre ou d'un rotor. Il est généralement installé de manière

permanente à l'intérieur du palier (voir **figure 20**). Ce capteur permet d'effectuer des mesures précises sur différentes plages de fréquences, bien qu'il soit principalement efficace dans la détection des basses fréquences (inférieures à 100 Hz).

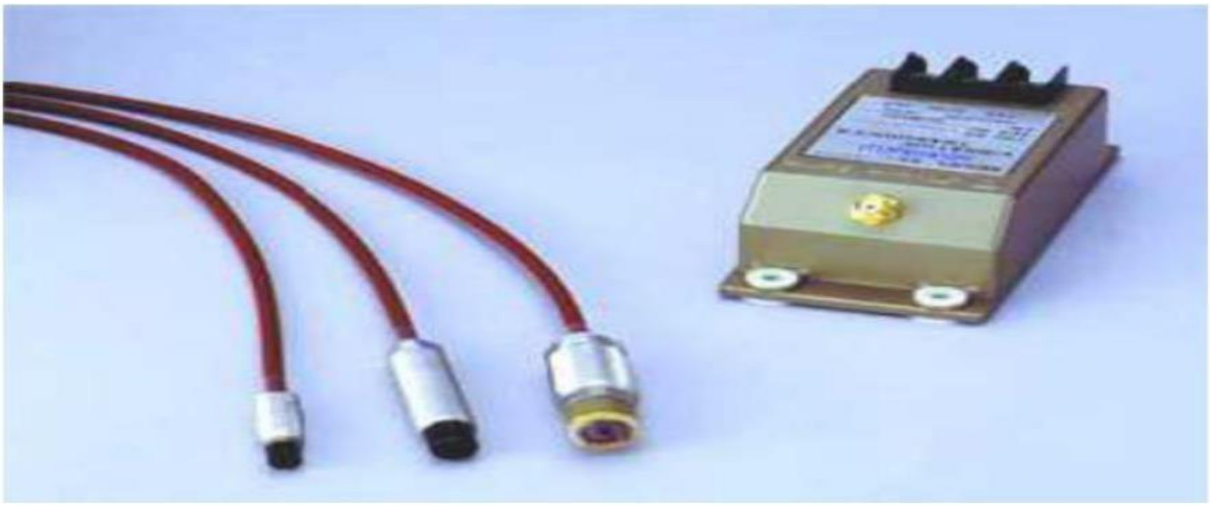


Figure 20 : Un prosimètre

Le capteur de déplacement est utilisé dans toutes les applications où la surveillance des jeux entre les arbres et les paliers s'avère essentielle.

❖ **Vélocimétrie :**

Les appareils de mesure de la vélocité, également appelés capteurs de vitesse, utilisent une sonde tactile, appelée sonde sismique, pour évaluer le mouvement absolu de l'élément sur lequel elle est installée. (**La figure 21**) présente un schéma conceptuel d'un capteur vélocimétrique.

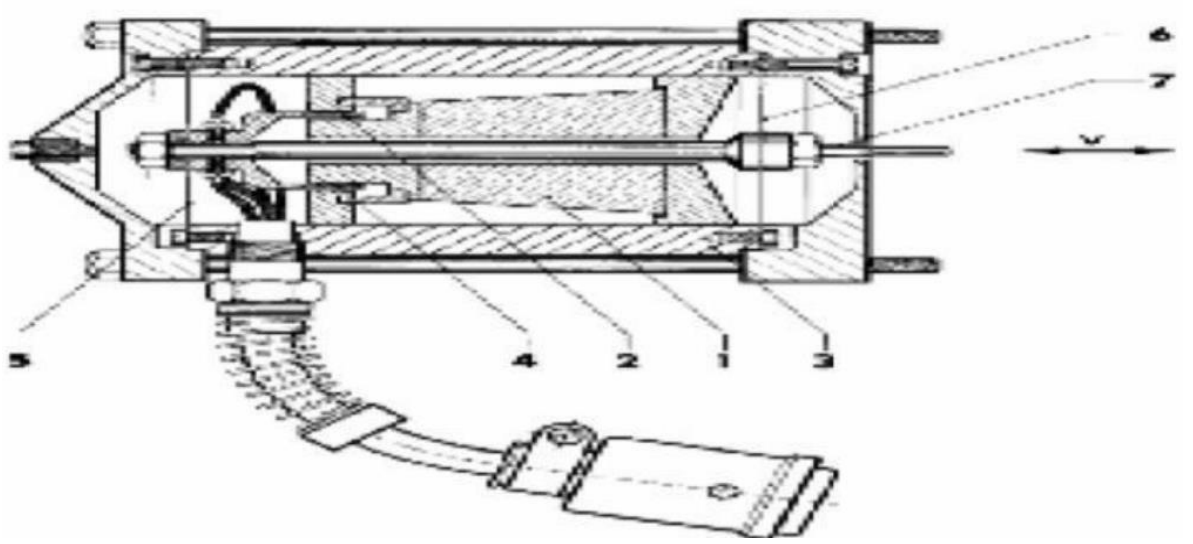


Figure 21 : Schéma de principe d'une vélocimétrie

Tel que :

1 : Aimant perma+nent

2 : Entrefer

3 : Boitier

4 : Bobine

5,6 : Membranes

7 : Tige

❖ **Les accéléromètres :**

Comme le montre la **figure 22**, l'accéléromètre piézoélectrique est constitué d'un disque en matériau piézoélectrique (ici, du quartz), sur lequel repose une masse sismique précontrainte, jouant un rôle équivalent à celui d'un ressort (**figure 22**).



Figure 22 : Accéléromètre piézoélectrique

Les accéléromètres piézoélectriques tendent à devenir les capteurs de vibrations absolues les plus couramment utilisés pour la surveillance, en raison de leurs nombreux avantages :

- Utilisables sur de très larges bandes de fréquences.
- Excellente linéarité sur une large plage dynamique (typiquement jusqu'à 140 dB).
- Le signal d'accélération peut être intégré électroniquement pour obtenir en sortie la vitesse ou le déplacement.
- Absence d'éléments mobiles, ce qui leur confère une robustesse exceptionnelle. **[29]**

I.2.1.2 Diagnostic par la méthode MCSA :

Pour mener à bien notre recherche, nous avons adopté une méthode similaire au diagnostic par analyse des courants, en nous concentrant sur l'étude du courant statorique. Cette approche est privilégiée en raison de sa simplicité de mise en œuvre et de sa capacité à détecter aussi bien les anomalies électromagnétiques que mécaniques. Ainsi, l'analyse du courant statorique s'impose comme un outil fondamental dans le cadre du diagnostic basé sur l'analyse des signaux. Cette méthode est communément désignée par l'acronyme MCSA (Motor Current Signature Analysis).

De nombreux travaux de recherche ont été consacrés à cette technique, qui consiste à associer à chaque type de défaut une signature fréquentielle spécifique. Il a été démontré que l'ampleur d'un défaut peut être estimée à partir de l'intensité des composantes fréquentielles qu'il génère, notamment celles qui se superposent aux harmoniques déjà présentes dans un moteur en bon état (harmoniques de l'espace).

Par ailleurs, bien que l'analyse du courant statorique soit une méthode commune, elle est appliquée à la détection de diverses défaillances. Elle permet par exemple d'identifier les cassures de barres du rotor, mais aussi des défauts de type mauvais contact, ce qui en fait un outil polyvalent et efficace pour le diagnostic des machines asynchrones.

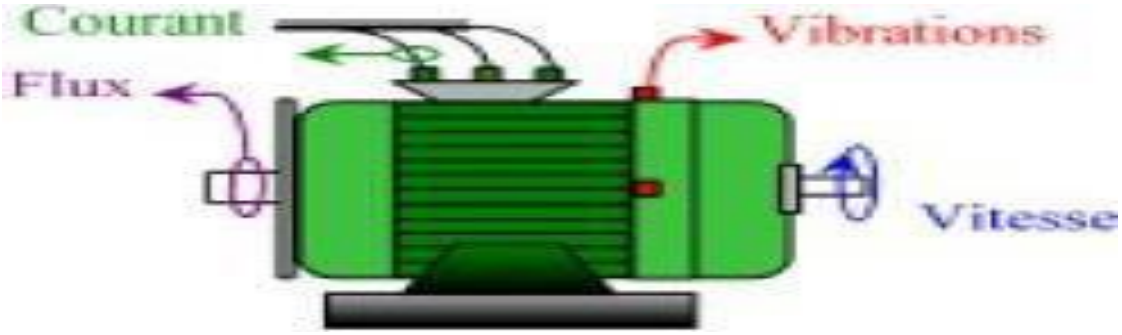


Figure 23 : Les déférents points de mesure

L'examen d'un signal constitue une source précieuse d'informations. En effet, l'analyse d'un signal met en évidence des oscillations pouvant être harmoniques, stochastiques ou une combinaison des deux. Les variations observées dans ces signaux peuvent être directement associées à la présence d'anomalies.

Pour caractériser un signal lié à un défaut, on a généralement recours à l'extraction de l'amplitude ou à l'analyse des densités d'amplitude. Toutefois, d'autres méthodes plus avancées peuvent également être utilisées, telles que le calcul des fonctions d'auto-

corrélation, l'application de la transformation de Fourier ou encore l'estimation de la densité spectrale de puissance **[30].**

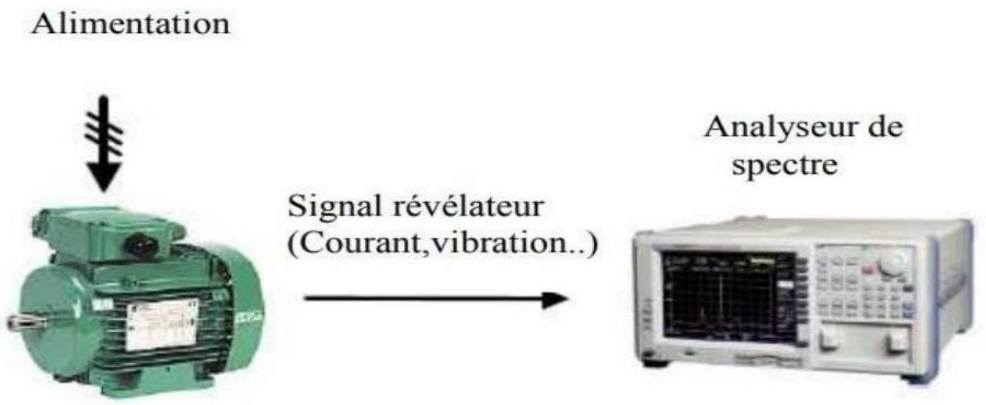


Figure24: Principe de la surveillance par analyse spectrale

I.2.1.3 Le diagnostic par analyse de la température (La Thermographie) :

Née dans les années 1960, la thermographie infrarouge a connu une véritable révolution dans les années 2000 grâce au développement de la technologie matricielle, ainsi qu'à l'amélioration des performances des détecteurs non refroidis. Ces avancées ont permis de démocratiser l'utilisation des caméras infrarouges à faible coût et d'élargir considérablement leur champ d'application. Toutefois, bien que l'usage de ces dispositifs en tant qu'imageurs infrarouges soit aujourd'hui relativement accessible, l'obtention de données quantitatives fiables requiert certaines compétences spécifiques, notamment en matière de rayonnement thermique (**figure 25**) **[31].**

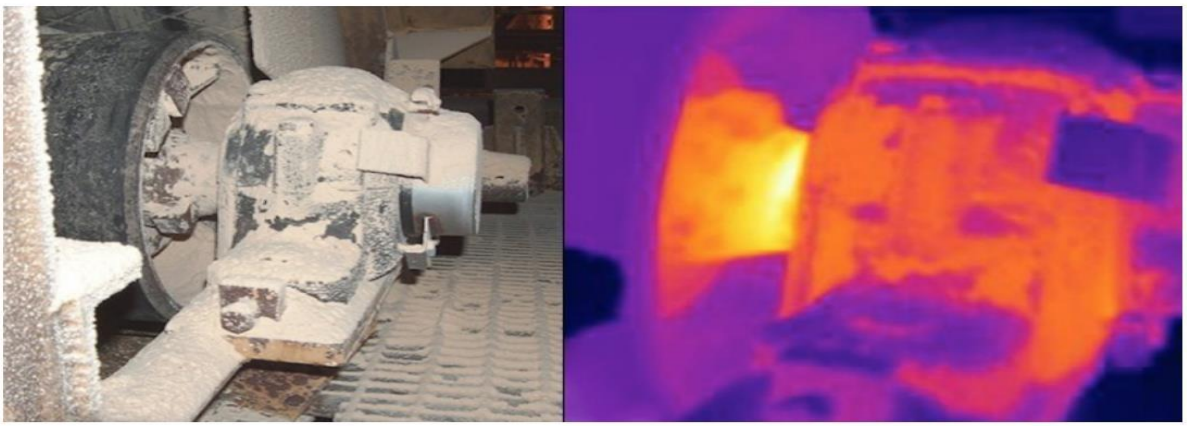


Figure 25: Un défaut de graissage dans une bague de roulement

Un capteur peut également être installé directement sur le bobinage, intégré dans l'isolant, ou positionné au niveau de la plaque de connexion afin de fournir une indication précise du réchauffement de la machine, indicateur clé de potentielles anomalies (**figure 26**). Par ailleurs, l'utilisation de techniques d'imagerie thermique par infrarouge pour le diagnostic de divers défauts a été récemment adoptée et s'avère particulièrement efficace (**figure 27**) **[32].**

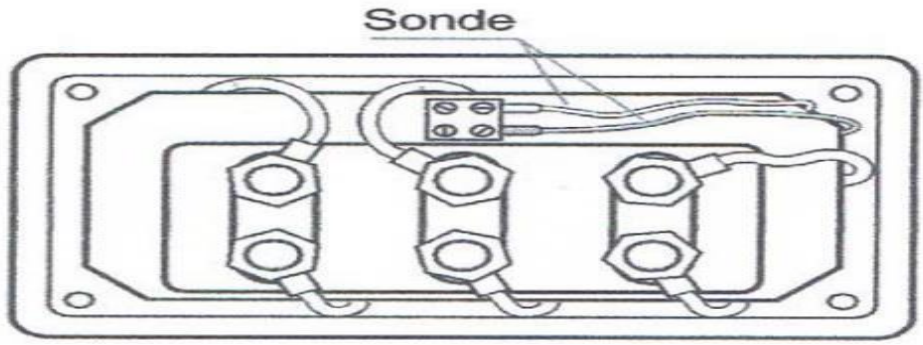
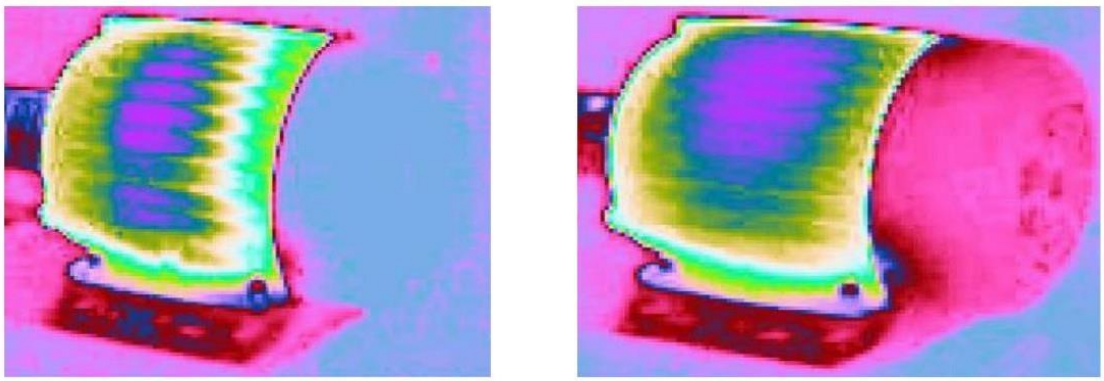


Figure 26 :Capteur de température dans une plaque à bornes



(a) moteur sain

(b) moteur en défaut avec 40% court-circuit de la bobine d'une phase

Figure 27 : Image colorée infrarouge thermique

I.2.1.4 Limitation des approches traditionnelles :

Les approches classiques de diagnostic des machines asynchrones reposent principalement sur des techniques de surveillance ponctuelle, telles que la thermographie, l'analyse vibratoire ou encore l'inspection visuelle. Bien qu'efficaces dans de nombreux cas, ces méthodes présentent aujourd'hui plusieurs limites notables.

D'une part, elles peinent à détecter les défaillances naissantes, dont les signes de dégradation sont encore faibles et difficiles à percevoir. D'autre part, leur interprétation dépend souvent de

l'intervention humaine, ce qui introduit un risque non négligeable d'erreurs de diagnostic liées à la subjectivité de l'expert. De plus, ces techniques sont sensibles aux perturbations de l'environnement industriel (bruits, vibrations ambiantes, interférences électromagnétiques), ce qui compromet la fiabilité des mesures obtenues. Enfin, leur mise en œuvre reste contraignante, en particulier pour des machines difficilement accessibles ou installées dans des environnements sévères, même si leur coût initial est relativement faible.

Dans ce contexte, l'évolution vers des techniques de diagnostic avancées devient indispensable. Ces dernières s'intègrent notamment dans les démarches de maintenance prédictive, basées sur l'intelligence artificielle et l'utilisation de capteurs intelligents. Voici quelques-unes des principales limites des approches traditionnelles **[33]** :

- ✓ **Sensibilité très limitée aux défauts naissants** : Les méthodes classiques (analyse vibratoire, thermographie, analyse de courant) ne permettent pas de détecter les dégradations naissantes dans le cœur de la machine. Une microfissure dans une barre de rotor ou une légère dégradation de l'isolation, par exemple, n'entraînera pas immédiatement une augmentation mesurable des vibrations ou de la température. Ainsi, ces techniques manquent d'efficacité pour repérer les défauts à un stade précoce, moment où une intervention serait pourtant simple et peu coûteuse.
- ✓ **Surveillance ponctuelle plutôt que continue** : Ces méthodes reposent généralement sur des inspections programmées dans le cadre d'une maintenance préventive, réalisées tous les 3 ou 6 mois. Entre deux contrôles, une défaillance peut apparaître et s'aggraver sans être détectée. Ce mode de fonctionnement réactif est mal adapté aux exigences actuelles de surveillance en temps réel.
- ✓ **Difficulté à diagnostiquer des défauts combinés** : Une machine peut présenter plusieurs défaillances simultanément (ex. : défaut électrique au stator induisant des vibrations mécaniques anormales). Les approches traditionnelles, qui traitent les signaux indépendamment (vibration, courant, température), peinent à établir un diagnostic global fiable, notamment dans le cas de défaillances multiples et croisées.
- ✓ **Dépendance à l'expertise humaine** : L'interprétation des données (spectre vibratoire, thermogramme, signature de courant) dépend fortement de l'expérience et du jugement de l'opérateur. Cette subjectivité peut entraîner des erreurs d'analyse, en particulier face à des signaux ambigus ou perturbés.
- ✓ **Sensibilité au bruit industriel** : Les environnements industriels sont souvent bruyants, avec de nombreuses sources de perturbation. Les capteurs classiques

(vibratoires, acoustiques) sont sensibles à ces bruits de fond, ce qui complique la distinction entre les signaux utiles et les interférences extérieures, réduisant ainsi la fiabilité des diagnostics.

- ✓ **Coûts et contraintes d'installation** : Certains capteurs (accéléromètres haute fréquence, caméras thermiques de précision) sont coûteux. Leur installation peut aussi s'avérer complexe, notamment dans des environnements exigus ou sur des machines difficiles d'accès, limitant ainsi leur déploiement, notamment dans des installations anciennes non modernisées.

I.2.2 Techniques modernes :

I.2.2.1 Apprentissage automatique :

I.2.2.1.1 Introduction :

L'apprentissage automatique, ou machine learning, est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui se concentre sur le développement de systèmes capables d'apprendre à partir de données, afin d'améliorer leurs performances sans être explicitement programmés pour chaque tâche. L'intelligence artificielle, quant à elle, désigne de manière générale l'ensemble des systèmes ou machines capables de simuler une forme d'intelligence humaine.

Pour qu'une machine puisse apprendre, elle a besoin de données : celles-ci constituent des exemples représentatifs d'un phénomène donné, compilés dans ce que l'on appelle un jeu de données. C'est à partir de ces données que l'algorithme pourra reconnaître des motifs, établir des corrélations, et produire un modèle prédictif.

Les techniques d'apprentissage automatique s'inspirent fortement du processus d'apprentissage humain. Le choix de la méthode d'apprentissage dépend essentiellement du type de problème à résoudre (classification, régression, détection d'anomalies, etc.). Un algorithme d'apprentissage désigne alors le processus par lequel les données sont traitées pour générer un modèle capable de prendre des décisions ou de faire des prédictions sur de nouvelles données.

En fonction des objectifs visés, plusieurs catégories d'algorithmes sont disponibles : apprentissage supervisé, non supervisé, semi-supervisé ou par renforcement, chacun étant adapté à un type de tâche spécifique. Ces algorithmes sont largement utilisés dans de nombreux domaines, notamment pour la classification, la reconnaissance de motifs, la prédiction ou encore la détection de défauts.

Dans ce chapitre, nous présenterons les principes fondamentaux de l'apprentissage automatique, ainsi qu'un aperçu de quelques-uns des algorithmes les plus couramment utilisés dans ce domaine.

I.2.2.1.2 Historique :

L'apprentissage automatique est une discipline relativement récente, tout comme l'informatique et l'intelligence artificielle. Elle se situe au carrefour de plusieurs domaines scientifiques tels que la philosophie, la psychologie, la biologie, la logique et les mathématiques.

Les premières recherches dans ce domaine remontent aux travaux statistiques des années 1920. Après la Seconde Guerre mondiale, les avancées technologiques ont permis les premières expérimentations concrètes. Dans les années 1960, le développement des perceptrons et des approches connexionnistes pour la reconnaissance des formes a marqué une étape importante.

Cependant, la mise en évidence des limites des perceptrons simples (notamment par Marvin Minsky et Seymour Papert en 1969) a conduit à un ralentissement significatif des recherches dans ce domaine pendant une décennie.

Les années 1970 ont été dominées par les systèmes experts, qui mettaient l'accent sur l'encodage explicite des connaissances humaines. Ces systèmes ont rapidement montré leurs limites en termes de flexibilité, de mise à l'échelle et d'adaptabilité.

Ce n'est qu'au cours des années 1980 que l'intérêt pour les approches connexionnistes a ressurgi, notamment avec la redécouverte et l'amélioration de l'algorithme de rétropropagation (backpropagation), ouvrant la voie à une nouvelle ère dans l'apprentissage automatique **[29]**

I.2.2.1.3 Intelligence artificielle :

L'intelligence artificielle (IA) est une branche de l'informatique consacrée à la conception de systèmes et d'équipements capables d'exécuter des tâches qui, en temps normal, nécessitent l'intelligence humaine. Son objectif principal est de développer des algorithmes et des programmes capables d'analyser, de comprendre, d'apprendre et de prendre des décisions de manière autonome.

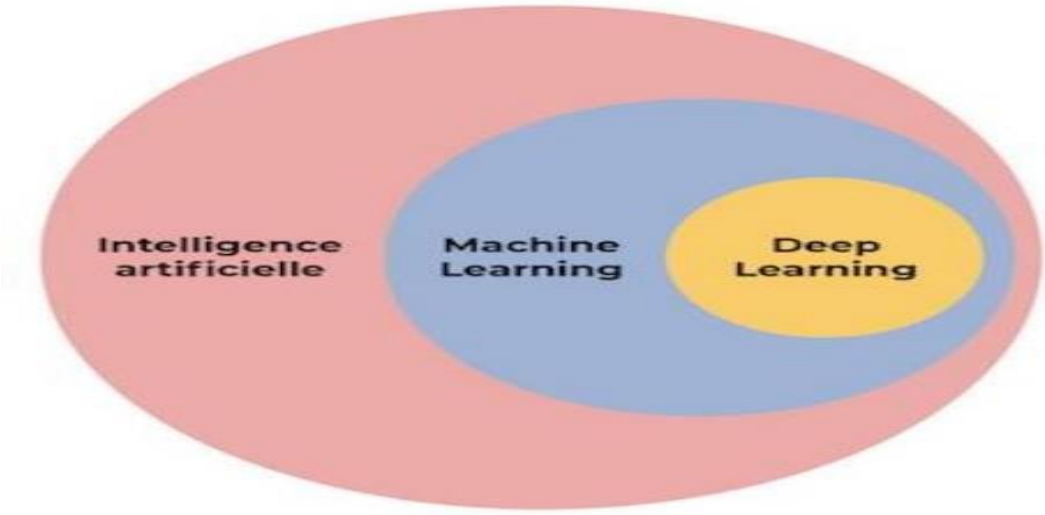


Figure 28: L'intelligence artificielle

I.2.2.1.4 Les différents sous-domaines du l'apprentissage automatique :

La capacité d'apprentissage et d'adaptation à partir de l'expérience passée constitue une caractéristique essentielle des êtres vivants supérieurs. Chez l'être humain, il est fondamental d'acquérir très tôt des compétences telles que la reconnaissance des sons, des visages familiers, la compréhension du langage, ainsi que la capacité à marcher et à parler. L'apprentissage automatique vise à reproduire cette faculté chez des systèmes artificiels. Il s'agit alors de concevoir des algorithmes efficaces, capables d'extraire des connaissances à partir d'un grand nombre d'exemples (les données représentant l'« expérience passée »), afin de les utiliser pour traiter de nouveaux cas à venir grâce à l'« expérience acquise **».[36]**

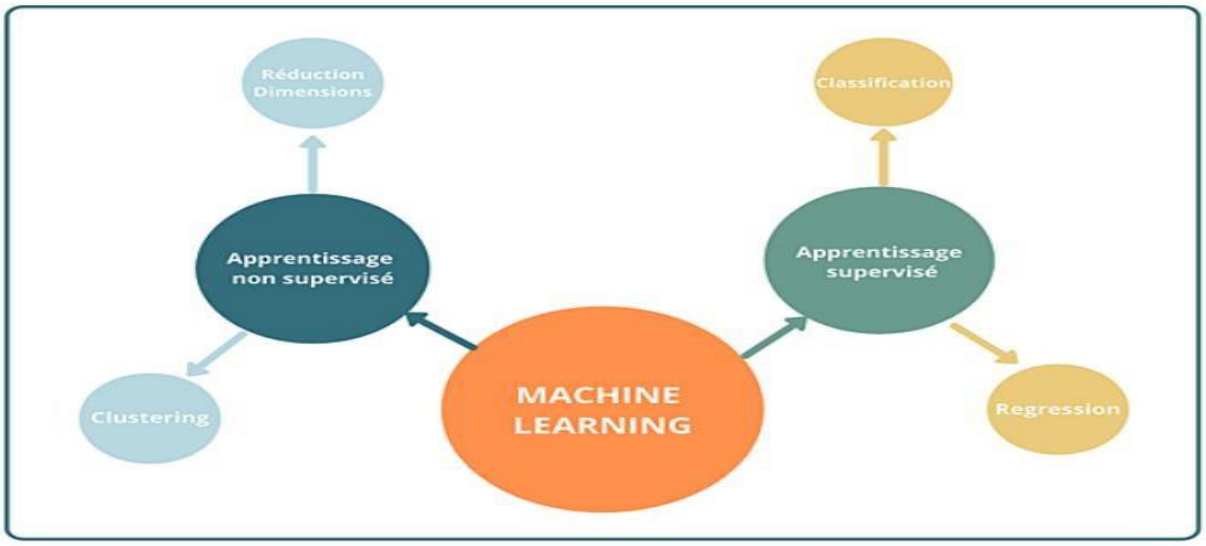


Figure 29: Les différents sous-domaines du l'apprentissage automatique

I.2.2.1.5 Définition :

Le machine learning, ou apprentissage automatique en français, est une branche de l'intelligence artificielle (IA) qui vise à concevoir des méthodes permettant aux machines d'acquérir des connaissances à partir de données et d'améliorer leur performance sans programmation explicite. Les algorithmes sont conçus pour analyser les données, identifier des motifs et des relations, puis formuler des prédictions ou proposer des solutions sur la base de ces informations. Ils s'entraînent à partir d'exemples et s'adaptent à de nouvelles données au fil du temps, afin d'optimiser leur efficacité **[34].**

- **Modélisation [35]** :

La modélisation en apprentissage automatique consiste à élaborer un modèle mathématique capable de représenter les relations entre les données d'entrée et les données de sortie du problème étudié. Ce modèle est construit à l'aide d'algorithmes et de paramètres ajustés pour accomplir des tâches telles que la prédiction ou la classification.

La modélisation se déroule généralement en plusieurs étapes :

- **Collecte des données** : Les données sont soigneusement recueillies et préparées pour l'entraînement du modèle. Cette étape peut inclure le nettoyage des données, le traitement des valeurs manquantes, et la normalisation.
- **Choix du modèle** : Selon la nature du problème et des données disponibles, différents types de modèles peuvent être employés, notamment les modèles linéaires, les arbres de décision, les réseaux de neurones, ou encore les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines – SVM).

I.2.2.1.6 Types d'apprentissage automatique :

a) L'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé (supervised learning en anglais) est une branche de l'apprentissage automatique qui consiste à apprendre une fonction de prédiction à partir d'un ensemble de données annotées, c'est-à-dire dont les sorties attendues (ou étiquettes) sont connues. Contrairement à l'apprentissage non supervisé, cette approche nécessite que chaque exemple d'entraînement soit associé à une réponse correcte.

On distingue deux grandes catégories de problèmes en apprentissage supervisé :

- **Les problèmes de régression** : il s'agit de prédire une variable quantitative (valeur continue), comme une température, un prix, ou une vitesse.

- **Les problèmes de classification** : il s'agit de prédire une variable qualitative (valeur discrète), comme une catégorie, une étiquette ou un type d'objet (par exemple : défectueux / non défectueux)(Voir **figure 30**).

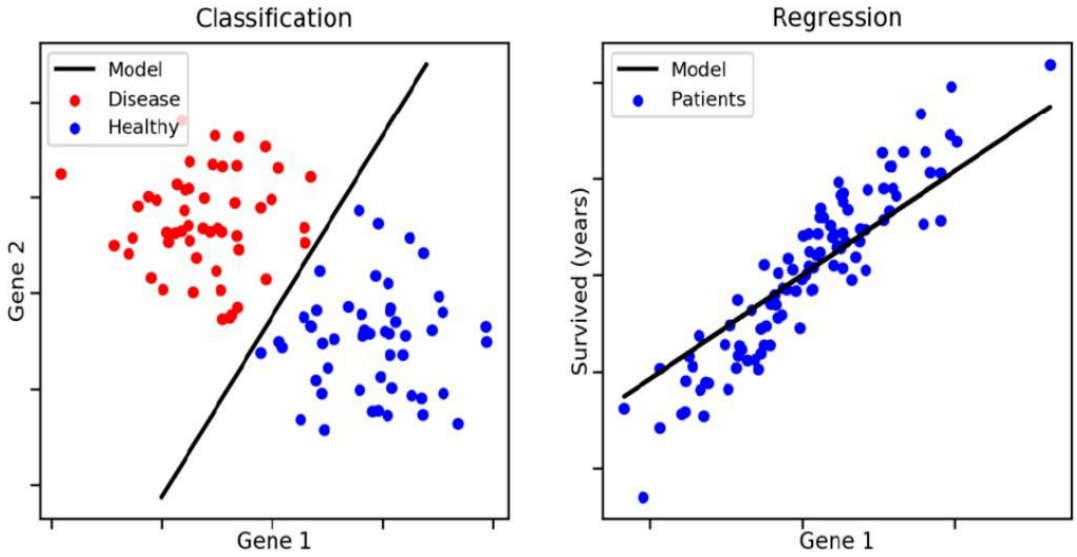


Figure 30 : La Classification et de la Régression

b)-L'apprentissage non supervisé :

Dans le domaine de l'informatique et de l'intelligence artificielle, l'apprentissage non supervisé désigne un type d'apprentissage automatique dans lequel les données utilisées ne sont pas étiquetées (c'est-à-dire sans indication explicite comme « balle » ou « poisson »). L'objectif principal est donc de découvrir des structures cachées ou des modèles sous-jacents dans ces données brutes.

Étant donné l'absence de sorties attendues, l'algorithme ne peut pas évaluer directement sa performance à l'aide d'un score d'erreur classique, comme dans le cas de l'apprentissage supervisé. Cependant, il peut organiser automatiquement les données selon leurs similitudes ou relations internes.

Les méthodes d'apprentissage non supervisé sont souvent dites auto-organisées, car elles identifient des motifs ou des regroupements sans intervention humaine. Ces structures peuvent être représentées sous forme de densités de probabilité, de groupes **(**clusters**)**, ou encore, dans le cas des réseaux de neurones, sous forme de préférences caractéristiques encodées dans les poids et activations du modèle.

c)-apprentissage par renforcement:

En intelligence artificielle, plus précisément en apprentissage automatique, l'apprentissage par renforcement consiste pour un agent autonome (par exemple : robot, agent conversationnel, personnage dans un jeu vidéo, etc.) à apprendre, par l'expérience, les actions à entreprendre afin d'optimiser une récompense cumulée au fil du temps.

L'agent est immergé dans un environnement et prend des décisions en fonction de son état courant. En réponse à ses actions, l'environnement lui renvoie une récompense, qui peut être positive (renforcement) ou négative (punition). Grâce à un processus d'essais et d'erreurs, l'agent apprend progressivement une stratégie optimale (appelée aussi politique), c'est-à-dire une fonction qui associe à chaque état la meilleure action à exécuter pour maximiser les récompenses futures.

L'apprentissage par renforcement constitue l'une des trois grandes catégories de l'apprentissage automatique, aux côtés de l'apprentissage supervisé et de l'apprentissage non supervisé. Il est particulièrement utilisé dans des contextes où l'environnement est dynamique et les conséquences des actions sont différées dans le temps (par exemple, dans les jeux, la robotique ou la conduite autonome).

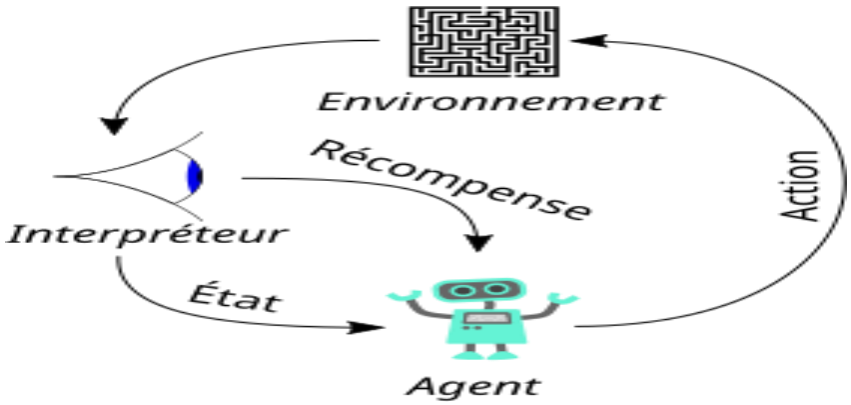


Figure71 :Apprentissage par renforcement

d)-l'apprentissage profond :

L'apprentissage profond**,** ou deep learning en anglais, est un sous-domaine de l'intelligence artificielle qui repose sur l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels comportant un grand nombre de couches (d'où le terme "en profondeur") pour résoudre des problèmes complexes.

Cette approche a permis des avancées majeures et rapides dans plusieurs domaines, notamment :

- la reconnaissance faciale.
- la reconnaissance vocale.
- la vision par ordinateur.
- le traitement automatique du langage naturel.
- ainsi que l'analyse de signaux sonores ou visuels**.**

Les progrès de l'apprentissage profond ont été rendus possibles grâce à :

- des investissements massifs (publics et privés),
- une augmentation des capacités de calcul (GPU, cloud computing),
- la disponibilité de grandes quantités de données (big data).

Les entreprises technologiques majeures, en particulier les GAFAM (Google, Apple, Facebook, Amazon, Microsoft), ont fortement contribué à son développement depuis les années 2000. (voir **figure 31**)

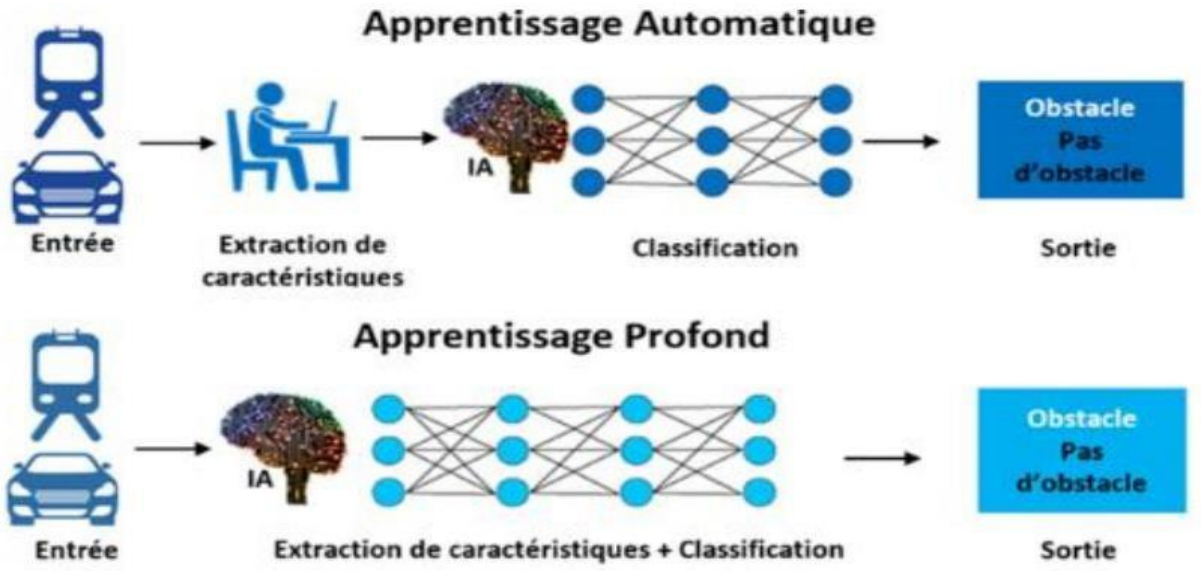


Figure 31:L'apprentissage automatique vs L'apprentissage profond.

L'intelligence artificielle (IA) connaît un essor remarquable grâce à l'apprentissage profond (deep learning). En effet, ce dernier a rendu possibles de nombreuses applications concrètes dans le domaine de l'apprentissage automatique, et plus largement dans celui de l'IA.

L'apprentissage en profondeur permet de décomposer des tâches complexes en sous-tâches plus simples, facilitant ainsi l'automatisation de multiples fonctions. Grâce à cette approche, nous assistons déjà à l'émergence de nombreuses innovations, telles que :

- les véhicules autonomes,
- les systèmes de santé prédictive plus performants,
- ou encore les algorithmes de recommandation de contenu (films, musique, etc.).

L'intelligence artificielle est désormais une réalité tangible et constitue également une promesse pour l'avenir. Avec le soutien du deep learning, l'IA se rapproche de plus en plus des scénarios longtemps réservés à la science-fiction.

Par ailleurs, les réseaux de neurones artificiels, éléments centraux de l'apprentissage profond, s'inspirent de la structure biologique du cerveau humain, notamment des interconnexions entre les neurones. Toutefois, à la différence des cerveaux biologiques, où les connexions peuvent être établies librement entre neurones, les réseaux de neurones artificiels suivent des architectures dirigées, où les informations circulent selon des directions bien définies.

e)-régression logistique :

La régression logistique est une méthode statistique qui permet de modéliser la relation entre une variable à expliquer (ou variable cible, également appelée variable dépendante) Y et un ensemble de variables explicatives x_1, x_2, ..., x_n, appelées variables prédictives (voir **figure 32)**.

Un modèle de régression logistique permet d'estimer la **probabilité** qu'un événement se produise (valeur 1) ou ne se produise pas (valeur 0), en optimisant les coefficients associés aux variables prédictives. Le résultat de cette estimation est une valeur comprise entre 0 et 1. Ainsi :

- Si la probabilité prédite est supérieure à 0,5, l'événement est considéré comme probable.
- Si elle est inférieure à 0,5, l'événement est considéré comme improbable.

La fonction qui répond le mieux à ces critères est la fonction sigmoïde, définie sur $\mathbb{R}$ et à valeurs dans l'intervalle [0,1]. Elle permet de transformer une régression linéaire en fonction de probabilité. Cette fonction est définie comme suit :

$$\frac{1}{1+e^{-x}}$$

Graphiquement, la sigmoïde est représentée par une courbe en forme de **S**, asymptotique à 0 lorsque $x \to -\infty$ et à 1 lorsque $x \to +\infty$, avec un passage par $y = 0{,}5$ lorsque $x = 0$ [37].

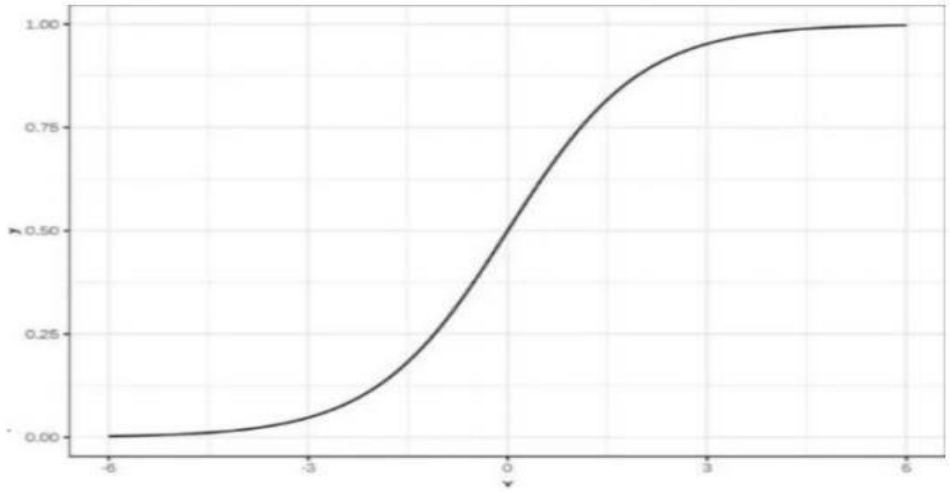


Figure 32: algorithme régression logistique

I.2.2.2 la méthode de SVM :

L'évolution rapide de la technologie et l'essor des données massives ont conduit à une demande croissante pour des outils d'analyse robustes et précis. Parmi ces outils, la Machine à Vecteurs de Support (ou Support Vector Machine, SVM) s'est imposée comme l'une des méthodes les plus puissantes et populaires dans le domaine de l'apprentissage automatique (machine learning).

Un SVM est un algorithme d'apprentissage supervisé utilisé pour la classification, la régression et la détection d'anomalies. Développée dans les années 1990 par Vladimir Vapnik, cette méthode repose sur le principe de séparation des données en classes à l'aide d'une frontière aussi « simple » que possible. Le SVM cherche à maximiser la distance**,** appelée marge, entre les groupes de données et la frontière de séparation. C'est pourquoi on qualifie cette méthode de séparateur à vaste marge.

Les vecteurs de support sont les données situées au plus près de cette frontière ; ce sont elles qui définissent la position de l'hyperplan optimal. En d'autres termes, l'algorithme cherche à déterminer **l'**hyperplan qui maximise cette marge tout en séparant correctement les différentes classes.

Ce concept de séparation maximale avec une large marge permet aux SVM de bien généraliser sur de nouvelles données, tout en offrant une résistance remarquable au sur apprentissage (overfitting).

I.2.2.2.1 L'algorithme SVM linéaire :

Également connu sous le nom de SVM avec une fonction de noyau linéaire, ce modèle d'apprentissage automatique est utilisé pour la classification binaire. Il est particulièrement adapté lorsque les données peuvent être séparées par une frontière linéaire dans l'espace des caractéristiques (voir **figure 33**) **[32]**

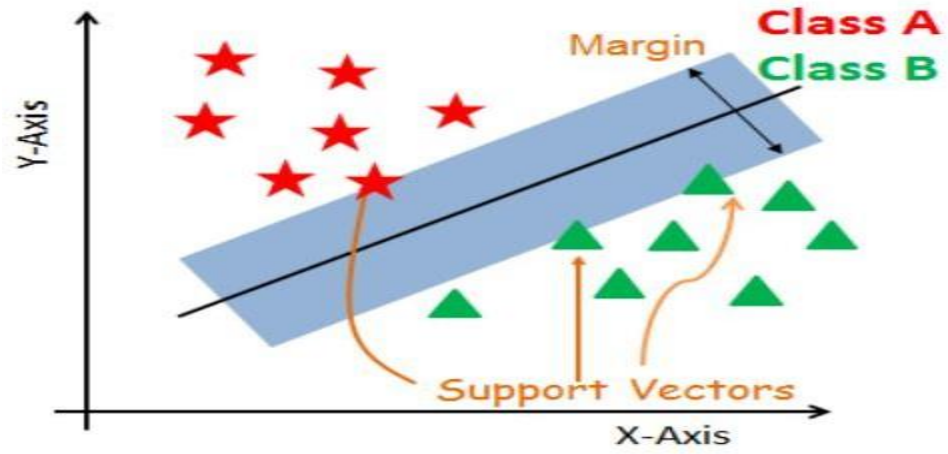


Figure 33: algorithme SVM

I.2.2.3 la forêt aléatoire :

La méthode des forêts aléatoires (Random Forest) a été développée par Breiman et Cutler en 2001. Il s'agit d'une technique efficace pour la classification et la régression globale, reposant sur la construction d'un grand nombre d'arbres de décision lors de la phase d'apprentissage. La prédiction ou la classification est ensuite réalisée par un vote majoritaire parmi les différentes décisions issues de ces arbres.

Les forêts aléatoires exploitent l'instabilité des arbres individuels en les combinant pour améliorer la robustesse et la précision du modèle. La construction d'une forêt aléatoire consiste à générer chaque arbre à partir d'un échantillon aléatoire bootstrap des données (également appelé échantillon hors sac ou out-of-bag). Lors de la construction de chaque arbre, un sous-ensemble aléatoire de variables explicatives (de taille q tel que $q \leq P$, où P est le nombre total de variables) est sélectionné pour déterminer les meilleurs critères de séparation.

Cette stratégie vise à diversifier les arbres pour qu'ils soient moins corrélés entre eux, ce qui améliore les performances globales du modèle une fois les arbres regroupés en une forêt.

L'un des grands avantages de cette méthode est sa capacité à gérer des données de haute dimension, sa simplicité de mise en œuvre et sa robustesse face à la multi colinéarité des variables**[32]**

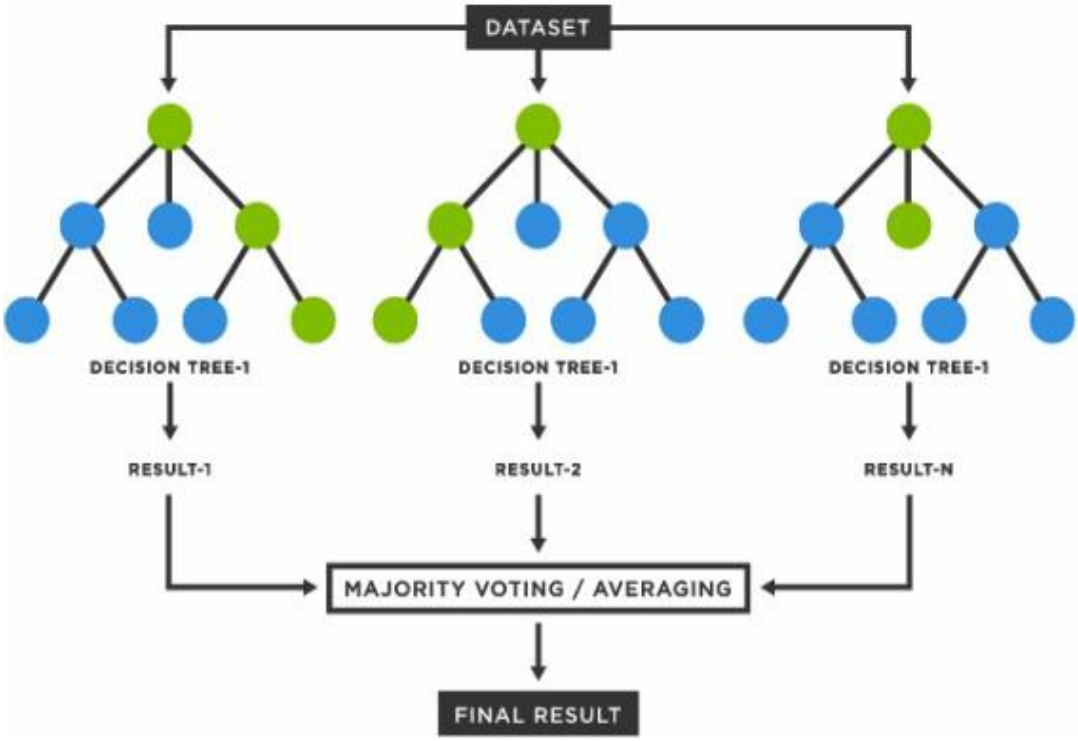


Figure 34 : algorithme forêts aléatoires

I.2.2.4 K nearest neighbors (KNN) :

L'algorithme des K plus proches voisins, également connu sous le nom de K-Nearest Neighbors (kNN)**,** est un algorithme d'apprentissage automatique appartenant à la catégorie des méthodes supervisées simples et accessibles. Il peut être utilisé aussi bien pour des tâches de classification que de régression.

Son principe repose sur la similarité entre les données : il classe un nouveau point en fonction des K points les plus proches dans le jeu de données d'entraînement. Plus précisément, l'algorithme ne nécessite pas de phase d'apprentissage proprement dite (**voir figure 35**). Il suffit de conserver l'ensemble des données d'entraînement, qui serviront à effectuer les prédictions lors de l'étape de classification ou de régression **[32].**

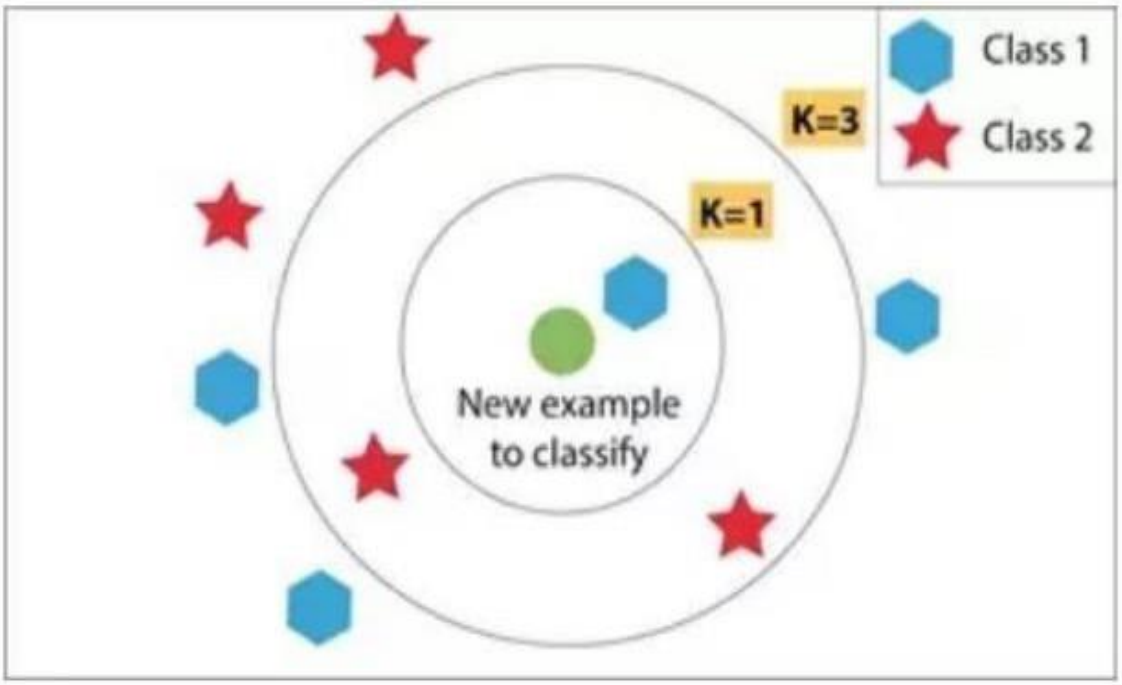


Figure 35: algorithme K nearest neighbors (KNN)

Le k-Nearest Neighbors (kNN) est un algorithme d'apprentissage supervisé qui peut être efficacement utilisé pour le diagnostic des défauts. Le fonctionnement de cet algorithme dans le cadre de la prédiction de défauts est illustré dans la (**figure 36)**.

Dans un premier temps, il est nécessaire de disposer d'une base de données contenant l'historique des données de fonctionnement normal du système, incluant tous les paramètres à surveiller. Ces données constituent l'ensemble d'apprentissage utilisé par l'algorithme.

Ensuite, on choisit le nombre de voisins (k) à considérer ainsi que la métrique de distance appropriée (par exemple, la distance euclidienne). Une fois les données de test disponibles, l'algorithme procède à une étape de détection de défauts. Cette étape consiste à calculer un indice de détection, noté **D**, basé sur les distances entre les données test et leurs k plus proches voisins dans l'ensemble d'apprentissage.

Si l'indice D dépasse un seuil prédéfini, cela indique la présence potentielle d'un défaut. À ce stade, une étape de localisation des défauts est déclenchée. Celle-ci repose sur le calcul des contributions individuelles des différentes classes de défauts à l'indice de détection D, permettant ainsi d'identifier la source probable du défaut.

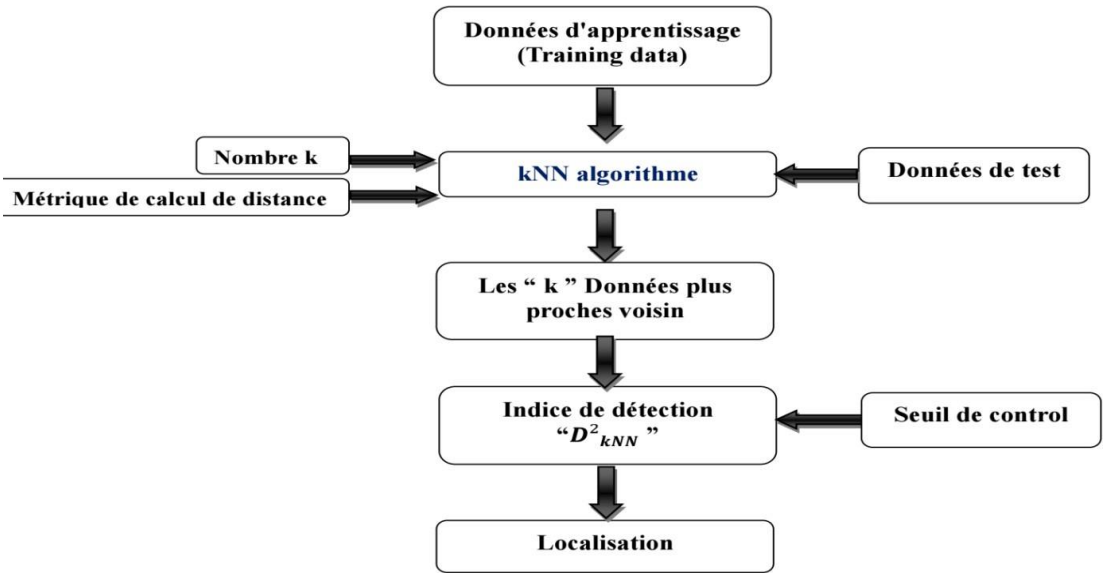


Figure 36 : KNN pour diagnostic de défaut

I.2.2.5 La méthode de Adaboost :

La méthode AdaBoost (Adaptive Boosting) permet de combiner plusieurs règles de décision simples afin de créer un modèle global plus performant. L'algorithme AdaBoost a été proposé par Freund et Schapire en 1996. Le principe fondamental du Boosting est de regrouper plusieurs classificateurs faibles (ou règles simples) pour former un classificateur fort, dont la performance est supérieure à celle de chaque classificateur pris individuellement.

Il existe plusieurs variantes de la méthode Boosting, parmi lesquelles AdaBoost.M1, conçue spécifiquement pour des tâches de classification. Cette méthode peut utiliser n'importe quel algorithme de classification, à condition que celui-ci soit capable de gérer des instances pondérées, c'est-à-dire d'attribuer un poids positif à chaque exemple d'apprentissage**.**

L'introduction de ces poids modifie la façon de calculer l'erreur du classificateur : l'erreur est désormais définie comme la somme des poids des instances mal classées, divisée par la somme des poids de l'ensemble des instances, plutôt que comme une simple fraction d'exemples mal classés (**voir figure 37**) **[32].**

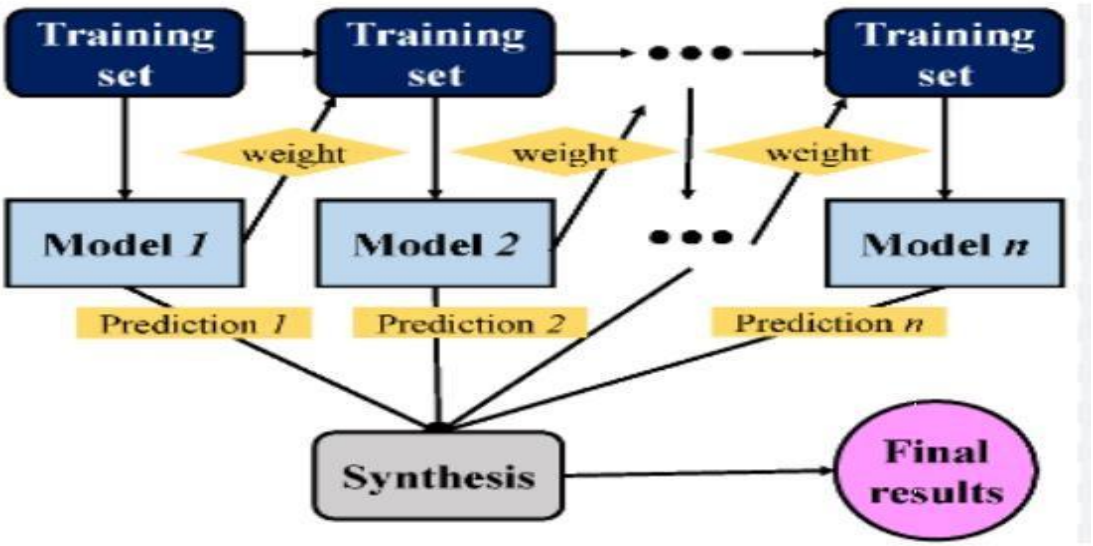


Figure 37: algorithme Adaboost

I.2.2.6 La méthode de Logitboost :

La méthode LogitBoost, issue des techniques d'apprentissage supervisé, s'est révélée particulièrement efficace dans le domaine du diagnostic industriel, notamment pour la détection et la classification des défauts. Contrairement à AdaBoost, qui minimise une fonction de perte exponentielle, LogitBoost optimise directement la log-vraisemblance en s'appuyant sur les principes de la régression logistique. Cette approche permet d'estimer la probabilité d'appartenance d'un échantillon à une classe de défaut donnée, selon la règle de Bayes. Grâce à sa capacité à pondérer les erreurs et à réduire le surapprentissage, LogitBoost offre une meilleure robustesse face aux données bruitées et déséquilibrées**,** fréquentes dans les environnements industriels. En combinant plusieurs classificateurs faibles, généralement des arbres de décision, l'algorithme améliore progressivement les performances de classification, ce qui en fait un outil adapté pour les systèmes de diagnostic automatisés et la maintenance **[32].**

I.2.2.7 La méthode de XGBoost :

La méthode XGBoost (Extreme Gradient Boosting) est largement utilisée dans le domaine du diagnostic industriel pour sa grande efficacité, sa rapidité d'exécution et sa capacité à gérer des données complexes et de grande dimension. Dans le contexte du diagnostic de défauts, XGBoost permet de construire un modèle prédictif puissant en combinant de nombreux arbres de décision faibles qui s'améliorent mutuellement à chaque itération. L'algorithme fonctionne en corrigeant les erreurs des arbres précédents en minimisant une fonction de perte différentiable, tout en intégrant des mécanismes de régularisation pour éviter le

surapprentissage. Grâce à sa gestion automatique des valeurs manquantes, sa robustesse face aux données bruitées et sa prise en compte des interactions non linéaires entre les variables, XGBoost est particulièrement bien adapté aux environnements industriels. Il est utilisé pour identifier, localiser et classer des défauts complexes (vibrations anormales, échauffements, déséquilibres, etc.), en s'appuyant sur des données issues de capteurs, et permet ainsi une prise de décision plus rapide et plus fiable dans le cadre de la maintenance prédictive

I.2.2.8 La méthode C-means :

La méthode C-means, notamment dans sa forme floue (Fuzzy C-means), est une technique de clustering non supervisé particulièrement utile pour le diagnostic des machines lorsque les données ne sont pas étiquetées. Elle permet de regrouper automatiquement des signaux issus de capteurs (comme les vibrations, les températures, ou les courants) en différents **clusters** représentant potentiellement différents états de fonctionnement de la machine : normal, usure, défaut mineur, ou panne critique. Contrairement aux méthodes de classification supervisées, C-means n'a pas besoin de données préalablement classées et attribue à chaque donnée un degré d'appartenance à chaque cluster, ce qui reflète bien la nature incertaine et progressive de nombreuses défaillances industrielles. Cela est particulièrement pertinent pour la détection précoce de défauts, où les anomalies ne sont pas toujours clairement distinctes. Grâce à sa simplicité et sa capacité à modéliser des transitions floues entre états, la méthode C-means constitue un outil précieux pour la surveillance conditionnelle des équipements et pour l'identification automatique de comportements anormaux dans les systèmes industriels.

I.2.2.9 La méthode de Gradient boosting :

LightGBM suit les mêmes principes que les autres algorithmes de gradient boosting, en combinant plusieurs apprenants faibles (généralement des arbres de décision)pour former un modèle prédictif performant. Il construit les modèles de manière itérative, en se concentrant sur la réduction des résidus des prédictions précédentes **[37].**

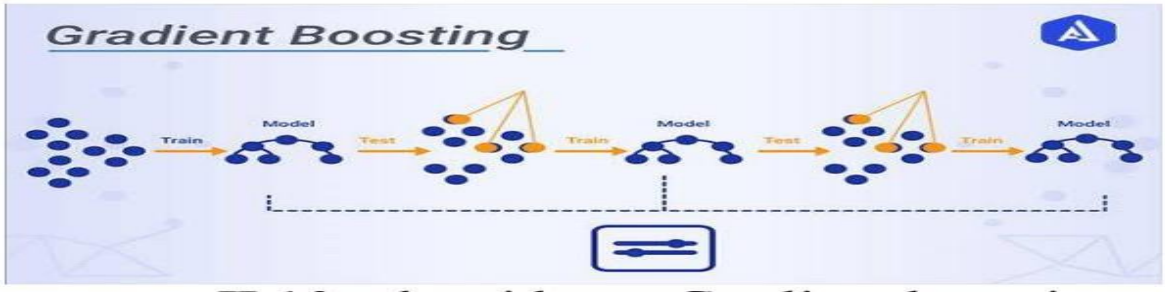


Figure 38: algorithme Gradient boosting

I.2.2.10 La méthode de l'Arbre décisionnel :

Un arbre de décision est une structure hiérarchique de règles logiques permettant de segmenter un ensemble d'échantillons en sous-ensembles homogènes, en fonction des valeurs des variables indépendantes. La construction de l'arbre consiste à organiser les données de manière récursive, en sélectionnant à chaque étape les paramètres les plus discriminants pour effectuer la meilleure séparation possible.

Plusieurs algorithmes peuvent être utilisés pour élaborer cette structure arborescente, tels que ID3, C4.5 ou CART. Grâce à leur simplicité, leur rapidité et leur capacité d'interprétation, les arbres de décision suscitent un vif intérêt dans le domaine de l'exploration de données, tout en offrant une représentation claire de la relation entre les variables d'entrée et le phénomène à modéliser **[32].**

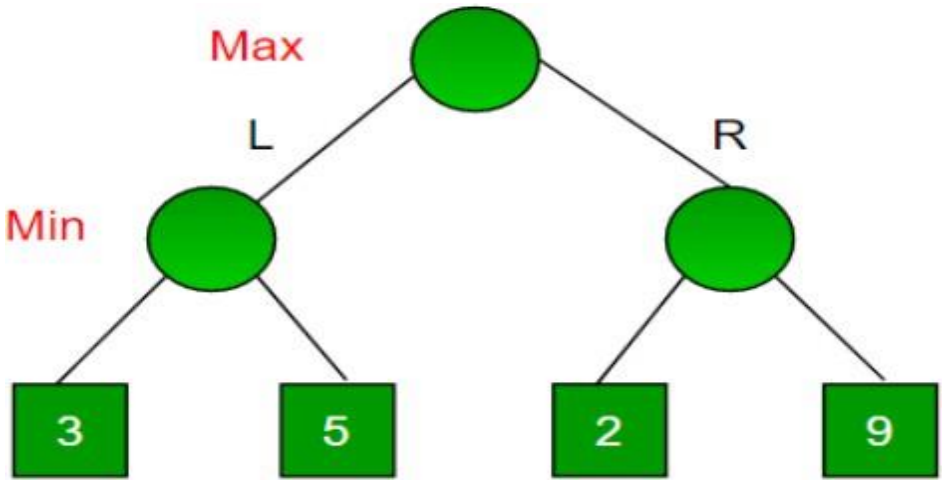


Figure 39: algorithme Arbre de décision

I.2.2.11 Réseaux neuronaux et deep Learning :

a) Introduction :

Le réseau de neurones (R.N), inspiré de la structure du cerveau humain, est composé d'unités arithmétiques simples organisées selon une architecture multicouche sophistiquée. Il s'inscrit dans la vaste catégorie des techniques d'intelligence artificielle (IA)**,** en enrichissant cette dernière par une capacité à prendre des décisions fondées davantage sur la perception que sur un raisonnement logique strict.

Les réseaux de neurones se sont imposés face à d'autres méthodes en raison de leur aptitude à généraliser, c'est-à-dire à offrir des performances satisfaisantes sur des données nouvelles ou inédites.

Ils sont capables de détecter des anomalies à partir des mesures collectées et des données d'entrée**,** sans recourir à des modèles mathématiques complexes et rigides, souvent inefficaces dans des contextes dynamiques. De plus, les réseaux de neurones peuvent intégrer des analyses heuristiques (habituellement réservées aux experts humains)grâce à l'apprentissage supervisé **[38].**

Dans ce travail, une méthode de détection et de classification des défauts dans les machines asynchrones est proposée, reposant sur l'utilisation des réseaux de neurones. Elle débute par une présentation des réseaux de neurones et de leurs différentes architectures, puis détaille la procédure de localisation et de détection des défauts au niveau du stator et/ou du rotor**.**

b) L'application des réseaux de neurones dans le diagnostic de la machine asynchrone :

Les réseaux de neurones sont particulièrement adaptés à la problématique du diagnostic, car ils s'intègrent parfaitement dans une démarche de classification automatique, permettant d'associer efficacement des signaux à des formes caractéristiques. Il convient également de souligner que de nombreuses applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défauts existent, notamment dans le cas des machines asynchrones. Ces applications couvrent divers types de défauts tels que :

- le court-circuit **[39, 40, 41],**
- le déséquilibre de tension **[42],**
- l'usure des roulements **[43],**
- les défauts d'excentricité de l'entrefer **[44],**
- ainsi que les ruptures de barres du rotor **[45, 46, 47].**

Dans ce contexte, plusieurs études paramétriques ont été menées sur la nature et la configuration des réseaux de neurones, dans le but de sélectionner l'architecture la plus performante pour un système de diagnostic fiable des défaillances. Quatre étapes principales ont structuré ces travaux :

- Choix des variables d'entrée pertinentes ;
- Acquisition des données pour constituer une base d'apprentissage représentative ;
- Conception du bloc RNA (Réseau de Neurones Artificiels) ;

- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples afin de valider leur capacité de généralisation

c)-Choisir l'Architecture du Réseau de Neurones :

Un Réseau de Neurones Artificiels (RNA) est constitué de neurones formels organisés en différentes couches, et fonctionnant de manière parallèle. Dans cette structure, chaque sous-groupe effectue un traitement indépendant des autres, transmettant ensuite les résultats de son analyse à la couche suivante. Ainsi, l'information circule à travers le réseau, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en traversant éventuellement une ou plusieurs couches cachées, ou même aucune **[48].**

La littérature distingue deux grandes catégories de réseaux : les réseaux non bouclés (statiques ou non récurrents) et les réseaux bouclés (dynamiques ou récurrents) **[49]**. Parmi ces catégories, les perceptrons multicouches (MLP) sont les plus couramment employés. Un perceptron représente un type de réseau de neurones artificiel dit "feedforward", caractérisé par un fonctionnement de propagation directe, sans rétroaction.

Le perceptron multicouche se compose de neurones disposés en couches, où l'information circule dans un seul sens, partant de la couche d'entrée pour atteindre la couche de sortie. La figure (3.1) présente un exemple d'un réseau MLP comprenant une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.

Les perceptrons multicouches de type feedforward sont largement utilisés, notamment dans les domaines de la classification **[50].**

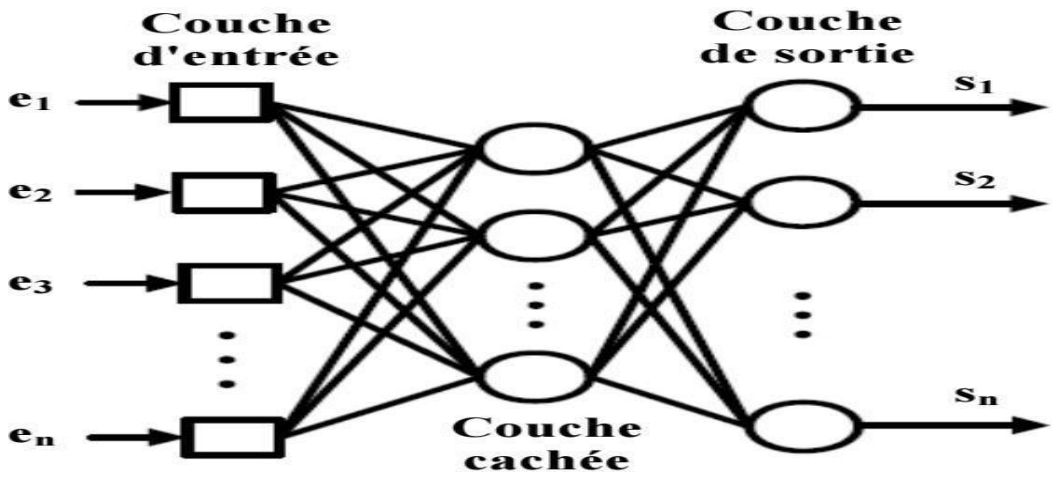


Figure 40: Structure des réseaux MLP

d)-Apprentissage dans les réseaux de neurones :

L'apprentissage constitue une étape cruciale dans le déploiement d'un réseau de neurones**,** durant laquelle le comportement du réseau est progressivement ajusté afin de produire une réponse satisfaisante.

En général, les variables ajustées au cours de cette phase sont les poids des connexions synaptiques entre les neurones. L'apprentissage consiste ainsi à modifier ces poids pour que le réseau parvienne à reproduire correctement les sorties attendues à partir des entrées fournies lors de l'entraînement.

Actuellement, l'une des méthodes les plus utilisées dans le domaine des réseaux de neurones est la rétro propagation du gradient (backpropagation). Il s'agit d'une technique d'apprentissage supervisé qui repose sur la descente du gradient de l'erreur. Plus précisément, cette méthode calcule la dérivée de l'erreur par rapport aux poids du réseau, puis ajuste les poids dans la direction opposée au gradient afin de minimiser l'erreur moyenne sur l'ensemble des données d'entraînement **[51].**

Par ailleurs, les Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN) constituent une variante importante des réseaux de neurones, particulièrement utilisée dans le **t**raitement du langage naturel (NLP). On les appelle "récurrents" car ils répètent la même opération pour chaque élément d'une séquence, et leur sortie à un instant donné dépend de l'état précédent du réseau.

Une autre façon de comprendre les RNN est de considérer qu'ils possèdent une mémoire : cette mémoire est incarnée par des états cachés, qui conservent les informations issues des étapes précédentes du traitement. En théorie, les RNN peuvent exploiter des dépendances à long terme, c'est-à-dire se souvenir d'informations provenant de séquences très longues. Toutefois, en pratique, leur capacité de mémoire est limitée, et ils ne prennent en compte que quelques pas temporels en arrière**.**

Les RNN sont ainsi conçus pour que les prédictions passées puissent influencer les décisions futures, en réinjectant les sorties précédentes comme entrées via les états cachés. La **figure 41** illustre ce type de structure récurrente.

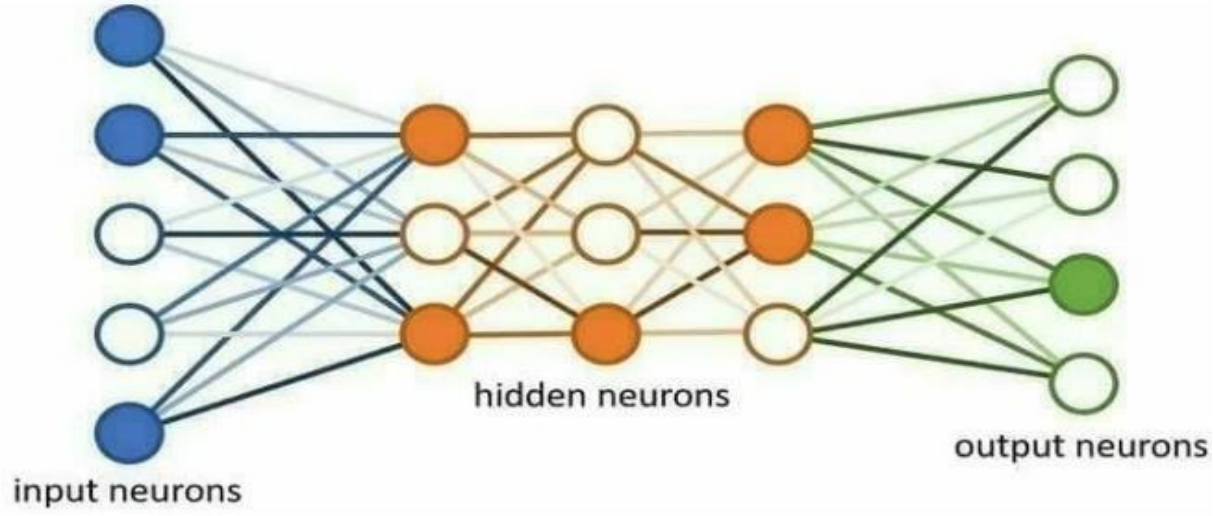


Figure 41: algorithme Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN)

I.2.2.12 Méthodes hybrides combinant traitement du signal et intelligence artificielle[52] :

Le diagnostic des machines industrielles constitue une étape cruciale pour garantir leur bon fonctionnement, prévenir les pannes et optimiser les opérations de maintenance. Dans ce cadre, les méthodes hybrides combinant traitement du signal et intelligence artificielle (IA) se présentent comme une approche innovante et performante.

a) Traitement du signal :

Le traitement du signal vise à exploiter les données issues des capteurs installés sur les machines (tels que les capteurs de vibrations, acoustiques, de température ou de consommation électrique). Il permet d'extraire des caractéristiques pertinentes telles que :

- les spectres en fréquence,
- les indicateurs temporels,
- les signatures vibratoires,

qui sont directement liés à des types de défaillances spécifiques**.**

b) Intelligence artificielle :

L'intelligence artificielle utilise ensuite ces caractéristiques extraites pour reconnaître des motifs (patterns) permettant de classifier l'état de la machine ou de prédire des défaillances futures. Les techniques les plus utilisées dans ce domaine sont :

- les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN),
- les Machines à Vecteurs de Support (SVM),
- les Forêts Aléatoires (Random Forest),
- les Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN), qui peuvent travailler directement sur les signaux bruts.

c) Méthodes hybrides :

Les approches hybrides combinent les deux domaines précédents pour tirer profit de leurs avantages respectifs. Elles reposent généralement sur les étapes suivantes :

- Prétraitement du signal : suppression du bruit, filtrage ou extraction des caractéristiques significatives ;
- Réduction de dimension : par des techniques comme l'Analyse en Composantes Principales (PCA), afin de simplifier les données d'entrée ;
- Classification ou prédiction : à l'aide d'algorithmes d'IA appliqués sur les caractéristiques sélectionnées.

Ces méthodes hybrides permettent une amélioration notable des performances en termes de précision, de réduction des faux positifs, et de capacité à interpréter les résultats obtenus. Elles surpassent souvent les approches purement statistiques ou exclusivement basées sur l'IA.

d) Cas d'application :

Dans le contexte de la surveillance des moteurs électriques, les signaux de vibrations sont analysés à l'aide de techniques temps-fréquence, notamment la Transformée en Ondelettes (Wavelet Transform). Les caractéristiques extraites sont ensuite utilisées comme entrées dans des réseaux de neurones ou des SVM, permettant d'identifier de manière précise divers défauts tels que :

- le désalignement,
- le déséquilibre,
- l'usure des roulements.

I.2.3 Comparaison des approches :

I.2.3.1 Critères de comparaison précision, coût, complexité d'implémentation :

Le diagnostic des machines constitue un axe central de la maintenance industrielle, puisqu'il permet d'anticiper les défaillances, d'optimiser la disponibilité des équipements et de réduire les coûts de réparation. Il existe deux grandes classes de méthodes dans ce

domaine. D'une part, les méthodes traditionnelles qui relèvent de l'inspection manuelle ou de l'analyse simple et d'autre part, les méthodes modernes telles que les objets connectés (IoT), l'intelligence artificielle ou l'analyse prédictive. Ce intitulé vise à présenter une comparaison structurée de ces méthodes, autour de trois critères majeurs (la précision, le coût, la complexité d'implémentation).

Approche	Précision	Coût	Complexité d'implémentation
Analyse du courant statorique (MCSA)	Moyenne à élevée (bon pour défauts mécaniques et électriques simples)	Faible (nécessite seulement capteurs de courant)	Faible à moyenne (FFT ou analyse spectrale simple)
Analyse vibratoire	Très élevée (excellent pour défauts mécaniques : roulements, déséquilibres)	Élevé (capteurs d'accélération précis + matériel d'analyse)	Moyenne (nécessite traitement de signaux vibratoires)
Analyse acoustique (bruit)	Moyenne (sensible à l'environnement, bruit parasite)	Moyen (microphones spécialisés)	Faible (analyse du spectre sonore, techniques basiques)
Analyse thermique (caméra infrarouge)	Moyenne à élevée (bon pour surchauffes anormales, mais pas spécifique aux défauts internes)	Élevé (caméras IR coûtent cher)	Moyenne (analyse d'images, seuils thermiques simples)
Techniques d'IA (Machine Learning, Deep Learning)	Très élevée (capable de détecter des défauts complexes ou naissants)	Moyen à élevé (dépend de l'entraînement, de la collecte des données)	Élevée (modélisation, traitement de données massives, expertise en IA)
Transformée de Hilbert-Huang (HHT)	Très élevée (détection fine de signaux transitoires, défauts très subtils)	Élevé (puissance de calcul importante)	Très élevée (analyse avancée, non linéaire et non stationnaire)
Analyse de Park (Park's Vector Approach)	Moyenne (bonne pour défauts d'excentricité, rotor)	Faible (mesures de courant + transformations simples)	Moyenne (calculs vectoriels, analyse dans un repère orthogonal)
Capteurs intelligents (capteurs multisources, IoT)	Élevée (surveillance continue et prédictive)	Très élevé (infrastructure IoT, capteurs connectés)	Élevée (systèmes embarqués, gestion de bases de données, cybersécurité)
Spectroscopie de signature électrique	Élevée (très utile pour détecter défauts électriques fins)	Moyen (instruments de mesure spécifiques)	Moyenne (traitement spectral avancé requis)

Tableau(3) : Comparaison des approches précision, coût, complexité d'implémentation

I.2.3.2 Avantages et inconvénients selon les types de défauts à détecter :

L'évaluation industrielle joue un rôle fondamental dans la gestion de la maintenance des équipements. Elle permet de garantir la disponibilité opérationnelle des machines, d'éviter les interruptions de production imprévues, et d'optimiser les coûts de maintenance. Cependant, toutes les techniques de diagnostic ne présentent pas la même efficacité face à la diversité des anomalies rencontrées dans les systèmes industriels.

En effet, les équipements peuvent subir différents types de pannes : mécaniques, électriques, thermiques, ou encore hydrauliques. Chaque catégorie de défaillance nécessite une méthodologie spécifique pour son suivi et son analyse.

Bien que les techniques de diagnostic traditionnelles (telles que l'examen visuel, la thermographie ponctuelle ou encore l'inspection vibratoire de base) soient encore couramment utilisées, elles présentent rapidement leurs limites, notamment face à des anomalies complexes, subtiles ou précoces.

À l'inverse, les méthodes modernes reposent sur l'acquisition continue de données multiphysiques (vibrations, acoustique, température, signaux électriques, etc.), offrant une meilleure capacité de détection et de compréhension des défaillances.

Ci-dessous, un tableau comparatif présente les avantages et les inconvénients des différentes approches de diagnostic en fonction des types de défauts à détecter **[53, 54, 55, 56, 57].**

Méthode de diagnostic	Avantages	Inconvénients	Défauts typiques détectés
Analyse vibratoire	- Très efficace pour détecter les problèmes mécaniques- Précision élevée- Permet la surveillance en continu	- Nécessite des capteurs- Analyse complexe- Moins utile pour les défauts électriques	Déséquilibre, désalignement, roulements usés, vibrations anormales
Thermographie infrarouge	- Méthode non intrusive- Détection rapide- Visualisation facile des zones chaudes	- Sensible à l'environnement- Moins efficace sur certains matériaux	Surchauffe électrique, pertes thermiques, mauvais contacts, tube radiant défectueux
Analyse d'huile	- Donne des infos sur l'état interne des composants- Anticipe l'usure- Méthode préventive	- Nécessite l'équipement d'analyse- Interprétation technique nécessaire	Usure des engrenages, contamination, dégradation de lubrifiants
Inspection visuelle	- Simple et rapide- Faible coût- Pas de formation spécialisée requise	- Risque de manquer des défauts non visibles- Dépend de l'expérience de l'opérateur	Fissures visibles, corrosion, brûlures, câbles endommagés

Ultrasons (mesure acoustique)	- Bon pour détecter les fuites de gaz ou vapeur- Très sensible- Peu intrusif	- Nécessite un matériel spécialisé- Difficulté d'interprétation sans formation	Fuites, décharges électriques, fissures internes

Tableau(4) :Avantages et inconvénients selon les types de défauts à détecter

I.2.4Conclusion :

Le diagnostic des défauts constitue un enjeu stratégique pour l'industrie, car il conditionne à la fois la fiabilité, la sécurité et la disponibilité des équipements. Si les techniques classiques, bien établies et encore largement utilisées, offrent une mise en œuvre simple et éprouvée, elles restent toutefois peu sensibles et mal adaptées à la détection de défaillances complexes ou précoces.

En revanche, les méthodes basées sur l'intelligence artificielle (qu'il s'agisse d'apprentissage automatique (machine learning) ou d'apprentissage profond (deep learning) présentent un fort potentiel pour analyser des volumes importants de données issues de capteurs ou de bases de surveillance d'équipements. Ces approches permettent un diagnostic plus précis, souvent en temps réel, et s'inscrivent dans une démarche d'automatisation intelligente du processus de surveillance.

Cependant, leur mise en œuvre exige une capacité de calcul élevée, des infrastructures informatiques adaptées, ainsi qu'une maîtrise technique avancée. Dès lors, le choix de la méthode de diagnostic dépend étroitement des contraintes techniques et économiques propres à chaque application industrielle.

Dans cette perspective, une évolution future du diagnostic des défauts pourrait reposer sur des approches hybrides. Celles-ci combineraient les avantages des techniques traditionnelles (simplicité, robustesse) avec la puissance analytique de l'intelligence artificielle, offrant ainsi un compromis efficace entre fiabilité, coût et performance.

Chapitre III: perspectives d'amélioration et recommandation

Introduction :

Dans un contexte industriel où la fiabilité des machines est primordiale, le diagnostic et la détection des défauts des moteurs asynchrones constituent des éléments clés de la maintenance préventive et conditionnelle. Malgré les avancées considérables des techniques actuelles, certaines limites persistent, notamment en termes de précision, de rapidité de traitement et de capacité d'adaptation à des environnements industriels hétérogènes. Ce troisième chapitre se propose d'identifier les insuffisances des méthodes existantes, d'en analyser les difficultés d'application sur le terrain, puis d'explorer les pistes d'amélioration rendues possibles par l'intégration de technologies émergentes telles que les capteurs intelligents, l'Internet des Objets (IoT) et le Big Data. L'objectif est d'aboutir à des diagnostics plus fiables, automatisés et en temps réel. Enfin, ce chapitre suggérera un ensemble de perspectives de recherche afin d'orienter les études futures, tout en soulignant la nécessité de développer des approches mieux adaptées aux exigences croissantes du secteur industriel.

I.3.1. Synthèse des techniques et lacunes identifiées :

I.3.1.1 Analyse des limites des techniques existantes :

Le diagnostic des défauts des machines asynchrones repose sur diverses techniques, chacune présentant des limites spécifiques. Voici une analyse détaillée de ces limitations, appuyée par des références pertinentes :

a) Sensibilité aux conditions de fonctionnement : certaines méthodes, comme l'analyse du courant statorique (MCSA), présentent des difficultés à distinguer l'état de défaut de l'état sain lorsque la machine fonctionne en régime transitoire ou non stationnaire, rendant le contenu spectral difficilement interprétable **[58].**

b) Difficulté d'interprétation des signaux : l'interprétation des signaux issus des techniques de diagnostic peut s'avérer complexe, notamment lorsqu'il s'agit de différencier un défaut réel de simples perturbations externes, ce qui requiert une expertise poussée **[59].**

c) Coût élevé des équipements et de la mise en œuvre : certaines techniques nécessitent l'intégration de capteurs additionnels (de couple, de vitesse, de bruit…), ce qui alourdit les coûts matériels et humains **[60].**

d) Temps de réponse et capacités limitées en maintenance prédictive : les approches traditionnelles de diagnostic reposent souvent sur des analyses périodiques, sans surveillance continue, ce qui peut retarder la détection précoce des défauts.

e) Adaptabilité limitée aux nouvelles technologies : les systèmes de diagnostic classiques manquent souvent de flexibilité face à l'émergence de technologies telles que l'Internet des Objets (IoT) et l'intelligence artificielle (IA), limitant leur capacité à exploiter pleinement les données massives (Big Data) pour des analyses plus précises et automatisées.

Ainsi, bien que les techniques de diagnostic actuelles soient relativement efficaces, elles demeurent limitées par leur sensibilité aux conditions de fonctionnement, la complexité de l'interprétation des signaux, les coûts associés, et leur faible intégration des technologies récentes. Il devient donc impératif de favoriser l'adoption de capteurs intelligents, d'exploiter les potentialités du Big Data et d'améliorer les algorithmes de diagnostic dans le but de renforcer la maintenance prédictive et de réduire les coûts d'exploitation.

Pour illustrer ces constats, le tableau suivant propose une comparaison des principales méthodes de diagnostic, en fonction de leur architecture, performance, coût de calcul et faiblesses identifiées dans les travaux récents de la littérature.

Technique	Performance	Architecture	Coût de calcul	Limites identifiées	Références
MCSA	Moyenne	Simple (FFT/DFT)	Faible	Sensible au bruit, non adapté aux régimes transitoires	[71] [72]
Analyse de vibrations	Bonne précision	Capteurs + traitement analogique/FFT	Modéré à élevé	Coût élevé des capteurs, difficile en environnement bruyant	[73] [74]
Thermographie (IR)	Moyenne	Capteurs IR + traitement image	Élevé	Faible précision dans milieux poussiéreux ou chauds	[75]
Signature acoustique	Faible à moyenne	Capteurs audio + spectrogrammes	Modéré	Fortement influencée par le bruit ambiant	[76]
Enveloppe du courant	Bonne (rotor)	Filtrage bande étroite + Démodulation	Moyen	Faible efficacité pour défauts statoriques	[71] [77]

Ondelettes (WT)	Bonne	WT multi-niveaux	Élevé	Choix de la fonction mère critique, temps de traitement long	[78]
Machine Learning (SVM, KNN)	Bonne (si bien entraînée)	Nécessite extraction de caractéristiques	Élevé	Dépendance aux données d'entraînement, pas auto-adaptatif	[79]
Deep Learning (CNN, LSTM)	Très bonne	Réseaux neuronaux profonds	Très élevé (GPU requis)	Besoin massif de données, peu interprétable	[78] [80]
Méthodes hybrides (WT + ML)	Excellente	Complexe, multi-étapes	Très élevé	Complexité d'implémentation, latence possible	[80]
Analyse de Park / Concordia	Moyenne	Transformation vectorielle	Faible	Faible capacité de discrimination, pas adapté aux défauts multi-sources	[72] [73]

Tableau (5): présentation comparative des techniques

I.3.1.2 Identification des besoins spécifiques selon les scénarios industriels :

La nécessité d'un diagnostic fiable des machines asynchrones dans les secteurs industriels est stratégique, car elle garantit la continuité de production, optimise la maintenance et réduit les coûts liés aux arrêts imprévus. Toutefois, les besoins en diagnostic varient considérablement selon les scénarios industriels. Par exemple, dans les industries à production continue comme les secteurs chimique ou papetier, où les installations fonctionnent 24 heures sur 24, il est crucial de disposer de systèmes de surveillance en temps réel, capables de détecter les anomalies sans interrompre le processus. Dans ce contexte, des méthodes performantes telles que l'analyse fréquentielle des courants statoriques ou le recours à l'intelligence artificielle sont souvent nécessaires pour détecter de manière précoce des défauts comme les déséquilibres rotoriques ou les courts-circuits inter-spires.

En revanche, dans les industries à production par lots, telles que l'agroalimentaire ou le textile, les arrêts entre les cycles de production permettent d'effectuer des diagnostics périodiques. Ces derniers doivent néanmoins tenir compte de la variabilité de la charge et de la fréquence des démarrages, qui peuvent compliquer l'identification des défauts.

Dans des environnements hostiles, comme ceux des sites miniers ou pétroliers, des contraintes supplémentaires apparaissent : températures extrêmes, humidité, poussières, et accès difficile

aux machines. Dans ces conditions, les capteurs doivent être robustes et les systèmes de diagnostic capables de fonctionner à distance, voire en mode embarqué.

Enfin, dans les lignes de production hautement automatisées, comme celles de l'industrie automobile, la mise en œuvre d'une maintenance prédictive devient primordiale. Elle repose sur la collecte massive de données à l'aide de l'Internet des Objets (IoT), leur traitement via des outils de Big Data, et leur intégration dans les systèmes de supervision industrielle (SCADA, MES).

Ainsi, chaque contexte industriel impose des choix spécifiques en matière de capteurs, de technologies de diagnostic et de modalités d'analyse. Il devient donc indispensable de définir des solutions de diagnostic sur mesure pour les machines asynchrones, afin de garantir la fiabilité de la détection des défaillances, réduire les temps d'arrêt, et optimiser la planification des interventions de maintenance.

I.3.2 Perspectives pour des approches plus performantes :

I.3.2.1 Intégration des capteurs intelligents et des systèmes IoT [61] :

Les capteurs intelligents révolutionnent l'industrie moderne grâce à leur précision et leur réactivité sans précédent. Ces dispositifs avancés permettent la collecte et l'analyse de données en temps réel, favorisant ainsi une optimisation continue des processus de production. L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et de l'Internet des Objets (IoT) dans ces capteurs ouvre la voie à des applications innovantes, allant de la maintenance prédictive à la gestion énergétique intelligente. De nombreuses industries de pointe adoptent massivement ces technologies pour renforcer leur efficacité opérationnelle et leur compétitivité.

L'usage des capteurs intelligents s'étend à de nombreux domaines, y compris le contrôle de la qualité de l'air dans les environnements industriels, où des équipements comme les filtres de cabines de peinture assurent la sécurité des travailleurs. L'évolution rapide de ces capteurs promet de transformer en profondeur les systèmes industriels, en les rendant plus adaptatifs, durables et performants face aux défis technologiques et environnementaux du XXIe siècle. Ces progrès s'appuient sur des avancées majeures en métrologie intelligente, élément fondamental au bon fonctionnement et à la fiabilité de ces systèmes intégrés.

I.3.2.2 Internet des objets (IOT) :

a) Définition :

L'Internet des Objets (IoT) permet à des dispositifs auparavant isolés de se détecter, de communiquer, d'interagir et de collaborer au sein d'un même réseau. Selon la définition de l'Union Internationale des Télécommunications (UIT), « L'Internet des Objets est une infrastructure mondiale pour la société de l'information, qui permet de fournir des services évolués en interconnectant des objets (physiques ou virtuels) grâce aux technologies de l'information et de la communication interopérables existantes ou en évolution » **[62].**

L'IoT est perçu comme l'avenir de l'Internet. Il se définit généralement comme un réseau de dispositifs physiques ou virtuels capables de collecter des données de leur environnement et de les échanger entre eux ou via Internet. Pour cela, ces dispositifs intègrent des capteurs, des logiciels et des composants électroniques, et sont connectés à des réseaux locaux ou à Internet.

L'origine du terme "Internet des Objets" remonte à 1999, lorsque Kevin Ashton, cofondateur du centre Auto-ID du MIT, l'introduit. Cependant, le véritable essor de l'IoT commence en 2009, lorsque le nombre d'objets connectés dépasse celui des êtres humains, avec près de 10 milliards d'appareils connectés. Les prévisions annonçaient plus de 50 milliards de dispositifs connectés d'ici 2020 **[63].**

La généralisation des capteurs et des puces électroniques à bas coût permet aujourd'hui de concevoir des systèmes connectés accessibles. Ce développement est renforcé par les progrès rapides des réseaux sans fil et des infrastructures infonuagiques (cloud computing), qui offrent des solutions performantes et évolutives adaptées aux besoins croissants de l'IoT. L'ensemble de ces facteurs stimule l'expansion de cette nouvelle phase de l'Internet et encourage la culture des objets connectés auprès du grand public et dans l'industrie.

b) Concept de IOT :

L'Internet des Objets donne une nouvelle dimension aux technologies de l'information et de la communication (TIC), en rendant possible non seulement la communication entre personnes, à tout moment et en tout lieu, mais aussi entre les objets eux-mêmes. Les objets concernés peuvent être des entités physiques (machines, équipements, capteurs) ou virtuelles

(fichiers, logiciels), capables d'être identifiés, localisés et intégrés dans des réseaux de communication.

Ainsi, l'IoT est défini comme un réseau d'objets interconnectés via différents capteurs, permettant à ces entités d'interagir entre elles. Les objets physiques appartiennent au monde réel : équipements industriels, systèmes électriques, robots, etc. Quant aux objets virtuels, ils relèvent du monde numérique : contenus multimédias, applications ou services logiciels **[62].**

c)-Architecteur et protocoles des IOT :

L'architecture de l'IoT repose sur une combinaison de systèmes physiques, virtuels ou hybrides. Elle se compose de plusieurs couches intégrant objets connectés, capteurs, moyens de communication, utilisateurs et applications.

Trois grandes composantes structurent cette architecture :

1. **La couche physique** : Elle comprend l'ensemble des objets connectés fixes ou mobiles, déployés géographiquement. Ces objets embarquent généralement des capteurs ou des actionneurs.
2. **La couche réseau** : Elle permet la transmission des données entre les objets ou vers des serveurs. Ce réseau peut être filaire ou sans fil, à courte ou longue portée (ex. : Wi-Fi, ZigBee, LoRa, NB-IoT, 5G).
3. **La couche application** : Elle est généralement développée en technologie web ou mobile. Elle permet de traiter, visualiser et exploiter les données collectées en temps réel pour soutenir la prise de décision.

Les protocoles de communication associés à l'IoT sont divers et adaptés selon les contraintes (énergie, bande passante, portée). On y retrouve par exemple MQTT, CoAP, HTTP/HTTPS ou encore AMQP, chacun jouant un rôle spécifique selon le type d'application et d'environnement **[64].**

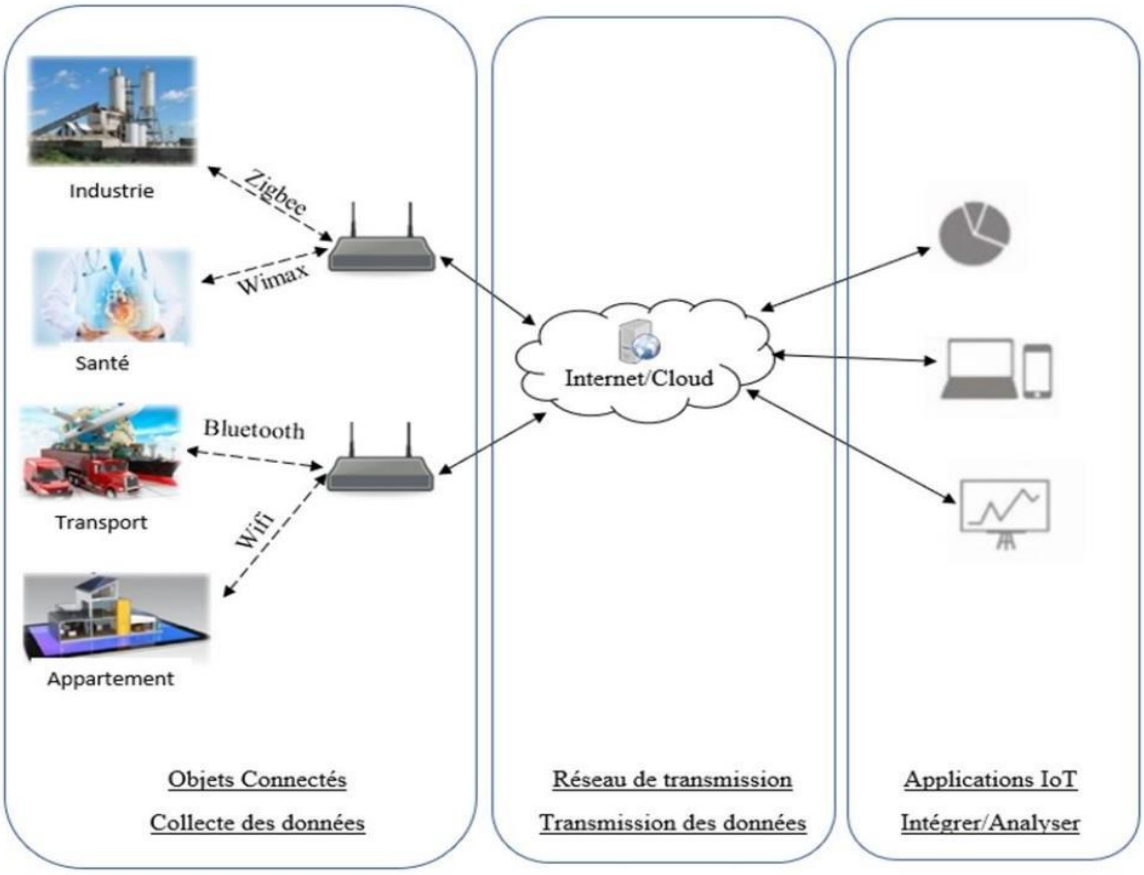


Figure 42: Architecture des réseaux IoT

d)Domaine d'application IOT :

La disponibilité d'une large gamme de capteurs et d'appareils, aux tailles et capacités de calcul variées, fait de l'Internet des Objets (IoT) un paradigme technologique majeur pour stimuler l'innovation dans de nombreux secteurs. Les principales applications de l'IoT peuvent être regroupées dans les domaines suivants : le bâtiment intelligent, l'environnement (monitoring écologique), l'industrie (usines intelligentes), la santé (télémédecine et dispositifs connectés), le transport (véhicules intelligents) et la sécurité (surveillance et détection d'anomalies).

e)-Domaine industriel :

L'IoT industriel, ou IIoT (Industrial Internet of Things), désigne spécifiquement l'utilisation des technologies IoT dans les processus de fabrication et la gestion industrielle. Il s'appuie sur les principes de communication machine à machine (M2M)**,** déjà bien établis dans le secteur, pour automatiser, surveiller et optimiser les opérations.

Par exemple, les données collectées par des capteurs (comme les étiquettes RFID apposées

sur les produits) permettent une traçabilité précise tout au long de la chaîne d'approvisionnement. Cela améliore la réactivité des entreprises face aux dysfonctionnements réduit les pertes et optimise les délais, entraînant des économies significatives. De plus, l'IIoT est particulièrement adapté aux environnements industriels aux conditions spécifiques, tels que les sites nécessitant une température ou une humidité contrôlée. Une autre application importante concerne la lutte contre la contrefaçon dans le secteur de la vente au détail : grâce aux technologies d'identification, il est possible de suivre le cycle de vie complet d'un produit (de sa fabrication à sa livraison) tout en garantissant l'authenticité et la traçabilité de chaque étape du transport.

I.3.2.3 Évolution des capteurs intelligents dans l'industrie 4.0[61] :

L'émergence de l'industrie 4.0 a marqué un tournant décisif dans l'évolution des capteurs industriels. Les capteurs traditionnels, autrefois limités à la simple collecte de données, ont progressivement été remplacés par des dispositifs intelligents capables non seulement de mesurer des paramètres physiques, mais aussi de traiter localement ces informations. Cette transformation a permis une prise de décision plus rapide et plus précise, réduisant considérablement les temps de latence et améliorant l'efficacité globale des systèmes de production.

L'introduction de technologies avancées en métrologie intelligente a renforcé la fiabilité de la collecte des données. Par ailleurs, l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et du machine learning dans ces capteurs a considérablement élargi leurs capacités : ils peuvent désormais apprendre de leur environnement, s'adapter aux changements de conditions et anticiper certains événements. Cette intelligence embarquée rend possible une maintenance prédictive plus performante, une optimisation en temps réel des processus industriels, ainsi qu'une réduction significative des arrêts imprévus.

En parallèle, la miniaturisation des composants électroniques a favorisé le développement de capteurs plus compacts, plus puissants et moins énergivores. Ces avancées permettent aujourd'hui de déployer des capteurs dans des zones auparavant inaccessibles, offrant ainsi une granularité de données inégalée. Cette évolution ouvre la voie à de nouvelles applications industrielles**,** notamment dans la surveillance des infrastructures critiques et l'optimisation de chaînes de production complexes**.**

Enfin, le développement continu de nouveaux outils de métrologie intelligente promet de renforcer encore davantage les capacités d'analyse et de contrôle des systèmes industriels.

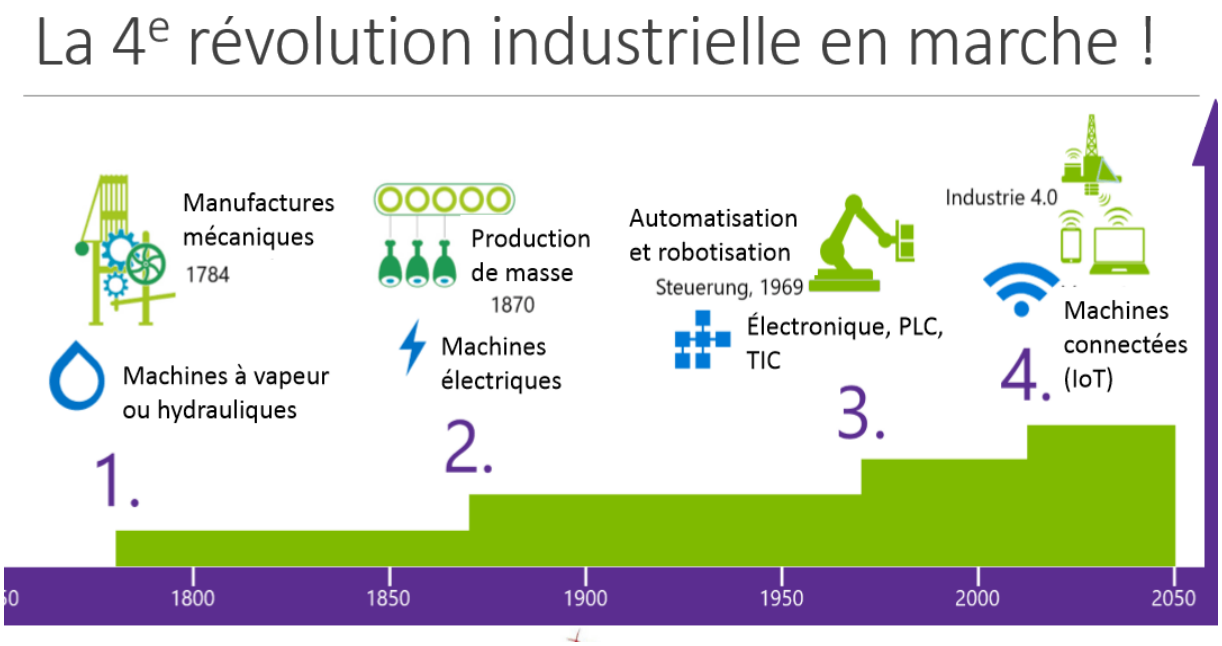


Figure 43: la révolution de l'industrie 4.0

I.3.2.4 Types de capteurs intelligents pour l'automatisation industrielle[61] :

L'automatisation industrielle s'appuie sur une grande variété de capteurs intelligents, chacun étant conçu pour répondre aux besoins spécifiques des différents secteurs d'activité. Cette diversité technologique permet de couvrir efficacement l'ensemble des paramètres critiques dans les environnements industriels, garantissant une surveillance précise et un contrôle optimal des processus de production. Grâce à la métrologie intelligente, ces capteurs sont optimisés pour offrir une mesure fiable, ouvrant la voie à une large gamme d'applications, allant de la maintenance prédictive à l'optimisation énergétique.

I.3.2.5 Capteurs IoT et protocoles de communication sans fil (LoRaWAN, NB-IoT) :

Les capteurs IoT représentent une avancée majeure dans la connectivité industrielle. En exploitant des protocoles de communication sans fil tels que LoRaWAN et NB-IoT, ces capteurs sont capables de transmettre des données sur de longues distances tout en maintenant une consommation d'énergie minimale. Cette caractéristique les rend particulièrement adaptés

aux environnements industriels étendus, où l'installation d'une infrastructure de communication filaire serait coûteuse ou difficilement réalisable.

Le protocole LoRaWAN, par exemple, permet une communication bidirectionnelle sécurisée sur des distances pouvant atteindre plusieurs kilomètres, ce qui en fait une solution idéale pour la surveillance d'installations industrielles dispersées. De son côté, le NB-IoT offre une meilleure pénétration dans les bâtiments ainsi qu'une grande capacité de connexion simultanée, ce qui le rend particulièrement adapté aux environnements urbains denses ou aux installations souterraines.

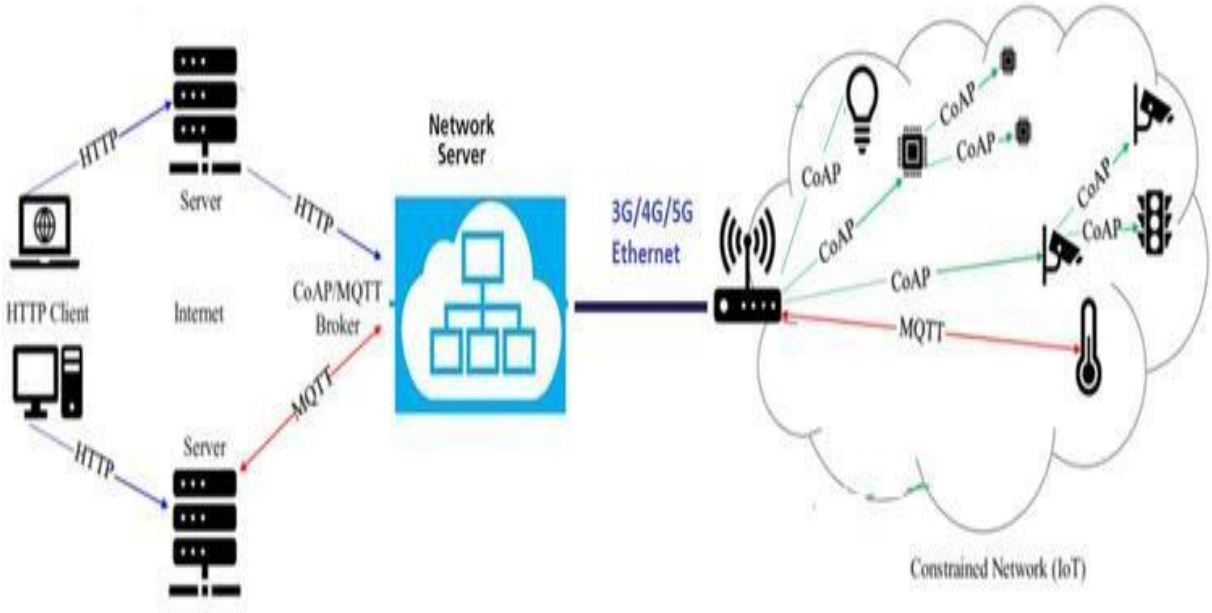


Figure 44 :protocole réseaux sans fil lot

I.3.2.6 Capteurs MEMS et leur intégration dans les systèmes embarqués :

Les capteurs MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems) ont profondément transformé la conception des systèmes embarqués industriels. Ces dispositifs miniaturisés combinent des éléments mécaniques et électroniques sur un même substrat de silicium, offrant une précision remarquable dans un format extrêmement compact. Leur faible encombrement et leur consommation énergétique réduite en font des composants idéaux pour les applications où l'espace et l'autonomie énergétique constituent des contraintes majeures.

Dans le secteur industriel, les capteurs MEMS sont largement utilisés pour la mesure des vibrations, de l'accélération et de l'orientation. Ils jouent un rôle essentiel dans la surveillance de l'état des machines, en permettant la détection précoce des anomalies et en facilitant la mise en œuvre d'une maintenance prédictive plus performante. Leur intégration dans les systèmes embarqués a considérablement renforcé la fiabilité et les performances des équipements industriels.



Figure 45 : capteur MEMS pour la mesure des vibrations

I.3.2.7 Capteurs optiques avancés et traitement d'images industriel :

Les capteurs optiques avancés, associés aux technologies de traitement d'images, ont ouvert de nouvelles perspectives dans le contrôle qualité et l'automatisation industrielle**.** Ces capteurs utilisent la lumière pour mesurer, détecter et analyser une large gamme de paramètres, allant de la couleur et de la forme jusqu'à la composition chimique des matériaux.

Dans le domaine du contrôle qualité, les caméras haute résolution, combinées à des algorithmes de traitement d'images sophistiqués**,** permettent une inspection visuelle automatisée d'une précision inégalée. Ces systèmes sont capables de détecter des défauts microscopiques à des vitesses bien supérieures à celles de l'inspection humaine, améliorant ainsi considérablement la qualité, la traçabilité et la constance des produits manufacturés.

I.3.2.8 Collecter les données à l'aide de capteurs :

La plupart des équipements modernes sont désormais équipés en usine de capteurs intelligents, à la fois performants et miniaturisés. Dans une première étape, il est nécessaire de collecter les données transmises par ces capteurs et de les centraliser dans le Cloud.

Il est primordial de tester préalablement la connectivité de bout en bout entre le capteur et le serveur backend, car la fiabilité de cette connexion conditionne directement le niveau de confiance que l'on peut accorder aux prédictions du système concernant l'état des équipements.

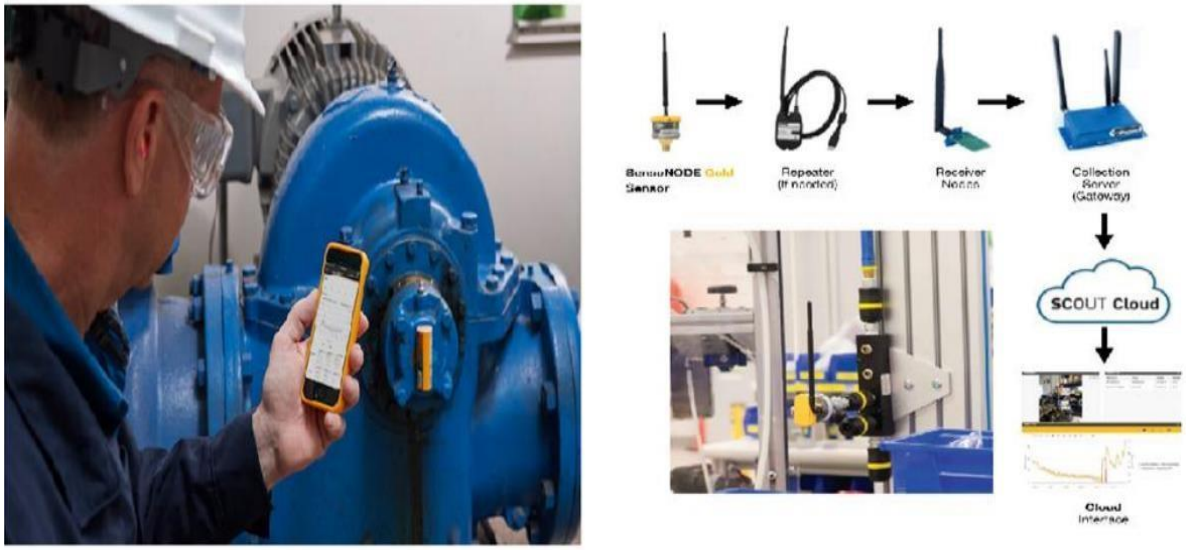


Figure 46 : Capteur intelligent et connecté

I.3.2.9 Architecture des systèmes de capteurs intelligents[61] :

L'architecture des systèmes de capteurs intelligents est conçue pour optimiser la collecte**,** le traitement et la transmission des données. Cette structure, à la fois complexe et cohérente, intègre divers éléments technologiques afin de former un écosystème de surveillance et de contrôle à haute performance. Elle repose sur une intégration efficace de composants matériels et logiciels**,** en s'appuyant sur les principes de la métrologie intelligente pour garantir la précision**,** la fiabilité et la réactivité du système.

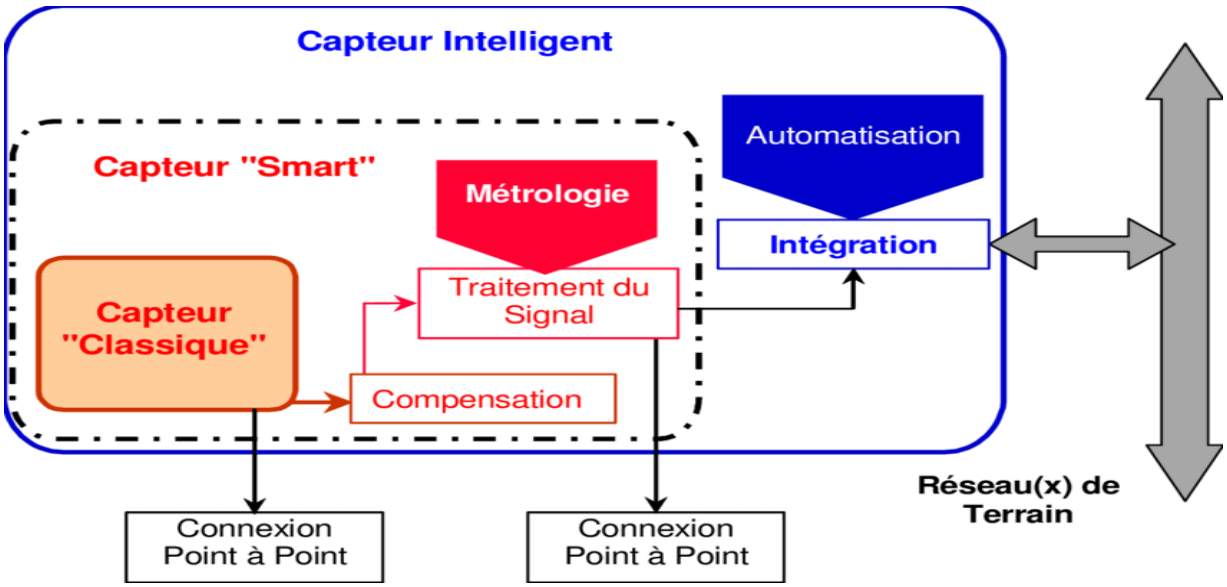


Figure 47 :Architecture des capteurs intelligents

I.3.2.10 Réseaux de capteurs distribués et topologies mesh :

Les réseaux de capteurs distribués constituent l'épine dorsale des systèmes industriels modernes. Ils adoptent fréquemment une topologie en maillage (mesh), dans laquelle chaque capteur fonctionne comme un nœud autonome, capable de recevoir, traiter et relayer les données. Cette architecture offre une résilience remarquable, car la défaillance d'un seul nœud n'altère pas le fonctionnement global du réseau.

La topologie mesh permet également une couverture étendue et flexible, idéale pour les environnements industriels vastes ou complexes. Grâce à la multiplicité des chemins de transmission, les données peuvent contourner les obstacles ou les points de défaillance, assurant ainsi une communication fiable même en conditions difficiles. Cette redondance inhérente renforce la robustesse du système et diminue les risques de panne critique.

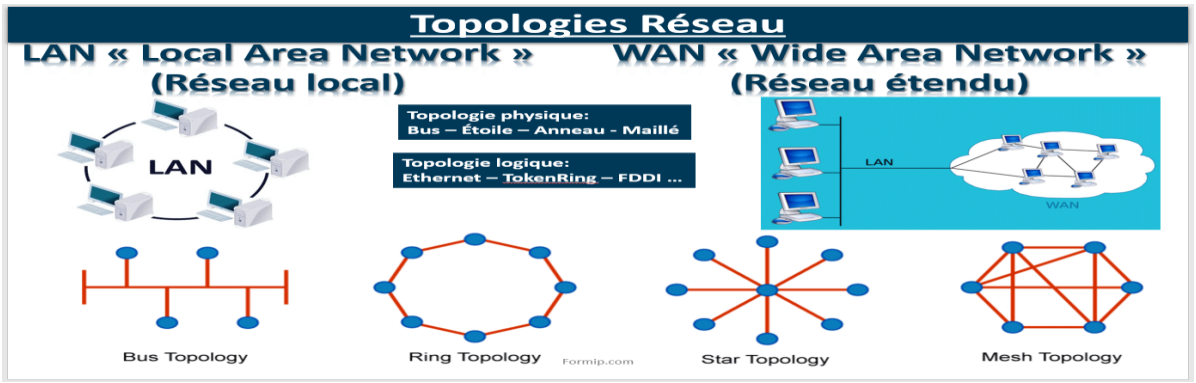


Figure 48: Topologies Réseaux

I.3.2.11 Edge computing et traitement des données en temps réel :

L'edge computing représente une avancée majeure dans l'architecture des systèmes de capteurs intelligents. En traitant les données au plus près de leur source, cette technologie réduit considérablement la latence ainsi que la charge sur les réseaux de communication. Cette approche est particulièrement avantageuse dans les environnements industriels, où des décisions doivent être prises en temps réel**.**

Les capteurs dotés de capacités d'edge computing peuvent effectuer des analyses complexes localement, ne transmettant au système central que les informations pertinentes ou les résultats agrégés. Cela permet à la fois d'économiser de la bande passante et de réagir rapidement aux anomalies. Par exemple, un capteur intelligent surveillant une machine critique peut détecter une vibration anormale et déclencher un arrêt d'urgence en quelques millisecondes, sans attendre l'intervention du système central.

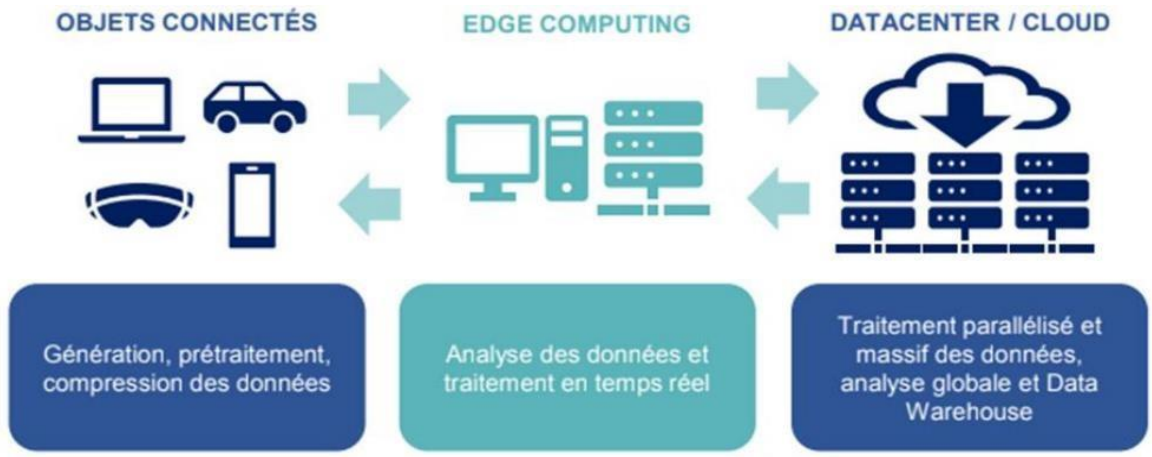


Figure 49 : principe du Edge computing

I.3.2.12 Intégration avec les systèmes SCADA et MES :

L'intégration des capteurs intelligents aux systèmes SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) et MES (Manufacturing Execution System) est cruciale pour une gestion industrielle optimale. Cette synergie offre une visibilité complète et en temps réel sur l'ensemble des opérations, depuis le niveau des capteurs jusqu'aux systèmes de gestion de l'entreprise.

Les données collectées par les capteurs intelligents alimentent directement les systèmes SCADA, fournissant une vue détaillée des processus industriels. Cette intégration permet une surveillance continue, une optimisation des performances et une détection rapide des anomalies. En parallèle, l'intégration avec les systèmes MES facilite la planification de la production, la gestion de la qualité et la traçabilité des produits, en s'appuyant sur des données fiables, précises et actualisées

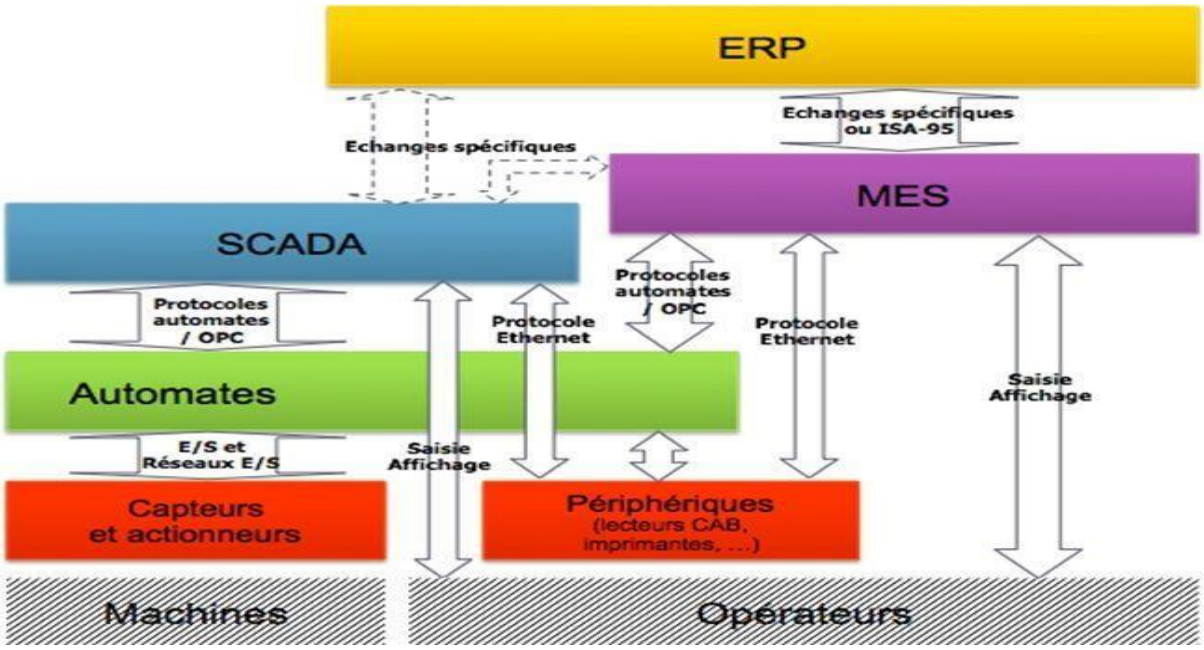


Figure 50 :Intégration avec les systèmes SCADA et MES

I.3.2.13 Applications des capteurs intelligents dans divers secteurs industriels[61] :

Les capteurs intelligents trouvent des applications variées dans de nombreux secteurs industriels**.** Leur polyvalence et leur précision en font des outils incontournables pour améliorer l'efficacité, la sécurité et la qualité des processus industriels. L'utilisation de la métrologie intelligente permet une meilleure adaptation des capteurs à chaque secteur, constituant ainsi un facteur clé de succès.

a) Maintenance prédictive dans l'industrie manufacturière :

La maintenance prédictive constitue l'une des applications les plus impactantes des capteurs intelligents dans l'industrie manufacturière. En surveillant en continu l'état des équipements, ces capteurs peuvent détecter les signes précoces de défaillance, permettant

ainsi d'intervenir avant qu'une panne ne survienne. Cette approche proactive réduit considérablement les temps d'arrêt non planifiés et prolonge la durée de vie des équipements**.**

Par exemple, dans une usine automobile, des capteurs de vibration et de température, installés sur les robots de soudage, peuvent détecter des variations subtiles de fonctionnement. Ces données, analysées par des algorithmes avancés, permettent de prédire le moment optimal pour effectuer la maintenance, optimisant ainsi les calendriers d'entretien et évitant les interruptions coûteuses de la production.



Figure 51 : Maintenance prédictive dans l'industrie manufacturière

b) Optimisation énergétique dans les usines intelligentes :

L'optimisation de la consommation énergétique est devenue une priorité pour de nombreuses industries, tant pour des raisons économiques qu'environnementales. Les capteurs intelligents jouent un rôle clé dans cette démarche en fournissant des données précises et en temps réel sur la consommation d'énergie à différents niveaux de l'usine.

Dans une usine intelligente, des capteurs de consommation électrique peuvent être installés sur chaque machine ou ligne de production. Ces données, combinées à des informations sur la production et les conditions environnementales, permettent d'identifier les inefficacités énergétiques et d'optimiser les processus.

Par exemple, un système intelligent peut ajuster automatiquement la vitesse des convoyeurs

ou la température des fours en fonction de la charge de travail réelle, réduisant ainsi la consommation d'énergie sans compromettre la productivité.

c) Analyse des données et intelligence artificielle pour capteurs industriels[61] :

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et de l'analyse avancée des données dans les systèmes de capteurs industriels ouvre de nouvelles perspectives pour l'optimisation des processus et la prise de décision**.**

Ces technologies permettent d'extraire des informations précieuses à partir des grandes quantités de données générées par les capteurs intelligents.

L'analyse précise des données, facilitée par la métrologie intelligente, est un élément essentiel pour une prise de décision éclairée et pour l'amélioration continue des performances industrielles.

d) Algorithmes de machine learning pour la détection d'anomalies :

Les algorithmes de machine learning jouent un rôle crucial dans la détection précoce d'anomalies dans les environnements industriels. En analysant en continu les données issues des capteurs, ces algorithmes peuvent identifier des schémas subtils indiquant un dysfonctionnement imminent ou une déviation par rapport aux conditions de fonctionnement optimales**.**

Par exemple, dans une raffinerie, des algorithmes de détection d'anomalies peuvent analyser les données de température, de pression et de débit provenant de multiples capteurs. En apprenant les modèles de fonctionnement normal, ces algorithmes sont capables d'identifier rapidement des écarts inhabituels, même trop subtils pour être détectés par des méthodes traditionnelles.

Cette capacité permet une intervention proactive**,** réduisant les risques d'arrêts non planifiés et améliorant la sécurité globale des opérations.

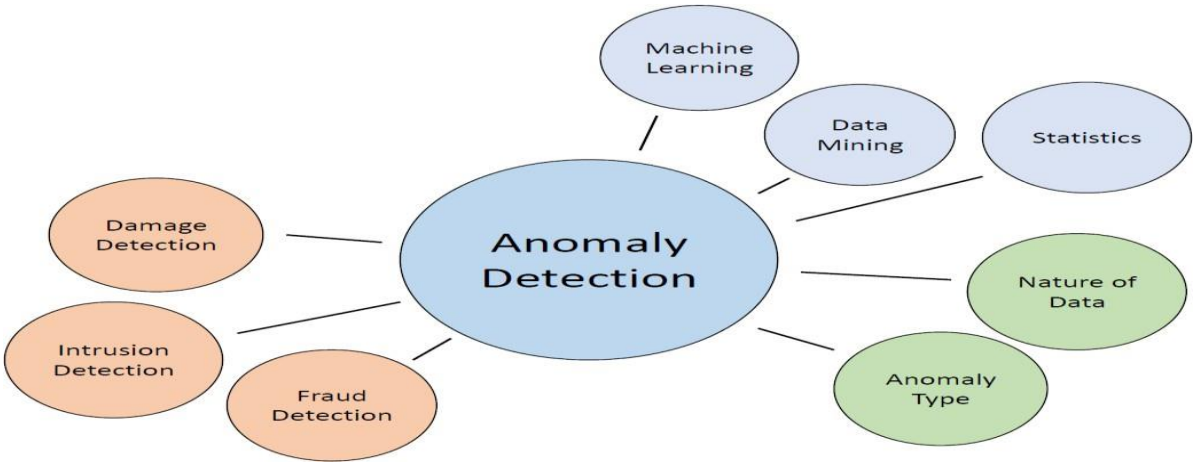


Figure 52: anomalies détection

e) Fusion de données multi-capteurs et systèmes experts :

La fusion de données multi-capteurs consiste à combiner les informations issues de différents types de capteurs afin d'obtenir une compréhension plus complète et plus précise de l'état d'un système industriel. Cette approche, couplée à des systèmes experts, permet une analyse contextuelle approfondie et une prise de décision plus éclairée**.**

Par exemple, dans une usine de fabrication de semi-conducteurs, la fusion des données issues de capteurs de température, d'humidité, de particules et de vibration permet d'obtenir une vue globale de l'environnement de production**.**

Un système expert, alimenté par ces données fusionnées, peut alors évaluer l'impact combiné de ces facteurs sur la qualité des produits**,** et recommander des ajustements précis des paramètres de production pour optimiser le rendement.

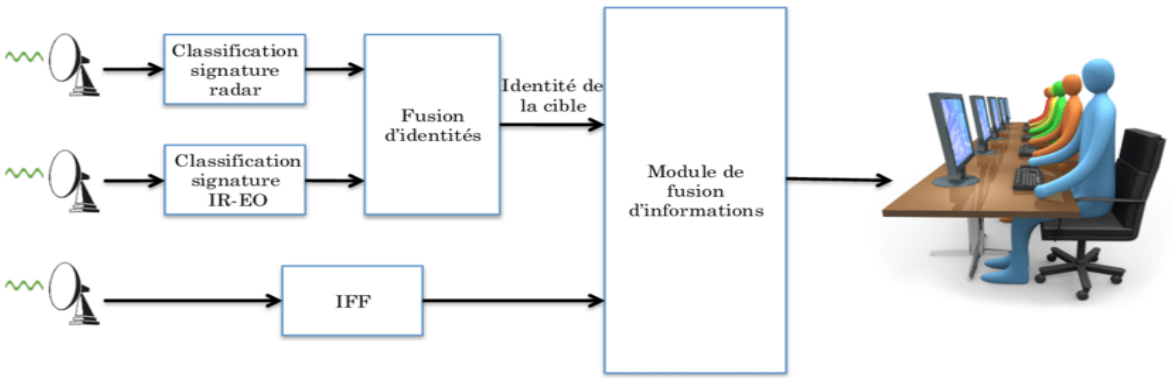


Figure 53: architecteur simplifiées d'un système multi-capteur

f) Visualisation avancée des données de capteurs (réalité augmentée) :

La réalité augmentée (RA) transforme la manière dont les données des capteurs sont visualisées et interprétées dans les environnements industriels. Cette technologie permet aux opérateurs et ingénieurs de superposer des informations en temps réel à leur vue du monde physique, facilitant ainsi une compréhension rapide et intuitive de situations complexes.

Par exemple, un technicien de maintenance équipé de lunettes de réalité augmentée peut inspecter une ligne de production tout en visualisant directement dans son champ de vision les données des capteurs. Ces informations peuvent inclure des alertes sur les équipements à surveiller ou des graphes de performance en temps réel**.**
Cette approche améliore considérablement l'efficacité des opérations de maintenance et réduit le risque d'erreurs humaines**.**



Figure 54 :méthode de suivi AR dans les espaces améliorés numériquement

g) Apporte sa contribution à des processus plus efficaces[65] :

Les solutions IoT industrielles contribuent à éviter les temps d'arrêt tout en optimisant les processus de production, à condition que les données soient transmises aux bonnes personnes au bon moment. Grâce à l'IoT et à l'intégration de capteurs intelligents, les équipes sont mieux préparées à relever ce défi, en bénéficiant d'informations précises et en temps réel pour une prise de décision éclairée.

h) L'intégration et la distribution des données sont un défi :

Les données issues des capteurs sont essentielles pour surveiller et optimiser les processus industriels. Elles permettent d'identifier les gains d'efficacité potentiels et de détecter les

défaillances d'équipements avant qu'elles ne provoquent des arrêts coûteux. Toutefois, la collecte, le traitement et l'exploitation optimale de ces données représentent un défi important. Les volumes générés sont souvent massifs, centralisés, et requièrent des compétences spécifiques en ingénierie des données pour en tirer pleinement parti. Pour maximiser l'efficacité opérationnelle, les données doivent être agrégées, analysées, puis redistribuées de manière fluide et ciblée, notamment auprès des opérateurs et ingénieurs de maintenance mobiles, en les alertant uniquement lorsqu'une intervention est requise sur leur site.

i) Solution d'IoT et d'intégration de capteurs :

L'intégration des capteurs dans une solution IoT permet d'améliorer considérablement la connaissance situationnelle. Les responsables peuvent accéder facilement aux données des équipements et des processus pour en analyser les performances. Parallèlement, les opérateurs bénéficient d'une gestion facilitée des lignes de production, même les plus complexes et automatisées, avec l'assurance que toute alerte ou information critique sera transmise en temps réel à la personne concernée. Cette approche améliore la réactivité, la fiabilité et la sécurité globale des opérations industrielles.



Figure 55: la chaine de réglage d'une machine à l'entreprise ASCOM

j) Caractéristiques principales :

La solution IoT intégrant des capteurs repose sur une architecture flexible et interopérable, centrée sur une intégration basée sur des pilotes via des protocoles industriels standard. Elle exploite des appareils mobiles dotés de fonctionnalités avancées, telles que la localisation en

temps réel, des tableaux de bord d'alerte, une cartographie des incidents et des mécanismes de réponse mobile aux flux de travail.

Les principales caractéristiques de cette solution sont les suivantes :

- Un système adaptable à votre mode de fonctionnement
- Système ouvert grâce à une API, permettant la connexion avec d'autres systèmes
- Intégration via des pilotes compatibles avec une large gamme de protocoles industriels standards
- Intégration indépendante des fournisseurs, s'adaptant à divers équipements, processus industriels, données de localisation et autres informations contextuelles
- Large éventail de technologies de localisation proposées par Ascom, allant de la localisation infrarouge à la technologie DECT, en passant par la localisation BF (basse fréquence)

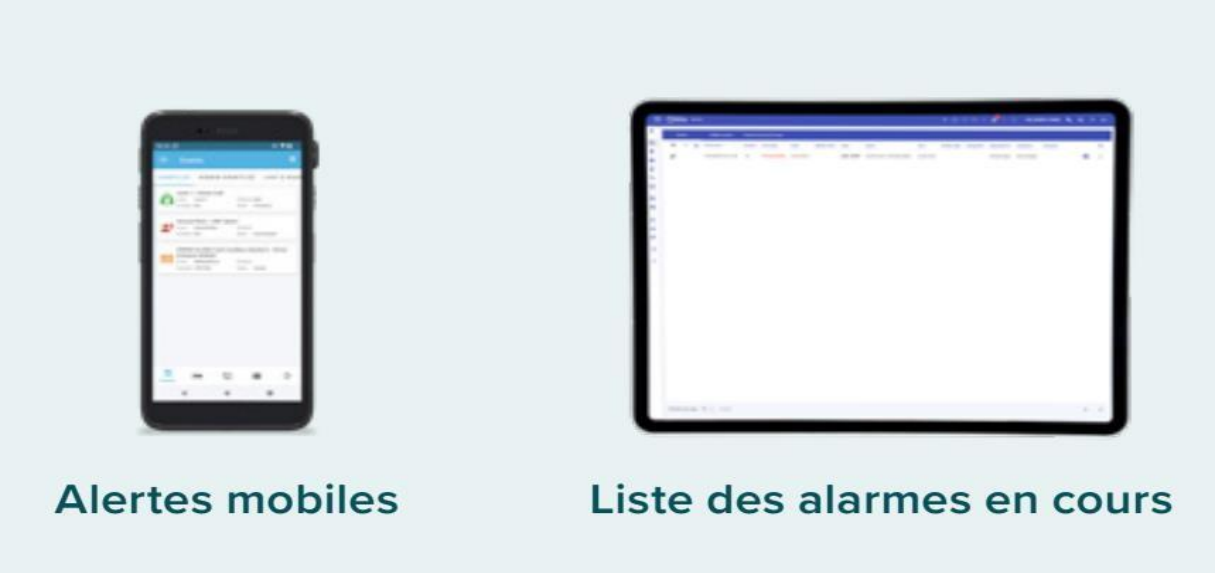


Figure 56 : les alertes mobiles et les listes des alarmes en cours

- Prise en charge des services de localisation fournis par des tiers (BLE/WiFi), maximisant ainsi le retour sur investissement des infrastructures technologiques existantes
- Plusieurs options disponibles pour la gestion mobile des flux de travail
- Tableaux de bord d'alarme configurables, allant d'une simple vue en liste à une carte interactive

- Amélioration de la traçabilité et de la génération de rapports, avec une visualisation consolidée dans une interface unifiée.

I.3.2.14 Diagnostic en temps réel à l'aide de l'analyse des Big Data :

a) Big Data :

Ce terme désigne la capacité à collecter, stocker et traiter en temps réel d'importants volumes de données hétérogènes. L'enjeu pour les entreprises est de pouvoir exploiter ces données afin d'en extraire des informations pertinentes et de générer de la valeur, notamment en anticipant les tendances grâce à des analyses et statistiques avancées **[66][67].**

Le Big Data dépasse les limites des systèmes d'information traditionnels comme la Business Intelligence ou les bases de données classiques. Il repose sur les 5V :

- **Volume** : quantité massive de données à collecter et à analyser.
- **Variété** : diversité des formats et des sources de données .
- **Vélocité** : rapidité à laquelle les données sont générées, capturées et partagées .
- **Valeur** : capacité à extraire un retour sur investissement concret à partir des données .
- **Véracité** : niveau de fiabilité et de qualité des données traitées.

Combiné à d'autres technologies émergentes, le Big Data agit comme un catalyseur pour la flexibilité, la modularité, et les capacités de déploiement et d'intégration exigées par l'Industrie 4.0 **[67].**

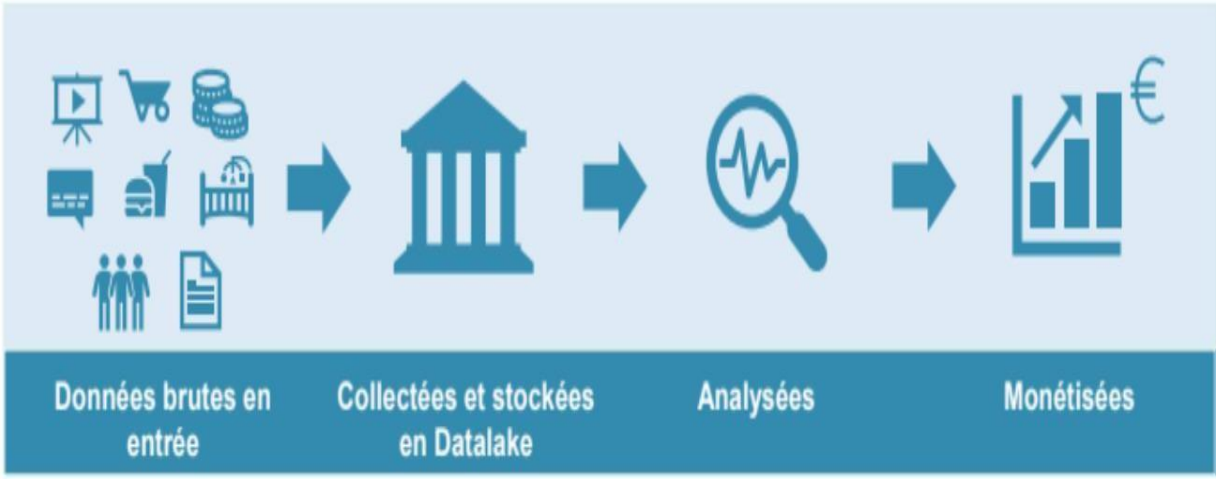


Figure 57 : principe du Big Data

L'analyse des données massives et l'intelligence d'affaires transforment les données en informations exploitables : modèles prédictifs, outils d'aide à la décision, tableaux de bord interactifs, etc.

Compte tenu des volumes colossaux d'informations générés par les appareils connectés tout au long des chaînes de valeur du secteur manufacturier, le Big Data évolue progressivement vers ce que l'on appelle le « Thing Data ». Les capteurs embarqués dans les équipements connectés peuvent théoriquement enregistrer en continu leur comportement et leur état.

Ces données d'événements, une fois filtrées, sont agrégées dans des référentiels Big Data gérés à l'aide de bases de données NoSQL, adaptées à la variété et au volume des informations. L'analyse de ces données permet de développer des solutions proactives et des diagnostics avancés, capables d'anticiper voire d'éviter les incidents susceptibles de provoquer des arrêts de production ou des opérations de maintenance coûteuses **[68].**



Figure 58 :Les cinq Vs du Big Data.

b) Analyse et classification de donnée :

L'analyse de données regroupe un ensemble de méthodes descriptives visant à résumer, visualiser et extraire l'information pertinente contenue dans de grands ensembles de données.

Les récents progrès technologiques en matière de puissance de calcul, de traitement, de capacité de stockage et d'interconnexion des systèmes d'information ont généré des volumes de données numériques sans précédent.

L'exploration de données (ou data mining) est la science qui consiste à extraire des connaissances utiles à partir de ces grands dépôts de données. Ce domaine en pleine expansion est devenu interdisciplinaire, impliquant l'informatique, les statistiques et l'intelligence artificielle. Les techniques d'extraction de données sont largement appliquées à des problématiques industrielles, scientifiques et techniques, confirmant leur impact majeur sur la société **[69]**

c) Analyse de donnée :

Aujourd'hui, le volume des données collectées augmente de façon exponentielle, rendant le critère de rapidité d'analyse particulièrement important. Dans ce contexte, les techniques de classification automatique sont devenues essentielles pour exploiter efficacement ces masses de données.

De nombreuses études ont été menées dans le domaine de la classification des formes, notamment pour mieux interpréter les données lorsque leur volume est important et que les critères de tri ou d'identification sont peu visibles.

Le processus de classification comporte généralement plusieurs étapes :

- **L'acquisition et le prétraitement** des données, visant à réduire les bruits et améliorer la qualité des données collectées ;
- **La définition des caractéristiques** pertinentes à utiliser pour la classification, telles que la moyenne, l'écart-type ou la médiane ;
- **Le développement du classificateur**, destiné à identifier automatiquement les différentes classes de données ;
- Et enfin, **l'évaluation et la validation** du système de classification, afin de s'assurer de sa performance et de sa robustesse **[70].**

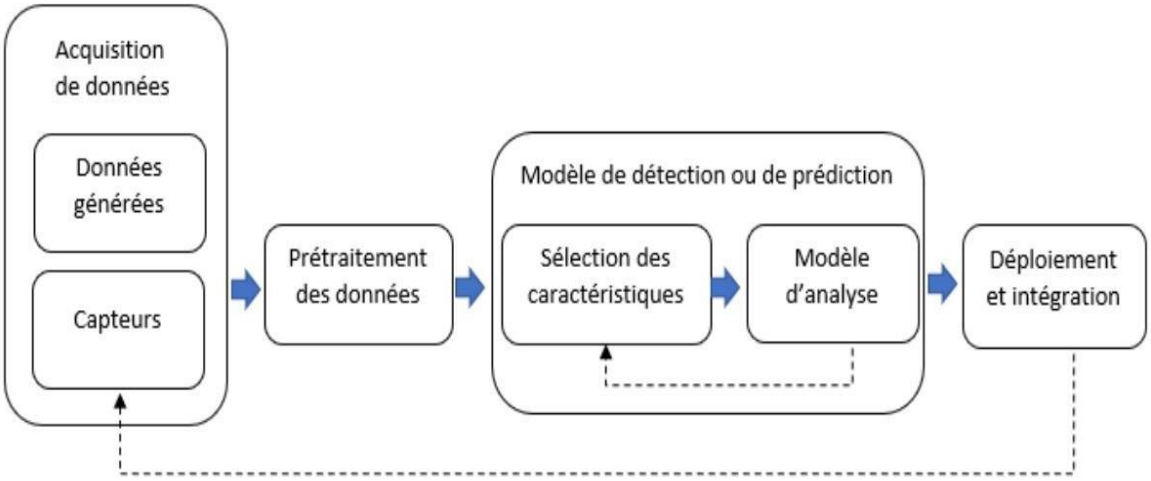


Figure 59 : Étapes d'analyse de donnée (classification)

I.3.3. Conclusion et recommandations :

I.3.3.1 Résumé des principaux résultats de l'étude :

Cette étude a permis d'identifier plusieurs éléments clés dans le domaine du diagnostic et de la détection des défauts des machines asynchrones. Elle a mis en lumière les limites des méthodologies classiques, soulignant la nécessité de recourir à des outils plus précis et mieux adaptés aux conditions opérationnelles actuelles. L'intérêt croissant pour les capteurs intelligents et les technologies IoT a été souligné, en raison de leur contribution significative à la surveillance continue et à la maintenance des équipements. L'exploitation des Big Data, associée à l'intelligence artificielle, apparaît comme une piste prometteuse pour un diagnostic plus efficace et plus précis. Enfin, les besoins exprimés par les acteurs industriels révèlent une forte attente en matière d'optimisation et de proactivité dans les processus de maintenance.

I.3.3.2 Orientations pour les recherches futures ou les applications industrielles :

Les perspectives de recherche dans le domaine du diagnostic des machines asynchrones s'orientent vers l'intégration accrue de l'intelligence artificielle, notamment à travers l'apprentissage automatique (machine learning) et l'apprentissage profond (deep learning), pour améliorer la détection précoce des défauts et renforcer la maintenance prédictive.

L'utilisation de capteurs intelligents connectés à l'Internet des Objets (IoT) permet une surveillance en temps réel des machines, en rendant le monitoring plus efficace.

L'association de données issues de sources multiples (vibrations, température, signaux acoustiques, etc.) offre un potentiel considérable pour affiner les diagnostics et en accroître la fiabilité. Le développement de modèles auto-adaptatifs, explicables et robustes est également un axe stratégique, afin de concevoir des systèmes de diagnostic opérationnels dans des environnements complexes, dynamiques ou peu structurés.

Dans le contexte de l'industrie 4.0, ces avancées sont appelées à jouer un rôle central dans des domaines tels que l'énergie, les transports, la robotique ou la production automatisée, en contribuant à réduire les arrêts imprévus, à accroître la fiabilité des équipements et à optimiser les coûts de maintenance.

Conclusion :

Ce chapitre a permis de mettre en évidence les limites des approches traditionnelles de diagnostic appliquées aux machines asynchrones, tout en les recontextualisant dans les besoins concrets du secteur industriel. Les technologies émergentes, notamment l'IoT, les capteurs intelligents et l'analyse des Big Data, offrent des perspectives prometteuses pour renforcer l'efficacité et la réactivité des systèmes de surveillance.

Les futures orientations de recherche devraient se concentrer sur le développement de solutions intelligentes, adaptatives et réactives en temps réel, capables de répondre aux exigences croissantes de l'industrie moderne en matière de fiabilité, de performance et de maîtrise des coûts de maintenance.

Chapitre IV :application du diagnostic au saint de l’entreprise géant électronics.

I.4 Présentation de l'entreprise géant électronics :

Géant Electronics, ou tout simplement **Géant**, est une entreprise algérienne spécialisée dans l'électronique et l'électroménager, qui fait partie du groupe Ho Mebarkia, un groupe familial spécialisé dans plusieurs secteurs d'activités tel que l'électroménager (Géant Electronics), l'agroalimentaire (Biscostar), le BTP et la construction (Ahcen Brique et Semco), ainsi que les services logistiques (Géant Logistiques).

Fondée en 2005, la **SARL LOTFI ELECTRONICS** s'est imposée comme un acteur incontournable dans la fabrication, l'assemblage et la commercialisation de produits électroniques et électroménagers. Animée par une vision axée sur le renouvellement et l'excellence dans la réalisation des opérations, l'entreprise adapte constamment sa stratégie afin de répondre aux attentes croissantes de ses clients et aux exigences d'un marché en forte concurrence et en constante évolution.

Pour relever les défis actuels et préparer l'avenir, l'entreprise mis en place un Système de Management Intégré quí oriente nos actions vers les priorités suivantes :

- ✓ **Développement commercial et marketing** : Renforcer les actions et accroître les parts de marché,
- ✓ **Optimisation de la supply chain** : Réduire les délais et maîtriser les coûts.
- ✓ **Autonomisation des pôles industriels :** Améliorer l'efficacité des processus de production.
- ✓ **Investissement stratégique :** Développer des infrastructures, incluant des hangars de stockage, une nouvelle unité de production de climatiseurs et un pare logistique.
- ✓ **Amélioration des processus de fabrication et d'assemblage :** Garantir une production fiable et conforme aux attentes des clients.
- ✓ **Déploiement de l'ERP :** Centraliser les données et améliorer la coordination entre les différentes unités.
- ✓ **Durabilité et gestion des ressources :** Optimiser l'utilisation des ressources, réduire les déchets et minimiser notre empreinte environnementale
- ✓ **Santé et sécurité :** Protéger nos collaborateurs grâce à des infrastructures adaptées et des actions de prévention ciblées,

Dans cette démarche, l'entreprise géant électronics à fournir toutes les ressources nécessaires pour :

- Répondre aux exigences de nos clients ainsi qu'aux exigences légales et réglementaires.
- Encourager la participation active et la consultation des collaborateurs à tous les niveaux de L'organisation.
- Réduire notre impact environnemental tout en maîtrisant les impacts associés à nos activités.
- Identifier et éliminer les dangers afin de garantir un environnement de travail sûr et motivant.
- Maintenir un Système de Management Intégré performant, basé sur l'amélioration continue et Adapté aux spécificités de notre entreprise.

La **SARL LOTFI ELECTRONICS** place la performance de son Système de Management Intégré au cœur de ses priorités stratégiques. Cette entreprise compte sur l'implication et l'engagement des collaborations, ainsi que sur la coopération active de partenaires et parties intéressées pour atteindre les objectifs ambitieux.



Figure 60:l'entreprise géant électronics

I.4.1 Site de géant électronics :

Géant Electronics est implantée dans la zone industrielle de la ville de Bordj Bou Arréridj

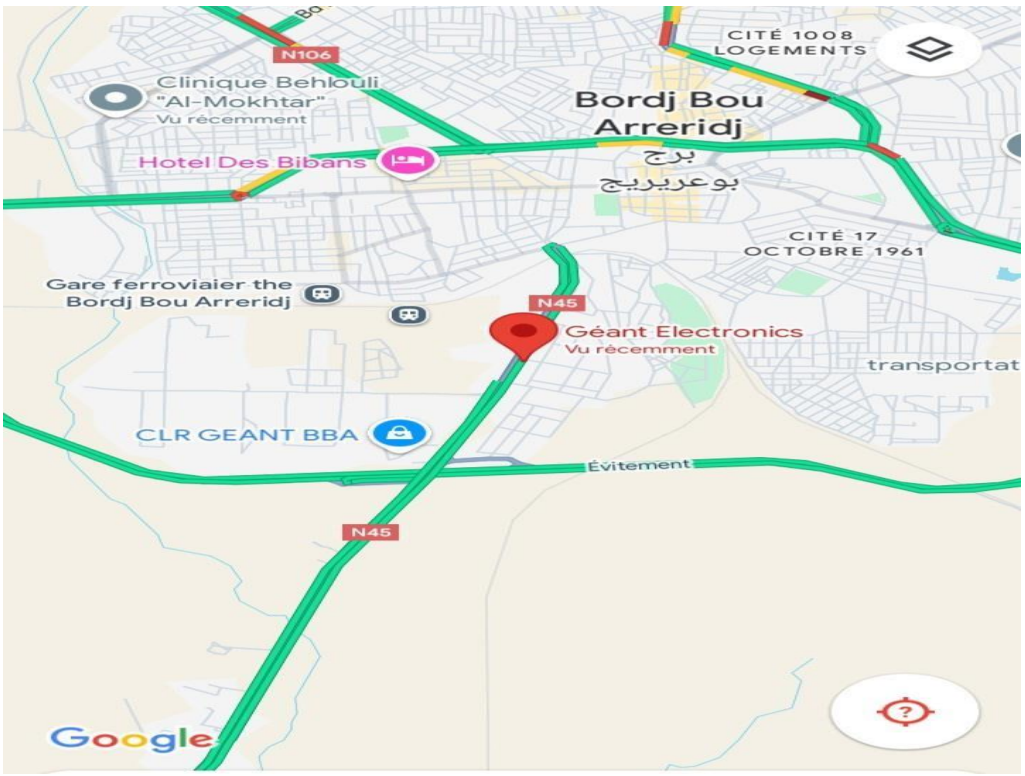


Figure 61 : le site de géant électronics

I.4.2 Organigramme de l'unité tôle et penture de l'entreprise géant électronics :

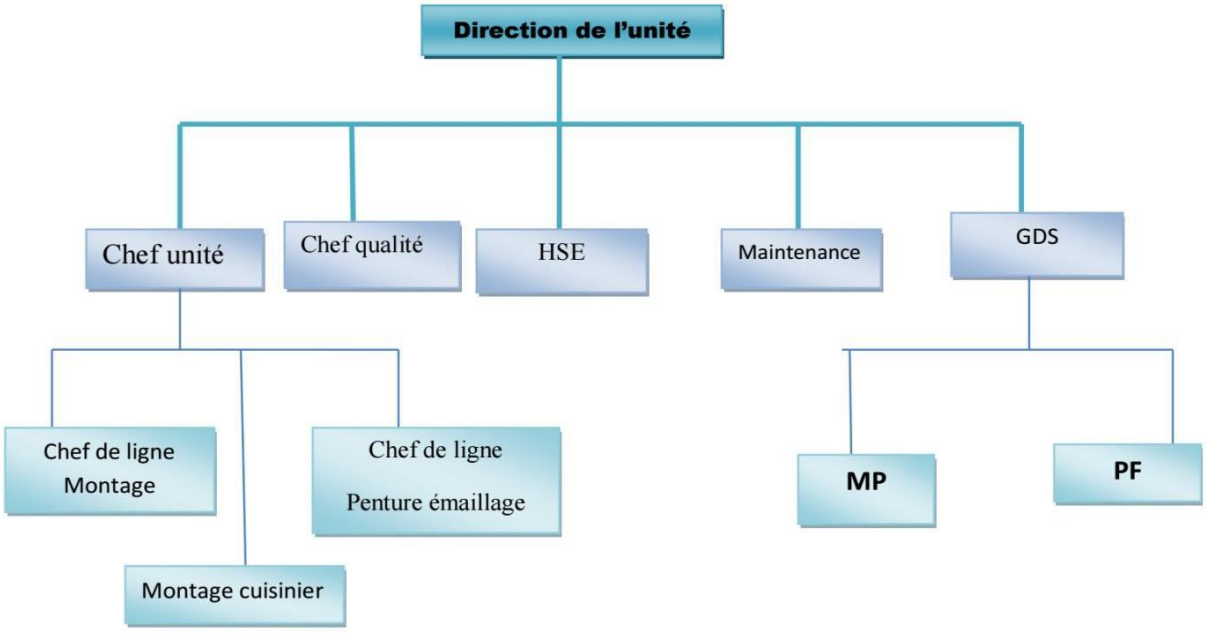


Figure 62: Organigramme de l'unité tôle et penture de l'entreprise géant électronics

I.4.3 Etude de diagnostic de la machine MSK Econotech :

La machine d'emballage MSK Econotech est un équipement industriel automatisé conçu pour l'emballage de palettes à l'aide de films thermorétractables. Ce système utilise une combinaison de mouvements mécaniques (élévateur, chariot, cadre), d'éléments thermiques (brûleurs, souffleries) et de composants électriques (capteurs, automates, moteurs) pour assurer une rétraction homogène et sécurisée du film autour de la charge. Le bon fonctionnement de cette machine est crucial pour la productivité et la sécurité de la chaîne logistique. Cependant, comme tout système automatisé complexe, elle peut être sujette à divers types de pannes. D'où l'importance de mettre en place des méthodes de diagnostic efficaces, qu'elles soient traditionnelles (visuelles, électriques, mécaniques) ou modernes (basées sur l'intelligence artificielle). Ce document présente les principaux défauts possibles, les méthodes de diagnostic associées, ainsi que les solutions hybrides permettant de limiter les arrêts imprévus et d'optimiser la performance globale de la machine.

I.4.4 Description de la machine MSK Econotech :

La MSK Econotech est une machine automatique de rétraction par film thermo-rétractable**,** conçue pour assurer l'emballage sécurisé de palettes dans divers secteurs industriels : agroalimentaire, boissons, produits chimiques, matériaux de construction, etc. Elle appartient à la gamme des machines fixes à cadre de rétraction**.**

a) Caractéristiques générales :

- ✓ **Type de machine :** Cadre fixe avec déplacement vertical.
- ✓ **Principe de fonctionnement :** Chauffage du film par air chaud pour assurer sa rétraction autour de la charge palettisée.
- ✓ **Positionnement :** En fin de ligne d'emballage, intégrée à un convoyeur automatique.
- ✓ **Commande :** Par automate programmable (PLC) avec interface opérateur (HMI) tactile.

b) Éléments principaux :

Composant	Fonction
Cadre de rétraction mobile	Monte et descend pour répartir l'air chaud uniformément sur le film.
Brûleurs à air chaud	Génèrent de l'air chaud pour provoquer la rétraction du film.
Système de soufflerie anti-collage (optionnel)	Empêche le film de coller directement à la charge durant la rétraction.

Système d'aspiration de jupe	Permet de plaquer la base du film sous la palette avant la rétraction.
Table élévatrice *(optionnelle)*	Soulève la palette pour une meilleure rétraction inférieure.
Convoyeurs d'entrée/sortie	Assurent le transport automatisé des palettes.
Chariot / bras de houssage *(selon modèle)*	Permet le positionnement précis du film avant rétraction.
Systèmes de sécurité	Incluent barrières immatérielles, arrêts d'urgence, et coffrets verrouillés.

Tableau(6): les éléments principaux de la machine MSK Econotech

c) Les étapes de fonctionnement de la machine MSK Econotech :

Description des fonctions du cadre MSK Econotech (Les palettes sont transportées dans la zone de rétraction et centrées).

La liste ci-dessous présente le déroulement des fonctions du cadre de rétraction.

Étape 1 : Positionnement de la palette dans la zone de rétraction

Étape 2 : Montée de la table élévatrice (si disponible)

Étape 3 : Descente du cadre d'air chaud

Étape 4 : Cas d'une machine compacte : housser la palette

Cas d'une machine en ligne : palette déjà houssée

Étape 5 : Mise en route de l'aspiration

Étape 6 : Mise en route des brûleurs

Étape 7 : Formation de la rétraction du dessous de palette

Étape 8 : Descente de la table élévatrice (si disponible)

Étape 9 : Mise en route de la soufflerie anti-collage (si disponible)

Étape 10 : Montée du cadre

Étape 11 : Formation de la rétraction latérale

Étape 12 : Formation de la rétraction du dessus

Étape 13 : Chariot en position haute

Étape 14 : Arrêt de la soufflerie anti-collage (si disponible)

Étape 15 : Transport palett



Figure 63 : la machine MSK Econotech

I.4.5 Les données technique de la machines :

a) Données générales de la machine :

- Version 1 Format
- Performance de houssage 100 palettes / heure
- Lieu de montage de la machine Hall
- Température ambiante min. 0 °C max. 35 °C

b) Données électriques :

- Tension secteur initiale (réseau IT) 3 x 400 V+10/-5% PE
- Fréquence réseau 50 Hz
- Tension de commande des moteurs 400 V
- Tension de freinage des moteurs 230 VAC
- Puissance nominale 26 KVA

c) Sollicitation acoustique :

- Niveau de pression acoustique des surfaces de mesure Lp selon DIN 45641 partie 1 <75 Db (A)

d) Données pneumatiques :

- Pression d'air existante 5 – 6 bars
- Alimentation en air comprimé 120 litres / palette

e) Données du gaz :

- Pression de gaz existante 50 – 99 mbar

- Type de gaz Gaz naturel GZ 50

f) Dimensions :

- Hauteur de la machine Econotech 4700 mm
- Hauteur du convoyage 600 mm +/- 50 mm
- Hauteur de palette min. 900 mm / max. 900 mm
- Poids de la palette : min. 50 kg / max. 100 kg
- Dimensions des charges : A B Dimensions L 950 X W 650 X H 900 mm/ L 728 X W 650 X H 900 mm
- Formats des palettes : A Model 60 X 60 B Model 60 X 90 Dimensions L 65 X W 72 X H 90 cm/ L 95 X W 65 X H 90 cm

g) la plaque signalétique de la machine MSK Econotech (figure 61):

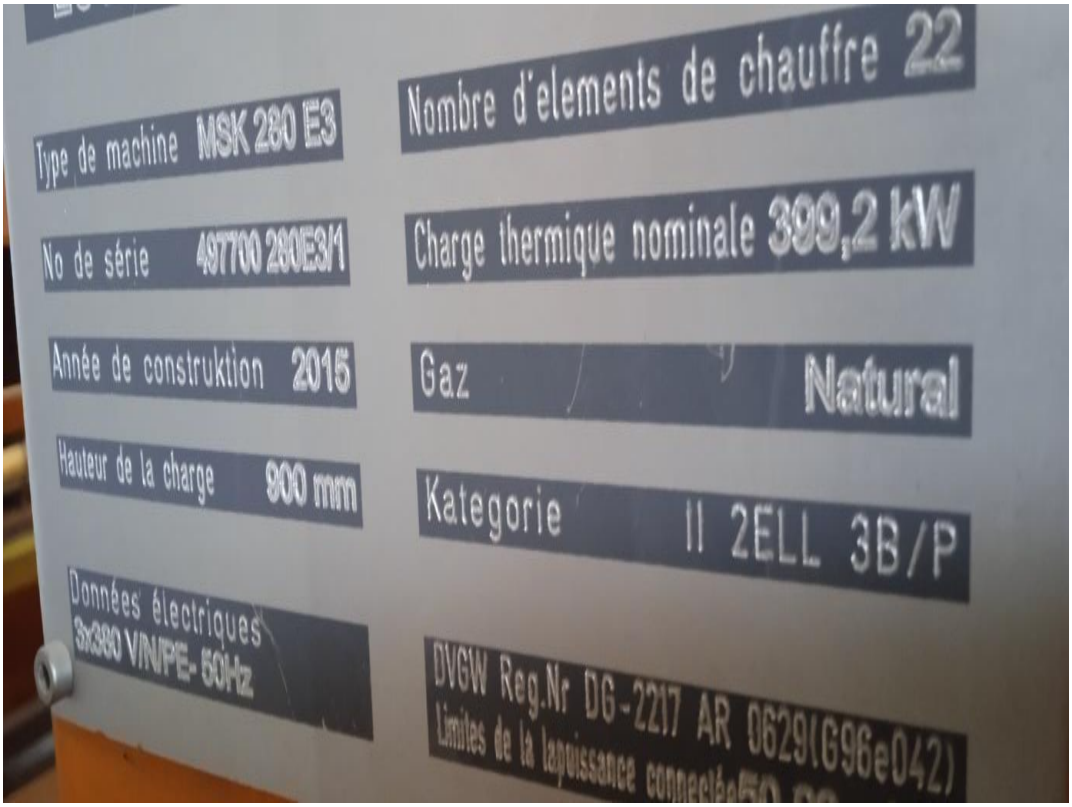


Figure 64 : Plaque signalétique de MSK

I.4.6 La partie commande de la machine :

L'armoire électrique visible sur(**la figure 65**) représente la partie commande principale de la machine **MSK Econotech**. Elle contient tous les composants nécessaires au pilotage automatique et sécurisé du processus de rétraction thermique. En haut à gauche, on trouve un automate programmable (PLC) avec ses modules d'extension, chargé d'exécuter les séquences logiques de la machine telles que la montée/descente du cadre, le déclenchement des brûleurs ou encore le contrôle des ventilateurs. À droite, des modules de régulation thermique assurent

la gestion de la température dans la chambre de rétraction. Les disjoncteurs modulaires assurent la protection des circuits électriques individuels. Des relais de commande**,** variateurs de **fréquence** et **contacteurs** permettent le contrôle des moteurs et des actionneurs. Les modules de sécurité (type Pilz ou Siemens) garantissent une exploitation sans risque en surveillant les arrêts d'urgence et les dispositifs de sécurité. Enfin, dans la partie inférieure, on trouve les modules d'entrées/sorties déportées connectés au PLC, qui permettent l'échange de signaux entre les capteurs et actionneurs répartis sur la machine. L'ensemble forme une architecture de commande centralisée, fiable et conforme aux normes industrielles en vigueur.

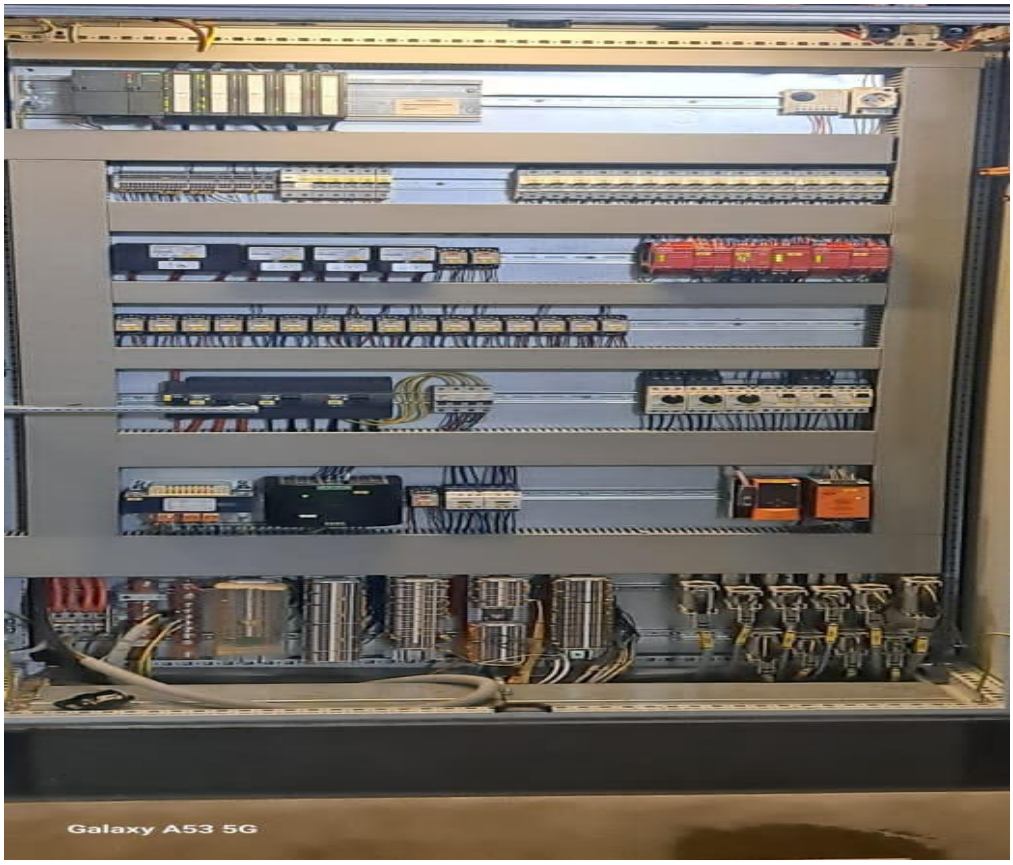


Figure 65:armoire de MSK Econotech

I.4.7 L'automate programmable de la Machine MSK Econotech :

L'automate Siemens intégré dans l'armoire de commande de la machine MSK Econotech assure le contrôle central de l'ensemble du processus de rétraction thermique **.**Il s'agit généralement d'un modèle de la série **S7-1200** ou **S7-1500 (figure 63)**, reconnu pour sa fiabilité, sa rapidité de traitement et sa compatibilité avec les systèmes industriels modernes. Cet automate reçoit les signaux des capteurs (fin de course, capteurs de température, pressostats…) et pilote en retour les actionneurs comme les moteurs, les électrovannes, les brûleurs et la soufflerie. Il est programmé via le logiciel **TIA Portal** de Siemens, utilisant des langages comme le Ladder

(LAD) ou le bloc fonctionnel (FBD). L'automate gère aussi la communication avec l'interface opérateur (HMI) pour l'affichage des états de fonctionnement, la gestion des alarmes et la modification des paramètres. Grâce à son architecture modulaire, il peut être étendu facilement avec des modules d'entrées/sorties supplémentaires ou des modules de communication. En résumé, l'automate Siemens est le « cerveau » de la machine, garantissant une gestion automatisée, sûre et performante de toutes les étapes du cycle.

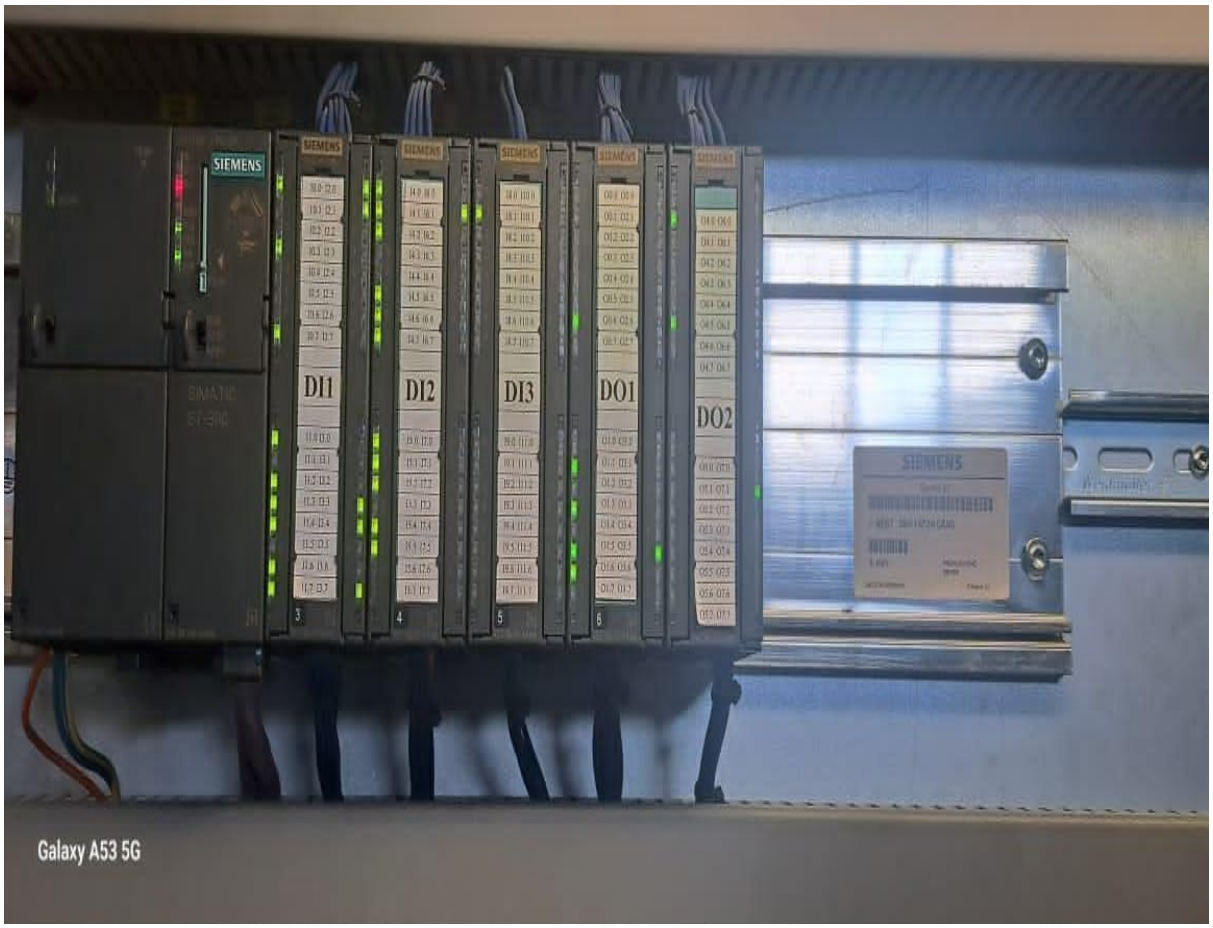


Figure 66 : l'automate programmable de la machine MSK

I.4.8 Les défauts génerale de la machine MSK Econotech :

La machine MSK Econotech peut présenter plusieurs types de défauts répartis entre les domaines mécanique, électrique et thermique. Sur le plan **mécanique**, des pannes peuvent survenir au niveau des vérins (grippage, fuite d'air), des chaînes ou courroies d'entraînement (usure ou rupture), ou du chariot (blocage ou désalignement). Du côté **électrique**, des dysfonctionnements peuvent être liés à des capteurs défectueux **(voire figure 64,65)**, des coupures dans les câbles, des relais usés, des contacteurs grillés, ou encore des surcharges sur les variateurs de fréquence. Les modules de sécurité (type Pilz) peuvent également détecter des anomalies qui arrêtent le système par précaution. En ce qui concerne les défauts **thermiques**, on

peut rencontrer des problèmes liés à une mauvaise régulation de température (thermostat HS, sonde de température cassée), des brûleurs défaillants (encrassement, électrovanne bloquée), ou une soufflerie insuffisante, provoquant une rétraction incomplète ou irrégulière du film plastique. Ces défauts, s'ils ne sont pas rapidement détectés et corrigés, peuvent affecter la qualité de l'emballage final et compromettre la sécurité du processus**(voici les trois tableaux ci-dessus 5,6,7).**

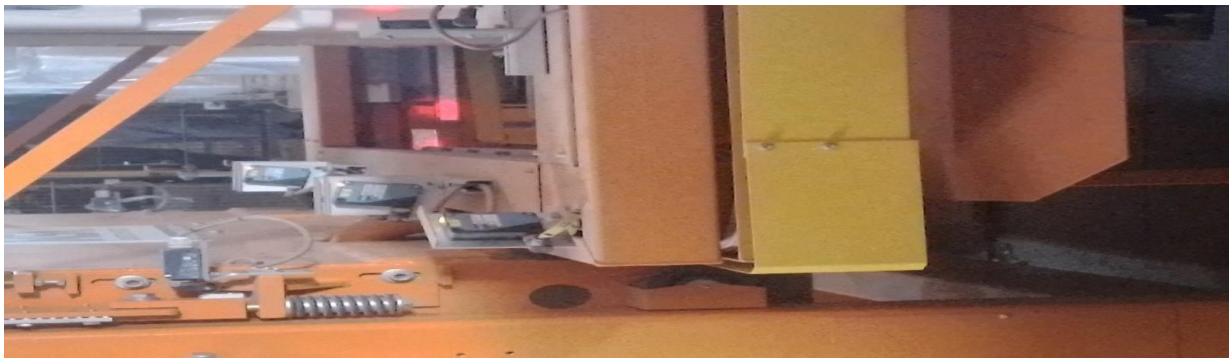


Figure 67 : défiances dans le capteur



figure 68 : une défiance dans le fin de course

a) Défauts mécaniques :

Défaut mécanique	Méthode de diagnostic
Usure ou mauvais alignement de la table élévatrice	-inspection visuelle -vérification du jeu ou bruit anormal -test de montée -descente à vide
Blocage ou déraillement du chariot	-vérification du rail et des guides -déplacement manuel si possible -contrôle de fin de course

Problème d'entraînement du cadre	-observation du mouvement du cadre -contrôle des chaines -courroies et poulies
Pièces grippées ou mal lubrifiées	-inspection manuelle (roulement, axes) -vérification de lubrification régulière
Mauvais positionnement de la palette	-vérification de l'alignement avec les captures -contrôle du positionnement automatique

Tableau(7) :les défauts mécanique de la machine

b) Défauts électriques :

Défaut électrique	Méthode de diagnostic
Capteurs défectueux	-test avec multimètre (alimentation/signal) -lecture via automate/affichage des entrées
Câblage ou connecteurs desserrés	-inspection visuelle et test de continuité -vérification des borniers,relais
Moteurs ou variateurs défaillants	-analyse des codes erreur variateur -mesure des tension d'entrée/sortie -écoute des bruits anormaux
Panne d'alimentation	-vérification des disjoncteurs, fusibles -mesure des tensions principales
Dysfonctionnement PLC ou IHM	-redémarrage de l'automate vérification des logs/message d'erreur -connexion avec logiciel de diagnostic (siemens TIA portal..)

Tableaux (8) : les défauts électrique de la machines

c) Défauts thermiques :

Défaut thermique	Méthode de diagnostic
Bruleurs défectueux	-vérification visuelle de la flamme -test d'allumage automatique -contrôle des électrovannes gaz
Mauvaise régulation de température	-lecture des sondes via l'IHM -contrôle avec thermomètre externe -vérification des PID ou régulateurs
Mauvaise répartition de la chaleur	-test des buses (obstruction ou angle) -analyse du film rétracté'zones mal rétractées
Aspiration inefficace	-contrôle du débit d'air -vérification de l'état des filtres et conduits
Soufflerie anti-collage en panne	-contrôle de mise en route automatique -test du moteur de soufflerie et capteurs associés

Tableau(9): les défauts thermique de la machine

I.4.9 L'historique des panne de la machine MSK Econotech au sien de l'entreprise géant électronics (années 2025) :

Date	Nature	Anomalies d'intervention	Travaux d'intervention	Heur de début	Date fin d'intervention	Hure fin d'inter	Temps mis en service
14/01/2025	Préventive	Préventif	Entretien Préventif Mensuel	12:00	14/01/2025	12:25	00 :25
27/01/2025	curative	Défaut dans le vérin de sécurité	réparation de vérin et mise en marche de la machine	10:10	27/01/2025	10:45	00 :35
15/02/2025	préventive	Préventif	Entretien Préventif Mensuel	09:30	15/02/2025	10:30	01 :00
19/02/2025	curative	Fuit d'huile au niveau de la centrale hydraulique	Changement de flexible hydraulique de la centrale	10:30	19/02/2025	12:25	01 :55
15/03/2025	préventive	Préventif	Entretien Préventif Mensuel	08:10	15/03/2025	09:15	01 :05

Tableau(10) : L'historique des panne de la machine MSK Econotech au sien de l'entreprise géant

I.4.10 Interprétation du tableau :

Le tableau présente un historique des interventions de maintenance réalisées sur un équipement entre le 14 janvier et le 15 mars 2025. Il distingue deux types d'interventions : préventives, visant à éviter les pannes par des entretiens réguliers, et curatives, qui répondent à des dysfonctionnements identifiés. Les entretiens préventifs ont été réalisés mensuellement, indiquant un bon suivi de la maintenance planifiée. Trois dates (14/01, 15/02, et 15/03) correspondent à ces actions régulières, chacune durant entre 25 minutes et 1h05.

En revanche, deux interventions curatives sont notées : l'une le 27/01/2025 à cause d'un défaut dans le vérin de sécurité, et l'autre le 19/02/2025 en raison d'une fuite d'huile au niveau de la centrale hydraulique. Ces pannes ont nécessité une remise en état de la machine, avec des durées d'intervention relativement longues (35 minutes et 1h55 respectivement), ce qui montre une perturbation du fonctionnement normal. Cela souligne l'importance du bon état des composants hydrauliques et de sécurité.

I.4.11 Méthodes de diagnostic possibles pour chaque panne :

1. Défaut dans le vérin de sécurité (27/01/2025)

a) **Symptôme :** Mauvais fonctionnement du système de sécurité ou perte de mouvement du vérin.

b) **Méthodes de diagnostic possibles :**

- ✓ Inspection visuelle du vérin pour déceler fissures, fuites ou éléments mal alignés.
- ✓ Test de pression hydraulique pour vérifier une baisse ou une perte de pression dans le circuit.
- ✓ Contrôle des capteurs liés à la position ou au fonctionnement du vérin.
- ✓ Analyse du bruit (écoute de bruits anormaux pendant le fonctionnement).
- ✓ Utilisation de la thermographie pour détecter une surchauffe due à une friction interne ou à un blocage.

2. Fuite d'huile au niveau de la centrale hydraulique (19/02/2025)

a) **Symptôme :** Perte d'huile apparente, pression faible, fonctionnement instable.

b) **Méthodes de diagnostic possibles :**

- ✓ Inspection visuelle pour localiser les fuites sur les tuyaux, raccords, joints ou flexibles.
- ✓ Essai de pression pour détecter les chutes anormales dans le circuit hydraulique.
- ✓ Colorant traceur ou capteurs de fuite pour identifier les points de fuite invisibles à l'œil nu.
- ✓ Analyse d'huile pour vérifier la contamination ou la dégradation du fluide hydraulique.
- ✓ Vérification du serrage des composants pour éliminer les pertes dues au desserrage.

I.4.12 Les futures diagnostics de ces pannes (machines MSK Econotech Emballage) :

À l'avenir, pour diagnostiquer efficacement les pannes telles que celles survenues dans le tableau notamment les défauts de vérin de sécurité et les fuites hydrauliques il sera essentiel d'adopter des méthodes de diagnostic plus avancées et systématiques. L'utilisation de capteurs connectés permettra de surveiller en temps réel les paramètres critiques du système, tels que la pression, la température ou la présence de fuite, offrant ainsi une alerte précoce avant qu'une défaillance ne se manifeste. En complément, des outils de diagnostic portables comme les caméras thermiques pourront détecter les surchauffes anormales dans les vérins ou les flexibles. Des tests de pression réguliers, couplés à l'analyse de l'huile hydraulique (pour repérer des impuretés, l'usure ou une contamination), permettront de repérer les premiers signes d'une dégradation. Enfin, des inspections visuelles approfondies et programmées, accompagnées de listes de contrôle précises, garantiront une détection rapide des anomalies mécaniques ou des pièces usées, évitant ainsi les arrêts non planifiés et prolongeant la durée de vie des équipements.

En conclusion, la machine d'emballage MSK Econotech, bien qu'efficace et largement automatisée, reste sujette à divers types de défaillances mécaniques, électriques et thermiques. Une compréhension claire des défauts potentiels et l'application de méthodes de diagnostic appropriées sont essentielles pour garantir sa disponibilité et sa performance. L'intégration de solutions hybrides, combinant maintenance préventive, technologies numériques et intelligence artificielle, permet non seulement de détecter les anomalies plus rapidement, mais aussi de prévenir les pannes avant qu'elles ne surviennent. En adoptant cette approche, les entreprises peuvent améliorer la fiabilité de leur production, réduire les coûts d'arrêt et allonger la durée de vie de leurs équipements.

I.5 Etude de diagnostic de four d'émaillage :

a) définition :

Un four d'émaillage est un équipement essentiel pour la cuisson de pièces en céramique ou en métal émaillé, permettant d'atteindre des températures élevées nécessaires à la vitrification des émaux. Les modèles électriques, comme le four EFCO 135 KF, offrent une plage de température allant de 400°C à 1100°C, idéale pour l'émaillage sur métal et la fusion de l'argent. Pour des applications nécessitant des températures plus élevées, le four CESAME BG46 atteint jusqu'à 1300°C, convenant à la cuisson de faïence, grès et porcelaine. Les professionnels peuvent opter pour des modèles industriels comme le Nabertherm N 300 H, capable de monter jusqu'à 1340°C avec une capacité de 300 litres, adapté aux productions en

série. Le choix du four dépendra donc du type de matériau travaillé, des températures requises et du volume de production envisagé.



Figure 69: le four d'émaillage



Figure 70 :la porte d'entrée des produits dans le four

b) La partie commande de four :

La partie commande d'un four d'émaillage est essentielle pour assurer une cuisson précise et sécurisée. Elle comprend plusieurs composants clés :

- **Boîtier de commande ou programmateur** : Permet de définir et de gérer les courbes de cuisson, incluant les paliers de température, les vitesses de montée et de descente, ainsi que les durées de maintien.
- **Thermocouple** : Capteur mesurant la température à l'intérieur du four, transmettant les données au programmateur pour un contrôle précis.
- **Résistances chauffantes** : Génèrent la chaleur nécessaire à la cuisson, pilotées par le programmateur pour atteindre et maintenir les températures souhaitées.
- **Système de régulation** : Assure une montée en température contrôlée, évitant les chocs thermiques et garantissant une cuisson uniforme.

Un entretien régulier de ces composants est crucial pour maintenir la performance du four et garantir des résultats optimaux lors de l'émaillage.

c) Les défauts possible de four :

Les fours d'émaillage peuvent présenter divers défauts affectant la qualité des pièces cuites. Parmi les problèmes courants, on trouve les fissures causées par une montée en température trop rapide, notamment entre 600 °C et 980 °C, entraînant des tensions internes, surtout dans les pièces épaisses . Des déformations peuvent survenir si les pièces sont trop fines ou asymétriques, ou si l'émail est appliqué en couche épaisse, augmentant la capacité de fusion de la terre . Une humidité résiduelle dans l'argile peut provoquer des explosions à l'intérieur du four. Concernant l'émaillage, des coulures peuvent résulter d'un émail trop fluide ou d'une surcuisson, faisant adhérer les pièces aux plaques du four . Des bulles et cloques peuvent se former à la surface de l'émail en raison de gaz emprisonnés dans l'émail ou le biscuit . Le tressaillage, ou craquelures en surface, peut apparaître si l'émail a un coefficient de dilatation supérieur à celui de l'argile . L'écaillage se produit lorsque l'émail se rétracte moins que l'argile, se détachant en écailles, notamment sur les arêtes des pièces . Un retrait de l'émail peut laisser des zones non émaillées, dû à une mauvaise adhérence de l'émail, une surface sale ou une application trop épaisse . Enfin, une surface rugueuse peut résulter d'une application d'émail trop fine ou d'une sous-cuisson . Pour minimiser ces défauts, il est essentiel de contrôler soigneusement la courbe de cuisson, d'assurer un séchage complet des pièces avant la cuisson, et d'appliquer l'émail de manière uniforme sur des surfaces propres. Une maintenance régulière du four et une bonne compréhension des matériaux utilisés contribuent également à la réussite des cuissons.

d) Le défaut major de four :

Le défaut major du four d'après l'historique (Anex1) et leur data c'est le tub radiant, Dans un four industriel, **le tube radiant** joue un rôle essentiel dans le processus de chauffage. Il s'agit d'un élément chauffant conçu pour émettre de la chaleur par rayonnement infrarouge, ce qui permet une montée en température rapide et uniforme. Grâce à sa technologie, le tube radiant assure une cuisson efficace et homogène, tout en réduisant la consommation d'énergie. Toutefois, avec le temps, il peut s'user ou s'encrasser, ce qui diminue ses performances. Un entretien régulier ou un remplacement en cas de défaillance est donc nécessaire pour garantir le bon fonctionnement du four.

e) Diagnostic de four (Tube radiant) :

Le diagnostic d'un défaut du **tube radiant** dans un four repose sur plusieurs observations. Tout d'abord, une **baisse de performance thermique** peut indiquer un problème : si le four met plus de temps à chauffer ou si la température reste instable, cela peut signaler une défaillance du tube. Ensuite, une **inspection visuelle** peut révéler des signes d'usure, de fissures, ou de décoloration anormale. Dans les systèmes à gaz, un **changement de couleur de la flamme** (flamme jaune au lieu de bleue) peut également signaler un mauvais fonctionnement. L'utilisation d'un **multimètre** permet de tester la continuité électrique du tube (dans le cas d'un modèle électrique) pour détecter une éventuelle rupture de circuit. Un tube radiant défectueux doit être remplacé rapidement pour éviter des risques de surchauffe ou une inefficacité énergétique du four.

Conclusion :

Le **diagnostic des appareils** chez **Géant Electronics** est un service clé destiné à identifier rapidement les pannes ou dysfonctionnements sur une large gamme d'équipements électroniques et électroménagers. L'entreprise met à disposition des techniciens qualifiés capables de réaliser des contrôles précis sur les composants essentiels, comme le **tube radiant** d'un four, les cartes électroniques ou les moteurs. Le diagnostic peut être effectué en atelier ou à domicile, selon le type d'appareil. Grâce à des outils de mesure et des logiciels de test modernes, Géant Electronics assure une évaluation fiable, suivie d'un devis clair pour la réparation. Ce service permet aux clients de prendre une décision éclairée avant toute intervention, et contribue à prolonger la durée de vie des équipements.

Conclusion générale

Conclusion générale

Ce mémoire a permis de dresser un panorama complet des méthodes et approches utilisées pour la détection et le diagnostic des défauts dans les machines asynchrones, qui occupent une place centrale dans les systèmes industriels grâce à leur robustesse, leur fiabilité et leur faible coût. Toutefois, malgré leur popularité, ces machines ne sont pas à l'abri de pannes diverses qui peuvent entraîner des arrêts de production, des pertes économiques ou des risques pour la sécurité des équipements.

À travers cette étude, nous avons tout d'abord présenté les principaux défauts affectant les machines asynchrones, tels que les défauts de rotor, les défauts d'enroulement statorique, les excentricités mécaniques, ou encore les déséquilibres d'alimentation. Ensuite, un état de l'art détaillé a été consacré aux techniques classiques de diagnostic (analyse des courants statoriques, analyse des vibrations, surveillance thermique…), avant d'examiner les approches modernes, notamment basées sur l'intelligence artificielle, les réseaux de neurones, la logique floue, les techniques de traitement du signal avancées (ondelettes, FFT, Hilbert, etc.) et les systèmes de diagnostic embarqués.

L'analyse comparative entre ces différentes approches a mis en évidence les limites des méthodes traditionnelles, souvent dépendantes de l'expérience humaine et peu adaptées à des conditions de fonctionnement variables. À l'inverse, les approches intelligentes et hybrides offrent une meilleure précision, une capacité d'adaptation plus forte et une automatisation accrue, mais présentent encore des défis, notamment en matière de coût de mise en œuvre, de complexité algorithmique et de besoin en données d'entraînement fiables.

Annexe

Annexe 1

Géant ELECTRONICS	SYSTÈME DE MANAGEMENT INTÉGRÉ	Référence : FOR – MNT -05
	Formulaire d'Enregistrement	Version : 01
	DOSSIER HISTORIQUE EQUIPEMENT PRE	Date d'application : 22/06/21
		Page 1 sur 2

Unité :..... *G02C02*

Section : ..... *ATELIER D'EMAILLAGE*

Equipement : ..... *FOUR DE CUISSON EMAILLAGE* *0* *0*

Code équipement : *G02C025501*

N°	DATE	HEUR	N°OT	Motif d'intervention	Travaux exécutés	Technicien	Temps emis	Observ
1	25/01/2024	09:25	C015	fésuration sur partie inferieur de tub	réparation et soudure de la fésuration de tube r	0		
2	04/02/2024	09:00	C_0103	deffaut sur le bruleur (fuite de la flam	Entretien Préventif Mensuel	samir talbi		
3	07/03/2024	09:00	C_0113	mise en service des bruleurs	Entretien Préventif Trimestriel	samir talbi	07:45	
4	19/07/2024	08:15	C_0161	un tube de radiant est fisuré	démontage de tube fisuré pour la réparation	il herizi +ade neou	02:25	
5	10/08/2024	09:15	C_0175	défaut sur le bruleur N°3	changemant de ciraméque debruleur	samir / masinissa/	04:10	
6	22/07/2024	15:00	C_0164	Bruit inormal sur l'extracteur de tunn	réparation de moteur electrique grillé	rizi et adel neouic	01:10	
7	24/09/2024	08:15	C_0203	DEFAUT ALLUMAGE DE BRULEUR N°6	CHANGEMENT CERAMIQUE DE COMBUSTION	JDNINE + NEouiou	01:45	
8	27/11/2024	09:00	C_0239	un tube de radiant est fisuré	soudage et réparation de tube radiant	oupe de maintena	09:00	
9	02/12/2024	08:30	C_0242	fin de course de la porte est déterior	réparation et mise service de four	benoudnine	00:15	
10	03/04/2024	13:45	C_0243	blocage de convoyeur à l'interieur de	déblocage et mise en service de convoyeur et le	enoudnine + heri	00:15	
11	19/01/2025	08:15	C_0266		Changement d'un céramique de bruleur et mise		02:05	
12	25/01/2025	08:10	C_0270		déparation et soudure de la fisuration du tube r		08:20	
13	20/02/2025	08:10	C_0288	mauvaise attache de crochet sur le su	reparation et mise en etat de marche	d djamel et adel r	01:00	
14	12/03/2025	10:20	C_0292	blocage des balancoire a l'interieur d	décrocher un balancoire a l'interieur de four	bendaoud djamel	01:00	
15	10/04/2025	11:00	C_0305	un Tube de radiant est fisuré	Confection et soudure d'un autre Tube radiant n	préstataire		
18	12/04/2025	09:30	C_0306	un Tube de radiant est fisuré	0	0		
19								
20								
20								

Annexe 2



Annexe 3



Annexe 4



Références bibliographiques

Références bibliographiques

[1] Benaouda omar Fethi ‘Application des techniques de l’intelligence artificielle (LF-RN) pour le contrôle direct du couple d’une mas alimente par des onduleurs multi niveaux’ Mémoire magister en électrotechnique, Université des Sciences et de la Technologie d' Oran 2013

[2] Mamadou Lamine Doumbia et Abdoulaye Traoré ‘modélisation et simulation d’une machine asynchrone à gage à l’aide du logiciel matlab/simulik’2002

[3] E. Schaeffer, "Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outil paramétriques dédiés à la simulation et à la détection des défauts", Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes, 1999.

[4] Halem Noura« Modélisation des Machines Asynchrones Triphasées à Cage en Vue du Diagnostic par la Méthode des Eléments Finis » du diplôme de doctorat option électrotechnique Université Mohamed Khider Biskra 2015

[5] Djediai Djedidet Hammi Hicham ‘’ Etude et modélisation du moteur asynchrone à double cage’’ mémoire master académique université kasdi merbah Ouargla 2016

[6] A. H. Bonnett and C. Yung, "Increased Efficiency Versus Increased Reliability," Industry Applications Magazine, IEEE, vol. 14, pp. 29-36, 2008

[7] W. T. Thomson, "A review of on-line condition monitoring techniques for three-phases quirrelcage induction motors–past, present and future," in 2nd IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives -SDEMPED ‘99, Gijon, Spain, 1999, pp. 3-17.

[8] M. S. Naït-Saïd, M. E. H. Benbouzid et A. Benchaib, "Detection of broken bars in induction motors using an extended kalman filter for rotor resistance sensor less estimation" IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.15, no 1, pp.66-70, Mars 2000

[9] N. M. Elkasabgy, A. R. eastham, G. E. Dawson, "Detection of broken bars in the cage rotor on an induction machine" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.28, no.1, Part 1, pp. 165-171, Jan.-Fév. 1992

[10] S. Bazine, "Conception et implémentation d'un Méta-modèle de machines asynchrones en défaut," Thèse de doctorat, Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle (LAII) - EA 1219, Université de Poitiers, 2009.

[11] D. G. Dorrell and A. C. Smith, "Calculation of UMP in induction motors with series or parallel winding connections," IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 9, pp. 304-310, 1994.

[12] D. G. Dorrell, W. T. Thomson, and S. Roach, "Analysis of airgap flux, current, and vibration signals as a function of the combination of static and dynamic airgap eccentricity in 3-phase induction motors," IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 33, pp. 24-34, January/February 1997.

[13] A. H. Bonnet, "Cause and analysis of Anti-Friction Bering Failures in A.C Induction Motors" IEEE Transactions on Industry Application, pp 14 - 23, Sept/Oct 1993

[14] S. Nandi, T. C. Ilamparithi, L. Sang Bin, and H. Doosoo, "Detection of Eccentricity Faults in Induction Machines Based on Nameplate Parameters," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 58, pp. 1673-1683, May 2011.

[15] R. N. Andriamalala, H. Razik, L. Baghli, and F. M. Sargos, "Eccentricity Fault Diagnosis of a Dual-Stator Winding Induction Machine Drive Considering the Slotting Effects," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 55, pp. 4238-4251, December 2008.

[16] H. Razik, "Le contenu spectral du courant absorbe par la machine asynchrone en cas de défaillance, un état de l'art," La revue 3EI, vol. 29, pp. 48-52, Juin 2002.

[17] N.Benouzza : "Approche des Vecteurs de Park Appliquée à la Détection des Défauts dans les Moteurs Asynchrones à Cage d'Ecureuil ", Thèse de Doctorat, d'Ecureuil ", Thèse de Doctorat, Technologie d'Oran, 06 Décembre 2006.

[18] Loures R, «Surveillance et diagnostic des phases transitoires des systèmes hybrides basés sur l'abstraction des dynamiques continues par réseau de pétri temporel flou», Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, France, 2006.

[19] A.Abed :" Contribution à l'Etude et au Diagnostic de la Machine Asynchrone ", Thèse de Doctorat, Université de Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2002.

[20] T. Bensana, " Diagnostic des défaillances basé sur l'analyse vibratoire d'une turbine à vapeur", These de Magister universite de Annaba, Algerie, 2008.

[21] C. Rahmoune, " Analyse et traitement du courant statorique pour la détection des défauts dans les systèmes électromécaniques", Thèse de Magister universite m'hamed bougara-boumerdes , Algerie,2011.

[22] Benbouzid, M. E. H.. A review of induction motors signature analysis as a medium for fault detection. IEEE Transactions on Industrial Electronics(2000)

[23] Roland casimir ,92 « diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes »

[24] H. Cherif., " Détection des défauts statorique et rotorique dans la machine asynchrone en utilisant l'analyse par FFT et ondelettes,", Mémoire de magister, Université de Biskra, 2014

[25] Omar DJEBILI ; «Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement». Thèse de doctorat, Université De Reims Champagne Ardenne (2013).

[26] LANDOLSI F, 2010 cours de Techniques de surveillance , ressources pédagogiques pour l'enseignement technologiques .

[27] Chevalier R, «Etat de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF», RFM, (2001).

[28] Bolaers F, Dron J.P, Rasolofondraibe L, «Prédiction et suivi de l'évolution d'un 134 écaillage de fatigue de roulement par analyse vibratoire». XVIème Congrès Français de mécanique, Nice, (2003).

[29] Philippe Arquès, Diagnostic prédictif et défaillances des machines : Théorie, traitement, analyse, reconnaissance, prédiction, Technip, 2009

[30] : Noureddine BESSOUS, Contribution Au Diagnostic Des Machines Asynchrones, magister en Electrotechnique, université de Constantine Algérie 2013.

[31] Launay, J.-C. & Bodnar, J.-L. (2009, 1er déc.). Thermographie infrarouge et applications médicales (Communication à Thermogram 2009, Reims)

[32] : BAZI Smail, Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts dans un Système Machine à Induction-Convertisseur, Ingénieur d'État en Électrotechnique de, Université de Batna 2016.

[33] Techniques de l'Ingénieur. (n.d**.).** Maintenance et diagnostic des machines asynchrones (référence ECO200). Récupéré de Techniques Ingénieur.

[34] A. Cornuéjols, L. Miclet, Y.Kodratoff, « Apprentissage Artificiel, Concepts et algorithmes » ISBN 2-212-11020-0 , 2002.

[35] : Abdelkarim bourase, « Détection Prédictive des Anomalies des Moteurs de Moyenne Tension lors des Défauts Combinés ». Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba 2015

[36] P.Vincent, « Modèles à noyaux à structure locale », Thèse de Phd en informatique , Université de Montréal,2003

[37] université du québec à montréal approche d'apprentissage automatique pour la détection du spam web :exploration de diverses caractéristiques.

[38] M.Y.Chow, R.N.Sharpe, J.C.Humg "On the application and design of artificial neural networks for motor fault detection" IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 40, pp.181-196, 1993.

[39] M.Bouzid, G.Champenois, N.Bellaj, L.Signac, K.Jelassi, "An effective neural approach for the automatic location of stator inter-turn faults in induction motor", IEEE Trans. Industrial Electronics, Vol. 55, pp. 4277-4289, Dec. 2008.

[40] J. Martins, V. Pires and A. Pires, "Unsupervised Neural-Network-Based Algorithm for an On-Line Diagnosis of Three-Phase Induction Motor Stator Fault", IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 54, no. 1, pp. 259-264, 2007.

[41] D. Asfani, A. Muhammad, Syafaruddin, M. Purnomo and T. Hiyama, "Temporary short circuit detection in induction motor winding using combination of wavelet transform and neural network", Expert Systems with Applications, vol. 39, no. 5, pp. 5367-5375, 2012.

[42] S.S.Moosavi, A. Djerdir, Y.A.Amirat, D.A.Khaburi, "Fault detection in 3-phase traction motor using artificial neural networks", IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), pp. 1-6, 2012

[43] M. Prieto, G. Cirrincione, A. Espinosa, J. Ortega and H. Henao, "Bearing fault detection by a novel condition-monitoring scheme based on statistical-time features and neural networks", IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 60, no. 8, pp. 3398-3407, 2013.

[44] V. Ghate and S. Dudul, "Cascade neural-network-based fault classifier for three phase induction motor", IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 58, no. 5, pp. 1555-1563, Bibliographie 2011.

[45] H. Arabacı and O. Bilgin, "Automatic detection and classification of rotor cage faults in squirrel cage induction motor", Neural Comput & Applic, vol. 19, no. 5, pp. 713-723, 2009.

[46] M.Bouzid, G.Champenois, N.Bellaj, K.Jelassi, "Automatic and robust diagnosis of broken rotor bars fault in induction motor", XIX International Conference on Electrical Machines - ICEM 2010, Rome.
[47] S. Guedidi, S. Zouzou, W. Laala, K. Yahia and M. Sahraoui, "Induction motors broken rotor bars detection using MCSA and neural network: experimental research", International Journal of System Assurance Engineering and Management, vol. 4, no. 2, pp. 173-181, 2013.

[48] Y.Kourd, Génération des résidus par les outils de l'intelligence artificielle pour le diagnostic des systèmes complexes, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2012.

[49] G.Dreyfus, J.M.Martinez, M.Samuelides, M.B.Gordon, F.Badran, S.Thiria, L.Hérault, Réseaux de neurones : Méthodologie et applications, Paris: Eyrolles, 2004.

[50] S.Rajakarunakaran, P.Venkumar, K.Devaraj, K.S.P.Rao, "Artificial neural network approach for fault detection in rotary system", Applied Soft Computing, Vol. 8, Issue 1, pp. 740-748, January 2008.

[51] K. E. Hemsas, Développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance, Thèse de doctorat, Université Farhat Abbes Sétif, 2005.

[52] https://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/mecanique-th7/diagnostic-et-surveillance-des-machines-42547210/surveillance-conditionnelle-par-intelligence-artificielle-et-traitement-du-signal-am3080/

[53] Mobley, R. K. (2002). An Introduction to Predictive Maintenance. Butterworth-Heinemann.

[54] Bagavathiappan, S., et al. (2013). Infrared thermography for condition monitoring – A review. Infrared Physics & Technology, 60, 35-55.

[55] Benbouzid, M. E. H. (2000). A review of induction motors signature analysis as a medium for fault detection. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 47(5), 984-993.

[56] Mba, D., & Rao, R. B. K. N. (2006). Development of acoustic emission technology for condition monitoring and diagnosis of rotating machines; Bearings, pumps, gearboxes, engines and rotating structures. The Shock and Vibration Digest, 38(1), 3-16.

[57] Jardine, A. K., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. Mechanical Systems and Signal Processing, 20(7), 1483-1510.

[58] Bouzida, Ahcene Touhami, Omar Thèse de Doctorat : Électrotechnique Diagnostic de défauts des machines asynchrones par la technique du traitement du signal: Alger, École Nationale Polytechnique : 2015

[59] abla bouguerne thèse de mémoire (2009) diagnostic automatique des défauts des moteurs asynchrone

[60] Mohamed Benmia,Naime aussama,(2024) mémoire de Master diagnostic des défaillances MAS

[61] site web: https://www.systemes-industriels.com/la-place-des-capteurs-intelligents-dans-les-systemes-industriels-modernises/

[62] Jaafar, A.: Vibration Analysis and Diagnostics Guide. College of Engineering, University of Basrah (2012).

[63] Yang, W., Court, R., Jiang. S.: Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis. Renew. Energy 53 (2013).

[64] Lee, J., Qiu, H., Yu, G., Lin. L.: Bearing Data Set. NASA Ames Prognostics Data Repository, NASA Ames Research Center, Moffett Field, University of Cincinnati (2004).

[65] article Ascom Holding AG. (2023). *IoT et intégration de capteurs* (Solution Sheet No. 03339-01 FR) [PDF]. Ascom

[66] Nathalie Julien et Eric Martin, L'usine du futur, Stratégies et déploiement, par Dunod, 2018.

[67] John McDonald, Big Data, Enterprise Data Management and IT/OT Convergence, IEEE Power & Energy Society, 2018.

[68] Saufi, S. R., Ahmad, Z. A. B., Leong. M. S., Lim. M. H: Challenges and Opportunities of Deep Learning Models for Machinery Fault Detection and Diagnosis: A Review. IEEE Access, vol. 7, 122644-122662 (2019).

[69] T. Stéphane, "data mining et statistique décisionnelle La science des données," Editions TECHNIP, vol. 5e edition, p. 934, 2017.

[70] T. Abdessettar, 'développement d'un systéme de classification automatique de l'activité physique'teluq,2018

[71] "Induction Motor Fault Diagnosis Using MCSA," IEEE Transactions on Industrial Applications, 2020.

[72] "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors," IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2005.

[73]"Detecting Rotor Faults in Induction Machines via Vibration and Park's Vector Methods," IET Electric Power Applications, 2016.

[74] "Advances in Induction Motor Monitoring and Fault Diagnosis with MCSA," IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008.

[75] "Thermal Monitoring of Induction Motors Using Infrared Thermography," IEEE Transactions on Industrial Applications, 2004.

[76] "A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Fault Detection," IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000.

[77], "Demodulation-based Fault Diagnosis for Induction Motors," Mechanical Systems and Signal Processing, 2021.

[78] "Wavelet-Based Feature Extraction for Motor Fault Detection," Measurement, 2019.

[79] "Machine Learning-Based Predictive Maintenance with SVM and CNN," Sensors, 2021.

[80] "Deep Learning for Fault Diagnosis of Rotating Machinery," Mechanical Systems and Signal Processing, 2020.