الجمهـوريـــة الجزائـريـــة الديمقـراطيـــة الشـعبيـــة
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التـــعلـيـــم العـــالـــي والبـحـــث العـلمـــي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة وهران 2 محمد بن أ حمد
Universitéd'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed

معهد الصيانة و الأمن الصناعي
Institut de Maintenance et de Sécurité Industrielle

Département

MÉMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Maintenance Industrielle et Électromécanique
Spécialité : Maintenance Industrielle et Électromécanique

Thème

Contribution au Renforcement de la Fiabilité Industrielle et la Concrétisation de Projets Industriels Par Un Système Innovant

Présenté et soutenu publiquement par :

Bendenoun Basmala

Devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Établissement	Qualité
Herouz keltoum	MBC	IMSI - UNIV ORAN 2	**Président**
Aouimer Yamina	MBC	IMSI – UNIV ORAN 2	**Encadreur**
Abdi Gheziel	MBC	IMSI - UNIV ORAN 2	**Examinateur**

Année 2025/2026

Table des matières

Table des matières I
Liste des personnages IV
Liste des tableaux V
Tableau 4.5. Comparaison des stratégies de maintenance V
Résumé VI
Liste des abréviations XI
Introduction générale 1
Contexte et enjeux de la fiabilité industrielle 2
Énoncé du problème 2
Objectifs de la thèse 3
Contribution scientifique et pratique 4
Structure de la thèse 4
Chapitre 1 : Fondamentaux et concepts de la fiabilité industrielle 6
1.1 Introduction 7
1.2 Définition et principes de la fiabilité industrielle 7
1.2.1 Définition formelle de la fiabilité 7
1.2.2 La courbe de la baignoire et les schémas de défaillance 9
1.2.3 Fiabilité versus concepts connexes 10
1.3 Indicateurs et méthodes d'évaluation de la fiabilité 11
1.3.1 Temps moyen entre les pannes (MTBF) 11
1.3.2 Analyse du taux de défaillance 12
1.3.3 Évaluation de la criticité 13
1.3.4 Autres indicateurs clés de fiabilité 13
1.4 Approches d'amélioration de la fiabilité 14
1.4.1 Approches classiques 14
1.4.2 Approches modernes 16
Contribution théorique : synthèse des approches classiques et modernes 18
1.6 Conclusion 19
Chapitre 2 : Systèmes innovants pour renforcer la fiabilité 20
2.1 Introduction 21
2.2 IoT et capteurs intelligents pour la surveillance industrielle 22

2.2.1 L'Internet industriel des objets (IIoT) 22
2.2.2 Types de capteurs pour la surveillance de la fiabilité 23
2.2.3 Acquisition de données et technologies de communication 25
2.3 Cadres de maintenance prédictive 26
2.3.1 De la maintenance préventive à la maintenance prédictive 26
Maintenance basée sur l'état (CBM) 27
2.3.3 Apprentissage automatique pour la maintenance prédictive 27
2.4 Plateformes de supervision et d'aide à la décision 28
2.4.1 SCADA et systèmes HMI 28
2.4.2 Plateformes d'analyse basées sur le cloud 29
Impact pratique des systèmes innovants sur la fiabilité industrielle 29
2.5.1 Bénéfices démontrés dans la littérature 29
2.5.2 Études de cas issues de l'industrie 30
2.6 Conclusion 31
Chapitre 3 : Méthodologie et outils pour renforcer la fiabilité 32
3.1 Introduction 33
3.2 Sélection des outils et méthodes 33
3.2.1 Critères de sélection des méthodes 33
3.2.2 Méthodes analytiques sélectionnées 34
3.3 Modèles et techniques pour renforcer la fiabilité 36
3.3.1 Pipeline de traitement des données 36
3.3.2 Techniques d'extraction de caractéristiques 37
3.3.3 Algorithmes diagnostiques et pronostiques 38
3.4 Méthodologie proposée : une approche systémique et innovante 39
3.4.1 Aperçu du Cadre intégré 39
3.4.2 Conception de l'architecture système 41
3.5 Contribution : méthodologie systémique et innovante proposée 42
3.6 Conclusion 42
Chapitre 4 : Étude de cas - Maintenance prédictive d'un moteur électrique à l'aide d'un ensemble de données industriel réel 44
4.1 Introduction 45
4.1.1 Note sur la sélection des équipements et des sources de données 45
4.2 Présentation de l'équipement et de la source de données 46

4.2.1 Description du moteur à induction triphasé 46
4.2.2 Le jeu de données Kaggle : Jeu de données sur les défauts de vibration pour machines rotatives 47
4.2.3 Modes de défaillance courants des moteurs électriques 49
4.2.4 Organisation actuelle de maintenance pour les systèmes motorisés 50
4.3 Collecte et traitement des données 51
4.3.1 Capteurs utilisés et acquisition de données 51
4.3.2 Méthodes de collecte de données et prétraitement 51
4.3.3 Indicateurs clés pour la maintenance prédictive 52
4.4 Système de surveillance embarquée innovant 54
4.4.1 Description du système 54
4.4.2 Fonctions principales du système 55
4.4.3 Architecture interne de l'unité embarquée 56
4.5 Mise en œuvre de la maintenance prédictive 56
4.5.1 Algorithmes et modèles pour la prédiction des défauts 56
4.5.2 Application au jeu de données sur les moteurs électriques 58
4.5.3 Optimisation de la maintenance et de la disponibilité 60
4.6 Résultats et discussion 62
4.6.1 Analyse des résultats 62
4.6.2 Validation du système 64
4.6.3 Comparaison avec les méthodes traditionnelles 65
4.6.4 Limites et perspectives d'amélioration 66
4.6.5 Transférabilité vers d'autres équipements industriels 66
4.7 Conclusion 67
Conclusion générale 69
Synthèse des contributions 69
Validation du renforcement de la fiabilité 70
Validation de la matérialisation des projets industriels 70
Perspectives et travaux futurs 70
Références 72

Liste des personnages

Figure 1.1. *La courbe de la baignoire - Taux de défaillance des équipements au fil du temps* 9

Figure 2.1. *Architecture IIoT pour les systèmes de surveillance industrielle* 22

Figure 2.2. *Évolution de l'efficacité de la stratégie de maintenance* 26

Figure 3.1. *Cadre méthodologique intégré pour l'amélioration de la fiabilité* 39

Figure 4.0. *Installation expérimentale du moteur à induction triphasé de 45 kW utilisé pour la collecte des données de vibration (Source : Kafeel et al., 2021, MDPI Sensors, DOI : 10.3390/s21227587)* 46

Figure 4.5. *Architecture proposée d'un système de surveillance embarqué à trois niveaux* 54

Figure 4.6. *Pipeline de traitement des données pour la maintenance prédictive* 55

Figure 4.1. *Signaux de vibration d'échantillon - Moteur normal vs. défectueux* 58

Figure 4.2. *Comparaison du spectre de fréquences - Normal vs. défectueux* 59

Figure 4.3. *Distributions statistiques des caractéristiques - Normale (Vert) vs. Défectueuse (Rouge)* 59

Figure 4.7. *Comparaison des performances des modèles de classification* 62

Figure 4.4. *Classification de forêt aléatoire à matrice de confusion (ensemble de test)* 64

Figure 4.8. *Comparaison de l'impact des stratégies de maintenance (moins c'est mieux pour le coût/risque)* 65

Liste des tableaux

Tableau 1.1. *Indicateurs clés de fiabilité et leurs définitions*

Tableau 2.1. *Comparaison des types de capteurs pour la surveillance de la fiabilité industrielle*

Tableau 3.1. *Méthodes analytiques sélectionnées pour l'amélioration de la fiabilité*

Tableau 4.1. *Résumé de la structure du jeu de données*

Tableau 4.2. *Caractéristiques extraites du domaine temporel*

Tableau 4.3. *Définitions des bandes de fréquences pour l'analyse spectrale*

Tableau 4.4. *Comparaison des performances des modèles de classification*

Tableau 4.5. Comparaison des stratégies de maintenance

Résumé

La fiabilité industrielle constitue un pilier fondamental des systèmes modernes de fabrication et de production, influençant directement l'efficacité opérationnelle, les résultats de sécurité et la durabilité économique. À mesure que les processus industriels deviennent de plus en plus complexes et interconnectés, les approches traditionnelles de la maintenance et de la gestion de la fiabilité se sont révélées insuffisantes pour relever les défis émergents posés par des équipements sophistiqués opérant dans des environnements exigeants. Cette thèse présente une contribution globale au renforcement de la fiabilité industrielle par le développement et la matérialisation d'un système de surveillance innovant conçu pour faciliter la transition des paradigmes de maintenance réactive et préventive vers des stratégies prédictives et basées sur les conditions.

La première partie de ce travail établit une base théorique solide en examinant les concepts fondamentaux de fiabilité industrielle, incluant des indicateurs clés de performance tels que le temps moyen entre défaillances (MTBF), l'analyse du taux de défaillance et les méthodologies d'évaluation de la criticité. Une analyse comparative des méthodes classiques d'amélioration de la fiabilité aux approches modernes basées sur les données révèle des opportunités significatives d'amélioration grâce à l'intégration des technologies Internet des objets (IoT), des capteurs intelligents et des algorithmes d'apprentissage automatique dans les cadres de maintenance existants.

La seconde partie introduit le système innovant proposé, une plateforme de surveillance embarquée conçue pour être déployée directement sur des équipements industriels pour l'acquisition de données en temps réel, le prétraitement et la communication avec des plateformes de supervision centralisées. L'architecture du système intègre l'acquisition de données par microcontrôleur, plusieurs modalités de capteurs incluant vibrations, températures et capteurs de courant, ainsi que des capacités de communication sans fil. Les fondements théoriques du système sont explorés dans le contexte de l'Industrie 4.0 et de la transformation numérique plus large des pratiques de maintenance industrielle.

La troisième partie développe une méthodologie systématique pour mettre en œuvre l'amélioration de la fiabilité à travers le système proposé, englobant les protocoles de collecte de données, les techniques de traitement du signal, les méthodes d'extraction de caractéristiques et les algorithmes de diagnostic. La méthodologie s'appuie sur des cadres établis tels que la maintenance centrée sur la fiabilité (RCM), l'analyse des modes et effets de défaillance (FMEA) et l'analyse des arbres de défaut (FTA), tout en intégrant des approches contemporaines basées sur les données pour la détection d'anomalies et l'estimation de la durée de vie utile restante.

La quatrième partie présente une étude de cas pratique axée sur la maintenance prédictive d'un moteur électrique, sélectionné comme actif industriel représentatif en raison de son

utilisation généralisée dans les industries manufacturière, énergétique et de procédés. Bien que le plan de travail initial prévoyait une étude sur les turbines industrielles, l'accès à de tels équipements n'était pas disponible pendant la période de recherche ; par conséquent, un moteur à induction triphasé a été choisi comme substitut virtuel et démonstratif. L'étude de cas démontre l'application du système innovant pour la surveillance de l'état basée sur les vibrations, le profilage de température et l'analyse de signature électrique, fournissant un cadre complet pour la détection des pannes et l'évaluation de la santé.

Les résultats démontrent la faisabilité et l'efficacité de l'approche proposée pour détecter les pannes en phase précoce, réduire les temps d'arrêt imprévus et fournir des recommandations de maintenance concrètes. La thèse se conclut par une synthèse des contributions théoriques et pratiques, ainsi que des perspectives pour la recherche future et le déploiement industriel.

Mots-clés : *fiabilité industrielle, maintenance prédictive, Internet des objets (IoT), systèmes embarqués, surveillance de l'état, moteur électrique, analyse des vibrations, apprentissage automatique, Industrie 4.0, diagnostic des pannes.*

Résumé

Industrial reliability is a fundamental pillar of modern manufacturing and production systems, directly influencing operational efficiency, safety outcomes, and economic sustainability. As industrial processes become increasingly complex and interconnected, traditional approaches to maintenance and reliability management have proven insufficient to address the emerging challenges posed by sophisticated equipment operating in demanding environments. This thesis presents a global contribution to the enhancement of industrial reliability through the development and realization of an innovative monitoring system designed to facilitate the transition from reactive and preventive maintenance paradigms to predictive and conditional strategies.

The first part of this work establishes an in-depth theoretical foundation by examining the fundamental concepts of industrial reliability, including key performance indicators such as mean time between failures (MTBF), failure rate analysis, and critical evaluation methodologies. A comparative analysis of classical reliability improvement methods and modern data-driven approaches reveals significant opportunities for improvement through the integration of Internet of Things (IoT) technologies, smart sensors, and machine learning algorithms into existing maintenance frameworks.

The second part presents the proposed innovative system, an embedded monitoring platform designed to be deployed directly on industrial equipment to ensure real-time data acquisition, preprocessing and communication with centralized supervision platforms. The system architecture incorporates microcontroller-based data acquisition, several types of sensors, including vibration, temperature and current sensors, as well as wireless communication capabilities. The theoretical foundations of the system are studied in the context of Industry 4.0 and the broader digital transformation of industrial maintenance practices.

The third part develops a systematic methodology for the implementation of reliability improvement by means of the proposed system, encompassing data collection protocols, signal processing techniques, feature extraction methods, and diagnostic algorithms. The methodology builds on established frameworks such as Reliability-Centered Maintenance (RCM), Failure Mode and Effects Analysis (FMEA), and Fault Tree Analysis (FTA), while incorporating contemporary data-driven approaches for anomaly detection and remaining service life estimation.

The fourth part presents a practical case study on the predictive maintenance of an electric motor, selected as a representative industrial asset due to its widespread use in the manufacturing, energy and process industries. Although the initial work plan envisaged a study on industrial turbines, access to such equipment was not available during the construction period.

research; therefore, a three-phase asynchronous motor was chosen as a virtual and demonstrative substitute. The case study demonstrates the application of the innovative system for vibration-based condition monitoring, temperature profiling and electrical signature analysis, thus providing a comprehensive framework for fault detection and health assessment.

The results demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed approach to detect defects at an early stage, reduce unplanned downtime, and provide actionable maintenance recommendations. The thesis concludes with a synthesis of theoretical and practical contributions, as well as perspectives for future research and industrial deployment.

Keywords: *Industrial reliability, predictive maintenance, Internet of Things (IoT), embedded systems, condition monitoring, electric motor, vibration analysis, machine learning, Industry 4.0, fault diagnosis.*

تشكل الموثوقية الصناعية ركيزة أساسية للأنظمة الحديثة للتصنيع والإنتاج، إذ تؤثر بشكل مباشر في الكفاءة التشغيلية، ونتائج السلامة، والاستدامة الاقتصادية. ومع ازدياد تعقيد العمليات الصناعية وترابطها، أثبتت الأساليب التقليدية للصيانة وإدارة الموثوقية عدم كفايتها لمواجهة التحديات الناشئة التي تفرضها المعدات المتطورة العاملة في بيئات تتسم بمتطلبات عالية. تقدم هذه الأطروحة إسهامًا شاملًا في تعزيز الموثوقية الصناعية من خلال تطوير وتجسيد نظام مراقبة مبتكر مصمم لتسهيل الانتقال من نماذج الصيانة التفاعلية والوقائية نحو استراتيجيات الصيانة التنبؤية والقائمة على الحالة.

يؤسس الجزء الأول من هذا العمل قاعدة نظرية متينة من خلال دراسة المفاهيم الأساسية للموثوقية الصناعية، بما في ذلك مؤشرات الأداء الرئيسية مثل متوسط الزمن بين الأعطال (*MTBF*)، وتحليل معدل الأعطال، ومنهجيات تقييم الأهمية الحرجة. ويكشف التحليل المقارن لأساليب تعزيز الموثوقية الكلاسيكية إلى جانب الأساليب الحديثة القائمة على البيانات عن فرص كبيرة للتحسين من خلال دمج تقنيات إنترنت الأشياء (*IoT*)، وأجهزة الاستشعار الذكية، وخوارزميات التعلم الآلي ضمن أطر الصيانة القائمة.

يقدم الجزء الثاني النظام المبتكر المقترح، وهو منصة مراقبة مدمجة مصممة للنشر مباشرة على المعدات الصناعية من أجل اكتساب البيانات ومعالجتها مسبقًا والتواصل مع منصات الإشراف المركزية في الوقت الفعلي. تدمج بنية النظام اكتساب البيانات القائم على المتحكمات الدقيقة، وأنماطًا متعددة من أجهزة الاستشعار بما في ذلك مستشعرات الاهتزاز ودرجة الحرارة والتيار، وقدرات الاتصال اللاسلكي. ويتم استكشاف الأسس النظرية للنظام في سياق الصناعة 4.0 والتحول الرقمي الأوسع لممارسات الصيانة الصناعية.

يطور الجزء الثالث منهجية منهجية لتنفيذ تعزيز الموثوقية من خلال النظام المقترح، تشمل بروتوكولات جمع البيانات، وتقنيات معالجة الإشارات، وطرق استخراج السمات، وخوارزميات التشخيص. وتستند المنهجية إلى أطر راسخة مثل الصيانة المتمركزة حول الموثوقية (*RCM*)، وتحليل أنماط وآثار الأعطال (*FMEA*)، وتحليل شجرة الأعطال (*FTA*)، مع دمج الأساليب المعاصرة القائمة على البيانات لاكتشاف الحالات الشاذة وتقدير العمر الإنتاجي المتبقي.

يقدم الجزء الرابع دراسة حالة عملية تركز على الصيانة التنبؤية لمحرك كهربائي، وقد تم اختياره كأصل صناعي تمثيلي نظرًا لاستخدامه الواسع في صناعات التصنيع والطاقة والعمليات. وعلى الرغم من أن خطة العمل الأصلية كانت تتصور إجراء دراسة على التوربينات الصناعية، فإن الوصول إلى مثل هذه المعدات لم يكن متاحًا خلال فترة البحث؛ ولذلك تم اختيار محرك حثي ثلاثي الطور كبديل افتراضي وتوضيحي. وتوضح دراسة الحالة تطبيق النظام المبتكر لمراقبة الحالة القائمة على الاهتزاز، وتحديد خصائص درجة الحرارة، وتحليل البصمة الكهربائية، مما يوفر إطارًا شاملًا لاكتشاف الأعطال وتقييم الحالة الصحية.

تُظهر النتائج جدوى وفعالية النهج المقترح في اكتشاف الأعطال في مراحلها المبكرة، وتقليل فترات التوقف غير المخطط لها، وتقديم توصيات صيانة قابلة للتنفيذ. وتختتم الأطروحة بتوليف للإسهامات النظرية والعملية، إلى جانب آفاق البحث المستقبلي والنشر الصناعي.

الكلمات المفتاحية: الموثوقية الصناعية، الصيانة التنبؤية، إنترنت الأشياء (IoT)، الأنظمة المدمجة، مراقبة الحالة، المحرك الكهربائي، تحليل الاهتزاز، التعلم الآلي، الصناعة 4.0، تشخيص الأعطال.

Liste des abréviations

Le tableau suivant présente les abréviations et acronymes utilisés tout au long de cette thèse, ainsi que leurs formes complètes, pour faciliter la lecture et la compréhension.

Abréviation	Forme complète
ADC	Convertisseur analogique-numérique
ARM	Machines RISC avancées (architecture de microcontrôleurs)
BLE	Bluetooth Faible Énergie
BPFI	Fréquence de passe de balle Course intérieure
BPFO	Fréquence de passe de balle Course extérieure
BSF	Fréquence de rotation de la boule
CBM	Maintenance basée sur l'état
CI	Indice de criticité
CMMS	Système informatisé de gestion de la maintenance
CNN	Réseau de neurones convolutionnel
DOI	Identifiant d'objet numérique
FFT	Transformée rapide de Fourier
FMEA	Analyse des modes de défaillance et des effets
Accord de libre échange	Analyse de l'arbre de failles
FTF	Fréquence fondamentale des trains
GRU	Unité récurrente fermée
HMI	Interface homme-machine
CVC	Chauffage, ventilation et climatisation
IEC	Commission électrotechnique internationale
IIoT	Internet industriel des objets
IoT	Internet des objets
ISO	Organisation internationale de normalisation
ÇA	Technologies de l'information
LoRaWAN	Réseau étendu à longue portée
LSTM	Mémoire à court terme à long terme
MAT	Format de fichier MATLAB (.mat)
MATLAB	Matrix Laboratory (environnement de calcul numérique)
MCSA	Analyse de la signature des courants moteurs

Abréviation	Forme complète
MDPI	Institut pluridisciplinaire de l'édition numérique
MEMS	Systèmes micro-électromécaniques
ML	Apprentissage automatique
MTBF	Temps moyen entre les pannes
MTTF	Temps moyen avant la défaillance
MTTR	Temps moyen de réparation
NB-IoT	Internet des objets à bande étroite
OEE	Efficacité globale de l'équipement
OT	Technologie opérationnelle
PHM	Pronostique et gestion de la santé
QRA	Évaluation quantitative des risques
RAMS	Fiabilité, Disponibilité, Maintenabilité, Sécurité
RBF	Fonction de base radiale
RCM	Maintenance centrée sur la fiabilité
RMS	Racine carrée moyenne
RNN	Réseau de neurones récurrent
ROI	Retour sur investissement
RPM	Révolutions par minute
RPN	Numéro de priorité de risque
RTD	Détecteur de température de résistance
RUL	Durée de vie utile restante
SAE	Société des ingénieurs automobiles
SCADA	Contrôle de supervision et acquisition de données
SPI	Interface périphérique série
STFT	Transformée de Fourier en court temps
SVM	Machine à vecteurs de support
TPM	Entretien Productif Total
UART	Récepteur-émetteur asynchrone universel

Introduction générale

Contexte et enjeux de la fiabilité industrielle

Le paysage industriel moderne se caractérise par un niveau de complexité sans précédent dans les processus de fabrication, les systèmes de production et les architectures d'équipements. Alors que les industries s'efforcent de répondre à la demande croissante de productivité, de qualité et de compétitivité, la fiabilité des systèmes industriels est devenue un déterminant crucial du succès opérationnel. La fiabilité industrielle, définie comme la probabilité qu'un système ou un composant accomplisse sa fonction requise dans des conditions spécifiées pendant une période donnée, impacte directement la production de production, les coûts de maintenance, la sécurité des travailleurs et la conformité environnementale. Les conséquences des pannes d'équipement vont bien au-delà des coûts immédiats de réparation, incluant les pertes de production, les perturbations de la chaîne d'approvisionnement, les dommages à la réputation et, dans les cas graves, les incidents catastrophiques de sécurité.

L'évolution des pratiques de maintenance industrielle a suivi une trajectoire passant d'approches purement réactives, où les équipements sont réparés après une panne, via une maintenance préventive basée sur le temps, au paradigme contemporain de maintenance basée sur l'état et prédictive. Chaque transition a représenté une avancée significative dans la capacité à anticiper, prévenir et gérer la dégradation des équipements. Cependant, malgré ces avancées, de nombreuses organisations industrielles continuent de rencontrer des taux élevés d'arrêts imprévus, des coûts de maintenance excessifs et une incapacité à exploiter pleinement les données générées par leurs équipements et procédés. Selon des analyses industrielles, les temps d'arrêt non planifiés coûtent aux fabricants environ 50 milliards de dollars par an dans le monde, soulignant les immenses enjeux économiques associés à la gestion de la fiabilité[MOBLEY02].

L'émergence de l'Industrie 4.0 et de l'Internet des objets industriel (IIoT) a introduit des possibilités transformatrices pour l'ingénierie de la fiabilité. La prolifération de capteurs abordables, de microcontrôleurs à faible consommation, de plateformes de cloud computing et d'algorithmes analytiques avancés a créé la base technologique d'une nouvelle génération de stratégies de maintenance. Ces stratégies exploitent les données en temps réel sur l'état des équipements pour détecter des pannes imminentes, prédire la durée de vie utile restante et optimiser la planification de la maintenance de manière auparavant impraticable ou impossible. La convergence des technologies opérationnelles (OT) et des technologies de l'information (IT) dans les environnements industriels a encore accéléré cette transformation, permettant un flux fluide de données du sol d'usine aux systèmes d'aide à la décision en entreprise.

Énoncé du problème

Malgré la disponibilité de technologies de surveillance avancées et de méthodes analytiques sophistiquées, la mise en œuvre pratique de la maintenance prédictive dans les milieux industriels reste semée de défis. De nombreuses installations industrielles, en

particulier dans les économies en développement et les petites et moyennes entreprises, manquent d'infrastructures, d'expertise et de ressources financières nécessaires pour déployer des systèmes complets de surveillance de l'état. Les solutions commerciales existantes sont souvent prohibitives, difficiles à intégrer avec des équipements hérités et nécessitent des connaissances spécialisées pour leur exploitation et leur interprétation. De plus, l'écart entre la recherche académique et l'application industrielle reste important, de nombreux algorithmes et méthodologies prometteurs ne parvenant pas à passer des environnements de laboratoire au déploiement industriel réel.

La réalisation de projets industriels impliquant l'amélioration de la fiabilité nécessite non seulement l'innovation technique, mais aussi une prise en compte pratique des contraintes économiques, de la préparation organisationnelle et des contextes opérationnels spécifiques dans lesquels les systèmes seront déployés. Il existe un besoin pressant de solutions intégrées, rentables et évolutives capables de combler le fossé entre l'ingénierie théorique de la fiabilité et la mise en œuvre industrielle pratique. Ce besoin est particulièrement aigu dans le contexte des économies émergentes, où les efforts de modernisation industrielle doivent équilibrer aspiration technologique et réalité économique.

Objectifs de la thèse

Cette thèse poursuit plusieurs objectifs interconnectés couvrant à la fois des domaines théoriques et pratiques. L'objectif scientifique principal est de contribuer à l'ensemble des connaissances sur la fiabilité industrielle en synthétisant les principes classiques de l'ingénierie de la fiabilité avec des approches technologiques modernes, en particulier celles rendues possibles par l'IoT et l'analyse de données. La thèse vise à établir un cadre complet intégrant plusieurs méthodologies d'évaluation de la fiabilité, des technologies de surveillance et des algorithmes de diagnostic dans un système cohérent et exploitable.

L'objectif pratique porte sur la conception et la démonstration d'un système de surveillance embarqué innovant capable d'acquérir, de traiter et de transmettre en temps réel les données de santé des équipements. Ce système est destiné à servir de base pour la mise en œuvre de la maintenance prédictive en main, avec la flexibilité d'accueillir différents types d'équipements, configurations de capteurs et besoins analytiques. La conception du système met l'accent sur la modularité, la rentabilité et la facilité de déploiement, en répondant aux obstacles pratiques qui ont limité l'adoption de la maintenance prédictive dans des environnements industriels à ressources limitées.

L'objectif démonstratif concerne l'application du système et de la méthodologie proposés à une étude de cas industrielle représentative. Bien que le plan de travail initial prévoyait une étude de cas basée sur des turbines, des contraintes pratiques liées à l'accès aux équipements ont nécessité le choix d'un actif alternatif. Un moteur électrique triphasé a été choisi comme équipement de substitution, compte tenu de son omniprésence dans les milieux industriels, de la nature bien documentée de ses modes de défaillance et de la

disponibilité de jeux de données complets et de méthodologies de diagnostic dans la littérature.

Contribution scientifique et pratique

La contribution scientifique de cette thèse réside dans l'intégration de multiples approches d'amélioration de la fiabilité dans un cadre unifié qui combine rigueur théorique et applicabilité pratique. En comblant le fossé entre les méthodes classiques d'analyse de fiabilité telles que FMEA, FTA et RCM, et les techniques modernes basées sur les données telles que l'apprentissage automatique et la surveillance basée sur l'IoT, ce travail offre une perspective globale sur la fiabilité industrielle qui aborde à la fois les dimensions stratégique et opérationnelle du problème. L'analyse comparative des approches traditionnelles versus modernes offre des perspectives précieuses aux chercheurs et praticiens cherchant à comprendre les forces, les limites et la nature complémentaire des différentes stratégies d'amélioration de la fiabilité.

La contribution pratique se manifeste dans la conception d'un système de surveillance innovant qui démontre la faisabilité de mettre en œuvre des capacités avancées de maintenance prédictive utilisant des technologies accessibles et abordables. L'architecture du système, qui intègre l'informatique embarquée, la détection multimodale et la communication sans fil, représente une avancée concrète vers la démocratisation de la maintenance prédictive, rendant ces capacités accessibles à un plus large éventail d'organisations industrielles. L'étude de cas sur la surveillance des moteurs électriques offre une illustration détaillée et reproductible de la manière dont le système et la méthodologie peuvent être appliqués en pratique, générant des résultats validant l'efficacité de l'approche.

Structure de la thèse

Cette thèse est organisée en quatre chapitres principaux, chacun abordant un aspect spécifique de l'objectif global de la recherche. Le chapitre 1 établit la base théorique en examinant les concepts et principes fondamentaux de la fiabilité industrielle, y compris les définitions, les indicateurs de performance, les méthodes d'évaluation et les différentes approches disponibles pour améliorer la fiabilité. Le chapitre propose un examen complet de l'état de l'art, identifiant les principaux défis et opportunités qui motivent la recherche.

Le chapitre 2 explore le paysage des systèmes innovants pour renforcer la fiabilité, avec un accent particulier sur les technologies IoT, capteurs intelligents, plateformes de supervision et cadres de maintenance prédictive. Le chapitre explique comment ces technologies peuvent se matérialiser dans de réels contextes industriels et examine l'impact pratique des systèmes innovants sur la fiabilité des équipements et l'efficacité de la maintenance.

Le chapitre 3 développe la méthodologie et les outils nécessaires à la mise en œuvre systématique de l'amélioration de la fiabilité à travers le système innovant proposé. Cela inclut la sélection des méthodes analytiques, la conception de pipelines de traitement des

données, la configuration des algorithmes de diagnostic et l'intégration de ces composants dans un cadre opérationnel cohérent.

Le chapitre 4 présente l'étude de cas, qui applique la méthodologie développée à la maintenance prédictive d'un moteur électrique. Le chapitre couvre la présentation de l'équipement, les procédures de collecte et de traitement des données, la description du système embarqué innovant, la mise en œuvre d'algorithmes de maintenance prédictive, ainsi que l'analyse et la discussion des résultats. Le chapitre aborde également les limites de l'étude et propose des orientations pour les travaux futurs.

Enfin, la conclusion générale synthétise les contributions de la thèse, évalue dans quelle mesure les objectifs de recherche ont été atteints et expose des perspectives pour la recherche future et le déploiement industriel du système et de la méthodologie proposés.

Chapitre 1 : Fondamentaux et concepts de la fiabilité industrielle

1.1 Introduction

La fiabilité industrielle représente l'une des disciplines les plus critiques de l'ingénierie moderne, servant de base scientifique sur laquelle reposent la conception, l'exploitation et la maintenance de systèmes complexes. Le concept de fiabilité va bien au-delà de la simple notion que l'équipement fonctionne sans défaillance ; il englobe un cadre complet de principes, méthodologies et métriques permettant aux ingénieurs et aux managers de comprendre, prédire et améliorer la performance des systèmes industriels tout au long de leur cycle de vie opérationnel. À mesure que les processus industriels deviennent de plus en plus sophistiqués et interconnectés, l'importance de la fiabilité a augmenté en conséquence, passant d'une préoccupation technique spécialisée à un impératif stratégique qui influence directement la compétitivité, la durabilité et la sécurité organisationnelles.

Les origines de l'ingénierie de la fiabilité remontent au début du XXe siècle, lorsque la complexité croissante des systèmes électriques et mécaniques a révélé les limites des approches de conception purement déterministes. Le développement de la théorie des probabilités et son application aux problèmes d'ingénierie ont fourni la base mathématique d'une nouvelle discipline capable de quantifier la probabilité de succès ou d'échec du système. Pendant la Seconde Guerre mondiale, le besoin pressant d'équipements militaires fiables a accéléré le développement des méthodes de fiabilité, et dans l'après-guerre, ces méthodes ont été progressivement adaptées et affinées pour être appliquées dans les industries civiles, notamment l'aérospatiale, l'automobile, la production d'énergie et la fabrication[OCONNOR12].

Dans le contexte industriel contemporain, l'ingénierie de la fiabilité s'appuie sur une grande diversité de disciplines scientifiques et techniques, notamment la théorie des probabilités, les statistiques, la science des matériaux, le génie mécanique, le génie électrique et l'informatique. Cette nature interdisciplinaire reflète la complexité des phénomènes que les ingénieurs en fiabilité doivent aborder, des mécanismes microscopiques de dégradation des matériaux aux interactions au niveau du système qui déterminent la performance globale des installations industrielles complexes. Le domaine a évolué de son focus initial sur l'analyse des pannes au niveau des composants pour englober l'optimisation de la fiabilité au niveau système, l'évaluation des risques et la gestion du cycle de vie.

Ce chapitre propose un examen complet des concepts et principes fondamentaux de la fiabilité industrielle. Il commence par des définitions formelles et le cadre théorique qui sous-tend l'analyse de fiabilité, discute des indicateurs clés et des méthodes d'évaluation utilisés en pratique, explore les différentes approches disponibles pour améliorer la fiabilité, et conclut par une synthèse des contributions théoriques de cette thèse au domaine.

1.2 Définition et principes de la fiabilité industrielle

1.2.1 Définition formelle de la fiabilité

La fiabilité est formellement définie comme la probabilité qu'un composant, un système ou un dispositif remplisse sa fonction prévue de manière satisfaisante dans des

conditions de fonctionnement spécifiées pendant une période de temps donnée. Cette définition, standardisée par des organisations internationales telles que la Commission électrotechnique internationale (CEI) et l'Organisation internationale de normalisation (ISO), met en lumière les trois éléments essentiels qui doivent être spécifiés pour toute évaluation significative de fiabilité : la fonction requise, les conditions de fonctionnement et la période d'intérêt[BIROLINI17].

Mathématiquement, la fiabilité peut s'exprimer en fonction du temps, notée R(t), qui représente la probabilité qu'un système survive (continue de fonctionner correctement) jusqu'au temps t. Si T désigne la variable aléatoire représentant le temps jusqu'à la panne, alors la fonction de fiabilité est définie comme suit :

où F(t) est la fonction de distribution cumulative du temps avant la panne. La fonction de fiabilité est une fonction décroissante monotone, commençant à R(0) = 1 (le système est supposé fonctionner au temps zéro) et tendant asymptotiquement vers zéro avec le temps. La forme de la fonction de fiabilité dépend de la distribution de défaillance sous-jacente, déterminée par les mécanismes physiques de dégradation et les conditions de fonctionnement vécues par le système.

Le complément de la fonction de fiabilité est la distribution d'instabilité ou d'échec cumulée F(t), qui donne la probabilité que le système ait échoué au temps t. La fonction de densité de probabilité du temps jusqu'à la défaillance, f(t), est obtenue en différentiant F(t) :

Le taux de défaillance ou fonction de risque h(t) représente le taux instantané de défaillance au temps t, étant donné que le système a survécu jusqu'à ce moment. Elle est définie comme le rapport entre la fonction de densité de probabilité et la fonction de fiabilité :

Le taux de défaillance est un concept crucial en ingénierie de la fiabilité car il caractérise la probabilité changeante de défaillance en fonction de l'âge du système. Comprendre le comportement du taux de défaillance au fil du temps permet aux ingénieurs d'identifier des stratégies de maintenance appropriées, de prédire les schémas de panne futurs et de concevoir des systèmes avec des caractéristiques de fiabilité optimales.

1.2.2 La courbe de la baignoire et les schémas de défaillance

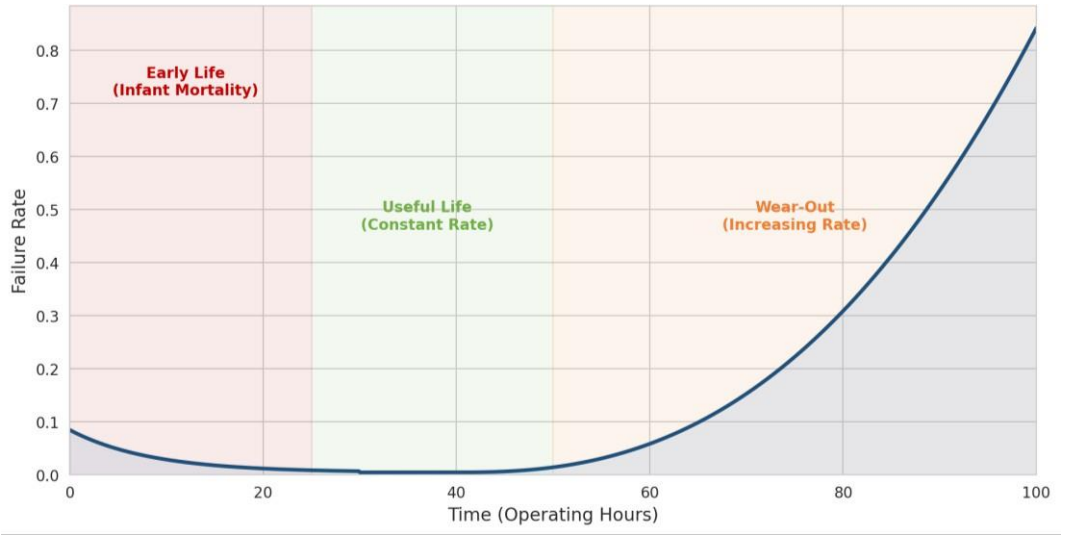


Figure 1.1. *La courbe de la baignoire - Taux de défaillance des équipements au fil du temps*

L'un des modèles les plus reconnus en ingénierie de la fiabilité est la courbe de baignoire, qui décrit l'évolution typique du taux de défaillance au cours de la durée de vie d'un composant ou d'un système. La courbe de baignoire se compose de trois phases distinctes, chacune associée à des mécanismes de défaillance sous-jacents différents et nécessitant des stratégies de gestion de la fiabilité différentes[MOUBRAY97].

La première phase, connue sous le nom de période de défaillance précoce ou de mortalité infantile, se caractérise par une diminution du taux de défaillance. Les défaillances durant cette phase sont généralement causées par des défauts de fabrication, des erreurs d'assemblage, des incohérences de matériaux ou des faiblesses de conception qui deviennent apparentes peu après la mise en service du système. La diminution du taux de défaillance reflète l'élimination progressive de ces unités faibles de la population, laissant derrière elle les composants les plus robustes. Les stratégies courantes pour traiter les défaillances précoces incluent les tests de burn-in, les améliorations du contrôle qualité et les revues de conception visant à éliminer les sources potentielles de mortalité infantile.

La deuxième phase, appelée durée de vie utile ou période de défaillance aléatoire, se caractérise par un taux de défaillance approximativement constant. Durant cette phase, les pannes surviennent de manière aléatoire et ne sont pas fortement corrélées à l'âge du composant. Ces pannes aléatoires sont généralement causées par des facteurs externes tels que des conditions de surcharge inattendues, le stress environnemental, une erreur humaine ou des combinaisons fortuites de circonstances dépassant la marge de conception du composant. L'hypothèse du taux de défaillance constante durant cette phase est la base de la distribution exponentielle, largement utilisée en modélisation de fiabilité. Les stratégies de maintenance durant la phase de durée de vie utile se concentrent sur des mesures préventives,

la redondance et la surveillance de l'état afin de détecter et atténuer les pannes naissantes avant qu'elles ne conduisent à des pannes inattendues.

La troisième phase, appelée période d'usure, se caractérise par un taux de défaillance croissant. Les défaillances durant cette phase sont causées par une dégradation accumulée, de la fatigue, de la corrosion, de l'érosion ou d'autres mécanismes dépendants du temps qui affaiblissent progressivement le composant. À mesure que la population des composants vieillit, une proportion croissante succombe à ces mécanismes de dégradation, entraînant un taux de défaillance croissant. La gestion des défaillances d'usure implique généralement le remplacement ou la révision complète des composants avant qu'ils n'entrent dans la phase d'usure, sur la base d'une analyse statistique des données de défaillance ou d'une évaluation de l'état de santé des composants basée sur l'état.

1.2.3 Fiabilité versus concepts connexes

La fiabilité est étroitement liée, mais distincte de, plusieurs autres attributs de qualité et de performance importants dans les systèmes industriels. Comprendre ces distinctions est essentiel pour l'application correcte des principes d'ingénierie de la fiabilité et pour une communication efficace entre les différents acteurs impliqués dans la conception, l'exploitation et la maintenance des systèmes.

La disponibilité est définie comme la probabilité qu'un système soit opérationnel et capable d'accomplir sa fonction requise à un moment donné, en tenant compte à la fois de la fréquence des pannes et du temps nécessaire pour rétablir le système à son état opérationnel après une panne. Alors que la fiabilité se concentre sur la capacité d'un système à éviter les pannes, la disponibilité englobe à la fois le comportement de défaillance et la maintenabilité du système. Un système à haute fiabilité mais faible maintenabilité peut avoir une disponibilité inférieure à un système à fiabilité modérée mais excellente. La disponibilité en régime stationnaire A est communément exprimée comme suit :

où le MTBF est le temps moyen entre les pannes et le MTTR est le temps moyen de réparation. Cette relation met en lumière les rôles complémentaires de la fiabilité et de la maintenabilité dans la détermination de la disponibilité du système.

La maintenabilité fait référence à la facilité et à la rapidité avec lesquelles un système peut être restauré en état opérationnel après une panne. Elle est influencée par des facteurs de conception tels que l'accessibilité des composants, la standardisation des pièces, la disponibilité des outils de diagnostic, ainsi que la formation et les compétences du personnel de maintenance. L'ingénierie de la maintenabilité est une discipline étroitement liée qui vise à minimiser les temps d'arrêt liés aux activités de maintenance, qu'elles soient planifiées (maintenance préventive) ou non planifiées (maintenance corrective).

La fiabilité est un concept plus large qui englobe la fiabilité, la disponibilité, la maintenabilité et la sécurité (RAMS). Le cadre de fiabilité offre une vue d'ensemble de la fiabilité du système, reconnaissant qu'un système doit non seulement fonctionner correctement, mais aussi être disponible lorsque nécessaire, facilement entretenu et sûr pour

les opérateurs et l'environnement. L'intégration de ces attributs dans un cadre unifié permet une approche plus globale de la conception et de la gestion des systèmes.

1.3 Indicateurs et méthodes d'évaluation de la fiabilité

Tableau 1. *1. Indicateurs clés de fiabilité et leurs définitions*

Indicateur	Abréviation	Définition	Application
Temps moyen entre les pannes	MTBF	Temps moyen entre des défaillances consécutives	Analyse du cycle de vie des équipements
Temps moyen de réparation	MTTR	Temps moyen nécessaire pour réparer une défaillance	Planification de la maintenance
Taux de défaillance	lambda(t)	Nombre de défaillances par unité de temps	Modélisation de la fiabilité
Disponibilité	A(t)	Probabilité que le système soit opérationnel	Planification de la production
Temps moyen avant la défaillance	MTTF	Temps moyen avant la première défaillance	Systèmes non réparables
Indice de criticité	CI	Numéro de priorité de risque provenant de la FMEA	Priorisation des risques

1.3.1 Temps moyen entre les pannes (MTBF)

Le temps moyen entre les pannes (MTBF) est sans doute la métrique de fiabilité la plus utilisée en pratique industrielle. Elle représente le temps moyen écoulé entre deux pannes consécutives d'un système réparable pendant sa période opérationnelle. La MTBF fournit un résumé concis de la performance de fiabilité d'un système et sert d'entrée clé pour la planification de la maintenance, le provisionnement des pièces détachées et les calculs de disponibilité. Pour un système fonctionnant en phase de vie utile avec un taux de défaillance constant lambda, le MTBF est simplement l'inverse du taux de défaillance :

En pratique, la MTBF est estimée à partir des données opérationnelles en divisant le temps total d'exploitation par le nombre de pannes observées durant cette période. Par

exemple, si une flotte de dix pompes identiques accumule un temps de fonctionnement combiné de 50 000 heures et subit cinq pannes durant cette période, la MTBF estimée serait de 10 000 heures. Cette estimation ponctuelle fournit un point de référence utile pour comparer la performance de fiabilité de différents systèmes, suivre les tendances de fiabilité dans le temps et évaluer l'efficacité des initiatives d'amélioration de la fiabilité.

Cependant, l'interprétation de la MTBF nécessite une prise en compte attentive de plusieurs facteurs. Premièrement, la MTBF est une statistique au niveau de la population qui décrit le comportement moyen d'un groupe de composants ou de systèmes ; elle ne prédit pas le temps de défaillance d'une unité individuelle. Deuxièmement, la MTBF suppose un taux de défaillance constant, qui peut ne pas être valable pour les composants présentant des caractéristiques significatives de défaillance précoce ou d'usure. Troisièmement, la MTBF est sensible à la définition de ce qui constitue une « défaillance » et aux conditions opérationnelles dans lesquelles les données sont collectées. Des changements dans les procédures opérationnelles, les conditions environnementales ou les pratiques de maintenance peuvent affecter significativement la MTBF observée, même si la fiabilité intrinsèque de l'équipement n'a pas changé[TUTUNCU22].

1.3.2 Analyse du taux de défaillance

Le taux de défaillance, noté lambda(t) ou h(t), offre une vision dynamique de la fiabilité en caractérisant comment la probabilité de défaillance évolue en fonction du temps ou de l'utilisation. Alors que la MTBF fournit une valeur moyenne unique, l'analyse du taux de défaillance révèle les schémas temporels de comportement de défaillance essentiels pour sélectionner des stratégies de maintenance appropriées et prédire la performance future de fiabilité.

En pratique industrielle, l'analyse du taux de défaillance est généralement réalisée à partir de données historiques de défaillance collectées à partir des registres de maintenance, des systèmes de surveillance de l'état et des journaux opérationnels. L'analyse comprend plusieurs étapes : collecte et nettoyage des données, classification et catégorisation des défaillances, ajustement de la distribution temps jusqu'à la panne et inférence statistique. Diverses distributions de probabilité sont utilisées pour modéliser les données de temps avant la panne, notamment la distribution exponentielle (pour le taux de défaillance constante), la distribution de Weibull (pour augmenter ou diminuer les taux de défaillance), la distribution log-normale (pour les pannes liées à la fatigue) et la distribution gamma (pour les systèmes avec plusieurs modes de défaillance).

La distribution de Weibull est particulièrement populaire en ingénierie de la fiabilité en raison de sa flexibilité à modéliser une large gamme de schémas de défaillance. La distribution de Weibull à deux paramètres possède la fonction de densité de probabilité :

où bêta est le paramètre de forme (également appelé pente de Weibull) et \eta est le paramètre d'échelle (durée de vie caractéristique). Le paramètre de forme bêta détermine le schéma du taux de défaillance : bêta < 1 indique un taux de défaillance décroissant (comportement de défaillance précoce), bêta = 1 correspond à un taux de défaillance constant

(équivalent à la distribution exponentielle), et bêta > 1 indique un taux de défaillance croissant (comportement d'usure). La flexibilité de la distribution de Weibull pour s'adapter à ces différents schémas en fait un outil indispensable en analyse de fiabilité[RAUSAND04].

1.3.3 Évaluation de la criticité

L'évaluation de la criticité est un processus systématique permettant d'évaluer l'importance relative des différents modes de défaillance en fonction de la gravité de leurs conséquences et de la probabilité de leur survenue. Les résultats de l'évaluation de la criticité sont utilisés pour hiérarchiser les efforts d'amélioration de la fiabilité, allouer les ressources de maintenance et concevoir des systèmes de redondance et de protection. L'évaluation de la criticité intègre l'analyse de fiabilité avec l'analyse des risques, offrant une vue d'ensemble des menaces posées par différents modes de défaillance pour la performance, la sécurité et les objectifs économiques du système.

L'un des outils les plus utilisés pour l'évaluation de la criticité est le Numéro de Priorité au Risque (RPN), calculé comme le produit de trois facteurs : la gravité (S), l'occurrence (O) et la difficulté de détection (D). Chaque facteur est généralement évalué sur une échelle de 1 à 10, ce qui donne des valeurs RPN allant de 1 à 1 000. Des valeurs RPN plus élevées indiquent des modes de défaillance à risque plus élevé qui méritent une attention prioritaire. L'approche RPN est un élément central de la méthodologie d'analyse des modes et effets de défaillance (FMEA), qui est discutée plus en détail dans la section suivante sur les méthodes d'amélioration de la fiabilité.

Les approches alternatives à l'évaluation de la criticité incluent les matrices de risque, qui tracent la probabilité de défaillance par rapport à la gravité des conséquences dans une grille bidimensionnelle, et les méthodes d'évaluation quantitative des risques (QRA), qui utilisent des modèles probabilistes pour estimer la perte attendue associée à différents scénarios de défaillance. Le choix de la méthode dépend de la complexité du système, de la disponibilité des données et des exigences spécifiques de l'analyse. Quelle que soit la méthode utilisée, l'évaluation de la criticité fournit un élément essentiel pour la prise de décision en ingénierie de la fiabilité, garantissant que les ressources limitées sont dirigées vers les risques les plus importants.

1.3.4 Autres indicateurs clés de fiabilité

En plus des mesures MTBF, du taux de défaillance et de la criticité, plusieurs autres indicateurs jouent un rôle important dans l'évaluation et la gestion de la fiabilité. Le temps moyen de réparation (MTTR) quantifie la durée moyenne nécessaire pour restaurer un système défaillant à un état opérationnel, englobant le temps nécessaire au diagnostic des pannes, à l'approvisionnement en pièces, à l'exécution des réparations et aux tests système. Le MTTR est un déterminant critique de la disponibilité du système et est influencé par des facteurs tels que la complexité de l'équipement, la disponibilité des pièces détachées et de la documentation technique, le niveau de compétence du personnel de maintenance et l'efficacité des processus de planification et de planification de maintenance.

Le temps moyen avant la panne (MTTF) est utilisé pour les systèmes non réparables et représente le temps moyen jusqu'à la première panne. Pour les composants non réparables tels que les ampoules, composants électroniques et certains joints mécaniques, le MTTF est la principale mesure de fiabilité. La relation entre le MTTF et le taux de défaillance d'un système à taux de défaillance constante est la même que pour le MTBF : MTTF = 1/lambda.

L'efficacité globale des équipements (OEE) est une mesure globale utilisée dans les environnements de fabrication pour évaluer la productivité des équipements, intégrant la disponibilité, le taux de performance et le taux de qualité. L'OEE offre une vision globale de l'utilisation des équipements et est largement utilisée dans les programmes de fabrication allégée et de maintenance productive totale (TPM). Bien que ce ne soit pas strictement une métrique de fiabilité, l'OEE est fortement influencée par la fiabilité des équipements, car les temps d'arrêt non planifiés réduisent directement la composante de disponibilité de l'OEE.

1.4 Approches d'amélioration de la fiabilité

1.4.1 Approches classiques

Maintenance centrée sur la fiabilité (RCM)

La maintenance centrée sur la fiabilité (RCM) est une méthodologie systématique permettant de déterminer la stratégie de maintenance la plus efficace pour chaque équipement d'une installation. Initialement développée dans l'industrie aéronautique dans les années 1970 et adoptée plus tard dans les secteurs de la fabrication, de l'énergie et de la défense, la RCM fournit un cadre structuré pour analyser les fonctions des équipements, identifier les façons dont il peut tomber en panne, évaluer les conséquences de ces pannes et sélectionner les tâches de maintenance les plus appropriées pour prévenir ou atténuer ces pannes (Moubray, 1997 ; SAE JA1011).

Le processus RCM commence par l'identification des fonctions que l'équipement doit accomplir, y compris les fonctions primaires (comme le pompage d'un débit spécifié), les fonctions secondaires (comme contenir le fluide) et les fonctions de protection (comme prévenir la surpression). Pour chaque fonction, l'analyse identifie les défaillances fonctionnelles qui empêcheraient l'exécution satisfaisante de la fonction. Pour chaque défaillance fonctionnelle, les modes de défaillance (les événements ou conditions spécifiques pouvant causer la défaillance) sont identifiés et documentés.

Les conséquences de chaque mode de défaillance sont ensuite évaluées à travers plusieurs dimensions, notamment l'effet sur la capacité opérationnelle, l'impact sur la qualité du produit, l'impact sur la sécurité et l'effet sur l'environnement. Sur la base de cette évaluation des conséquences, l'analyste RCM sélectionne la stratégie de maintenance la plus appropriée parmi une hiérarchie d'options, qui comprend : les tâches de maintenance basées sur l'état (comme la surveillance des vibrations ou l'analyse d'huile), les tâches de maintenance préventive basée sur le temps (comme le remplacement périodique), les tâches de détection de pannes (pour les pannes cachées) et les stratégies run-to-fail (pour les défaillances aux conséquences négligeables).

La force de la RCM réside dans son approche axée sur les conséquences, qui garantit que les ressources de maintenance sont dirigées vers la prévention des pannes qui comptent le plus, plutôt que d'appliquer une stratégie de maintenance uniforme à tous les équipements, quelles que soient les conséquences d'une panne. Ce principe de proportionnalité est particulièrement important dans des environnements à ressources limitées, où le coût de la maintenance doit être justifié par les avantages qu'il apporte en termes d'amélioration de la fiabilité, d'amélioration de la sécurité et de continuité opérationnelle.

Analyse des modes de défaillance et des effets (FMEA)

L'analyse des modes et effets de défaillance (FMEA) est une méthode systématique et proactive permettant d'identifier les modes de défaillance potentiels dans un système, d'évaluer les effets de ces défaillances et de prioriser les actions visant à réduire le risque associé aux modes de défaillance les plus critiques. La FMEA a été initialement développée par l'armée américaine dans les années 1940 et est depuis devenue l'un des outils d'analyse de fiabilité les plus largement utilisés dans des secteurs allant de l'automobile et de l'aérospatiale à la santé et à l'électronique[STAMATIS03].

Le processus FMEA comprend plusieurs étapes clés. Premièrement, le système analysé est décomposé en ses composants, sous-systèmes ou processus. Pour chaque composant, l'équipe d'analyse identifie tous les modes de défaillance plausibles, qui sont les façons spécifiques dont le composant pourrait échouer à remplir sa fonction prévue. Pour chaque mode de défaillance, les effets de la défaillance sont documentés, y compris l'effet local sur le composant lui-même, l'effet sur l'assemblage supérieur suivant, et l'effet ultime au niveau du système. La gravité de chaque effet est évaluée sur une échelle numérique, généralement de 1 (aucun effet) à 10 (effet catastrophique).

Ensuite, les causes de chaque mode de défaillance sont identifiées, et la probabilité d'occurrence est évaluée, toujours sur une échelle numérique. Les contrôles existants pour détecter le mode de défaillance avant qu'il n'atteigne l'opérateur ou le client sont identifiés, et la difficulté de détection est évaluée. Le Numéro de Priorité au Risque (RPN) est ensuite calculé comme le produit de la sévérité, de l'occurrence et des évaluations de détection, fournissant une hiérarchie numérique des modes de défaillance. Les modes de défaillance avec les valeurs RPN les plus élevées sont abordés en premier par des modifications de conception, des améliorations de processus ou des contrôles supplémentaires.

Analyse des arbres de défauts (FTA)

L'analyse des arbres de défaut (FTA) est une technique d'analyse de fiabilité déductive descendante qui utilise la logique booléenne pour modéliser les combinaisons d'événements pouvant conduire à un événement supérieur indésirable spécifié, tel qu'une défaillance système ou un accident. Développé au début des années 1960 aux Bell Laboratories pour le système de missiles Minuteman de l'US Air Force, le FTA est devenu un outil standard dans des industries critiques pour la sécurité, notamment l'énergie nucléaire, l'aérospatiale, le traitement chimique et le pétrole et le gaz offshore[ERICSON11].

Le processus d'ETA commence par la définition de l'événement principal, qui représente le résultat indésirable que l'analyse cherche à comprendre et à prévenir. L'analyse identifie ensuite systématiquement les causes immédiates de l'événement principal, qui sont reliées à l'événement principal via des portes logiques. Les portes AND représentent des situations où tous les événements d'entrée doivent se produire simultanément pour que l'événement de sortie se produise, tandis que les portes OR représentent des situations où l'un des événements d'entrée est suffisant pour provoquer l'événement de sortie. Ce processus de décomposition se poursuit jusqu'à ce que l'analyse atteigne des événements de base, qui représentent des échecs fondamentaux ou des conditions pour lesquelles une décomposition supplémentaire n'est ni nécessaire ni utile.

Une fois l'arbre de défauts construit, il peut être analysé à la fois qualitativement et quantitativement. L'analyse qualitative consiste à identifier des ensembles de coupe minimale, qui sont les plus petites combinaisons d'événements de base suffisantes pour provoquer l'événement principal. L'analyse quantitative consiste à attribuer des probabilités de défaillance aux événements de base et à calculer la probabilité de l'événement supérieur à l'aide d'algèbre booléenne ou d'autres techniques mathématiques. Les résultats de l'ACF fournissent des informations précieuses sur les chemins les plus critiques vers la défaillance du système, permettant des efforts ciblés d'amélioration de la fiabilité.

1.4.2 Approches modernes

Évaluation de la fiabilité basée sur les données

L'avènement de l'analyse des mégadonnées et de l'apprentissage automatique a introduit de nouvelles approches puissantes d'évaluation de la fiabilité qui complètent, et dans certains cas, dépassent les méthodes traditionnelles. L'évaluation de la fiabilité basée sur les données exploite les vastes quantités de données opérationnelles générées par les systèmes industriels modernes, y compris les mesures de capteurs, les dossiers de maintenance, les journaux de production et les conditions environnementales, pour construire des modèles prédictifs du comportement des équipements et du risque de défaillance.

Les algorithmes d'apprentissage automatique, y compris les méthodes d'apprentissage supervisé telles que les machines à vecteurs de support, les forêts aléatoires et les réseaux de neurones, peuvent apprendre des motifs complexes à partir de données historiques qui peuvent être difficiles voire impossibles à capturer avec des modèles statistiques traditionnels. Ces algorithmes peuvent identifier des corrélations subtiles entre les paramètres opérationnels et les événements de défaillance, détecter des comportements anormaux susceptibles d'indiquer des défauts imminents, et prédire la durée de vie utile restante des équipements avec une précision croissante à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles[JARDINE06].

Les méthodes d'apprentissage non supervisées, telles que le clustering et les algorithmes de détection d'anomalies, sont particulièrement précieuses pour identifier de nouveaux schémas de défaillance qui n'ont pas été observés ou documentés auparavant. Dans

les systèmes industriels complexes, les interactions entre plusieurs mécanismes de dégradation peuvent produire des modes de défaillance inattendus qui peuvent ne pas être capturés par les approches existantes basées sur la connaissance. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé peuvent découvrir ces schémas cachés en identifiant des groupes de conditions opérationnelles similaires, en détectant des écarts par rapport au comportement normal et en signalant les risques potentiels pour des investigations ultérieures.

L'apprentissage profond, un sous-ensemble de l'apprentissage automatique utilisant des réseaux de neurones à plusieurs couches, a obtenu des résultats remarquables dans des tâches liées à la fiabilité telles que la détection de défauts par image, le traitement en langage naturel des journaux de maintenance et la prédiction en série temporelle des indicateurs de santé des équipements. Les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) ont été appliqués avec succès à l'analyse des signaux de vibration, des images thermiques et des émissions acoustiques pour le diagnostic des défauts. Les réseaux de neurones récurrents (RNN) et les réseaux à mémoire longue et courte durée (LSTM) ont montré de solides performances dans la prédiction des trajectoires de dégradation des équipements et l'estimation de la durée de vie utile restante.

Technologie des jumeaux numériques

La technologie des jumeaux numériques représente l'une des avancées les plus prometteuses en ingénierie de la fiabilité moderne. Un jumeau numérique est une réplique virtuelle d'un actif physique, d'un processus ou d'un système qui est continuellement mis à jour avec des données en temps réel provenant de capteurs et d'autres sources pour refléter l'état, l'état et le comportement actuels de son homologue physique. En combinant des modèles physiques, des données de capteurs et des algorithmes d'apprentissage automatique, les jumeaux numériques permettent la surveillance en temps réel, l'analyse prédictive et l'optimisation des systèmes industriels tout au long de leur cycle de vie [TAO19].

Dans le contexte de l'ingénierie de la fiabilité, les jumeaux numériques peuvent être utilisés à diverses fins, notamment la surveillance en temps réel de la santé et la détection d'anomalies, la prédiction de la durée de vie utile restante, l'optimisation des plannings de maintenance, la simulation de scénarios de défaillance et le soutien à la prise de décision dans la planification de la maintenance et l'allocation des ressources. L'intégration de modèles basés sur la physique avec des approches basées sur les données au sein du cadre des jumeaux numériques offre une combinaison puissante capable de capturer à la fois le comportement physique connu du système et les schémas émergents révélés par les données opérationnelles.

Pronostique et gestion de la santé (PHM)

La gestion de la pronostique et de la santé (PHM) est une approche intégrée qui combine l'acquisition de données des capteurs, la surveillance de la santé, le diagnostic des défauts et la prédiction de la durée de vie utile restante afin de permettre une prise de décision éclairée concernant la maintenance et le fonctionnement des systèmes conçus. La PHM représente la forme la plus avancée de maintenance basée sur l'état, allant au-delà de la

simple détection de défauts pour fournir des prédictions sur le moment où une panne est susceptible de survenir et des recommandations pour les actions de maintenance les plus appropriées.

La composante pronostique de la PHM se concentre sur l'estimation de la durée de vie utile restante (RUL) d'un composant ou d'un système, c'est-à-dire le temps allant du moment présent jusqu'à ce que le composant ne soit plus capable d'accomplir sa fonction prévue. Les méthodes d'estimation RUL peuvent être globalement catégorisées en approches basées sur des modèles, qui utilisent des modèles de dégradation physique ; approches basées sur les données, qui utilisent des algorithmes d'apprentissage automatique entraînés sur des données historiques ; et approches hybrides, qui combinent des éléments des deux. Chaque approche a ses forces et ses limites, et le choix de la méthode dépend de l'application spécifique, de la disponibilité des données et des modèles, ainsi que de la précision requise des prédictions.

Contribution théorique : synthèse des approches classiques et modernes

L'analyse présentée dans ce chapitre révèle que le domaine de la fiabilité industrielle a connu une transformation significative ces dernières décennies, portée par la convergence de plusieurs tendances technologiques et méthodologiques. Les méthodes classiques de fiabilité telles que la RCM, la FMEA et l'FTA continuent de fournir des cadres précieux pour une analyse systématique, mais elles sont de plus en plus complétées et enrichies par des approches modernes basées sur les données, capables de tirer parti des vastes quantités de données générées par les systèmes industriels.

La contribution théorique de cette thèse au domaine de la fiabilité industrielle est triple. Premièrement, elle fournit une synthèse complète des approches classiques et modernes, identifiant les domaines spécifiques où ces approches se complètent et ceux où les méthodes modernes offrent des avantages significatifs. Cette synthèse reconnaît que les méthodes classiques fournissent le cadre structurel pour l'analyse de fiabilité (définissant quoi analyser et pourquoi), tandis que les méthodes modernes fournissent la puissance analytique nécessaire pour extraire des insights plus approfondis des données disponibles.

Deuxièmement, la thèse introduit le concept d'un cadre intégré d'amélioration de la fiabilité qui combine les forces de plusieurs approches en une méthodologie cohérente. Ce cadre utilise les principes RCM pour identifier les équipements et modes de défaillance les plus critiques, la FMEA pour analyser et prioriser les risques de défaillance, les données de surveillance de l'état des équipements pour suivre l'état des équipements en temps réel, et des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les anomalies et prédire les pannes. En intégrant ces éléments, le cadre offre une image plus complète et exploitable de la fiabilité des équipements que n'importe quelle approche unique ne pourrait obtenir isolément.

Troisièmement, la thèse aborde les défis pratiques de la mise en œuvre d'approches modernes de fiabilité dans des environnements industriels à ressources limitées. Bien que la littérature contienne de nombreux exemples de mises en œuvre réussies de maintenance prédictive, beaucoup de ces exemples impliquent de grandes organisations bien financées

disposant d'accès à des plateformes technologiques sophistiquées et à une expertise spécialisée. Le présent travail explore comment les principes de l'ingénierie de la fiabilité moderne peuvent être adaptés et appliqués dans des contextes où les ressources sont plus limitées, en mettant l'accent sur la conception de systèmes rentable, les architectures modulaires et les stratégies de déploiement évolutives.

1.6 Conclusion

Ce chapitre a fourni un examen complet des concepts et principes fondamentaux de la fiabilité industrielle. La discussion a débuté par des définitions formelles de fiabilité et des concepts connexes, établissant le cadre mathématique sous-jacent à l'analyse de fiabilité. Le modèle de la courbe de baignoire a été présenté comme un concept fondamental pour comprendre l'évolution du comportement de défaillance au cours de la durée de vie des composants industriels. Les indicateurs clés utilisés dans l'évaluation de la fiabilité, y compris la MTBF, le taux de défaillance et les mesures de criticité, ont été définis et leurs applications discutées en détail.

L'examen des approches d'amélioration de la fiabilité a révélé un paysage riche de méthodologies, allant des techniques classiques telles que la RCM, la FMEA et l'ALC, aux approches modernes basées sur les données incluant l'apprentissage automatique, les jumeaux numériques, ainsi que la gestion des pronostiques et de la santé. L'analyse comparative a mis en lumière la nature complémentaire de ces approches et a identifié des opportunités significatives d'intégration.

La contribution théorique de ce chapitre réside dans la synthèse de ces approches diverses en un cadre unifié capable de guider chercheurs et praticiens dans la sélection et l'application des méthodes les plus appropriées pour leurs défis spécifiques de fiabilité. Ce cadre reconnaît qu'aucune approche unique n'est suffisante pour répondre à toute la complexité de la fiabilité industrielle ; au contraire, une gestion efficace de la fiabilité exige une intégration réfléchie de plusieurs méthodes, chacune apportant ses forces uniques à l'effort global.

Le terrain est désormais posé pour le Chapitre 2, qui explorera les systèmes et technologies innovants permettant la mise en œuvre pratique du cadre intégré de fiabilité, avec un accent particulier sur les systèmes de surveillance basés sur l'IoT et leur application dans les environnements industriels.

Chapitre 2 : Systèmes innovants pour renforcer la fiabilité

2.1 Introduction

La transition des paradigmes de maintenance traditionnels vers une gestion intelligente de la fiabilité basée sur les données représente l'une des transformations les plus significatives de l'histoire du génie industriel. Cette transformation est rendue possible par une constellation de technologies innovantes qui, combinées et correctement intégrées, créent des systèmes capables de surveiller en permanence l'état des équipements, de diagnostiquer les pannes imminentes, de prédire les pannes futures et de recommander des actions de maintenance optimales. Ce chapitre examine les technologies clés qui sous-tendent ces systèmes innovants et explore comment elles peuvent se matérialiser dans des contextes industriels réels pour apporter des améliorations tangibles de la fiabilité des équipements et de l'efficacité de la maintenance.

Le concept d'un système innovant pour l'amélioration de la fiabilité, tel qu'exploré dans cette thèse, désigne une plateforme intégrée qui combine des composants matériels (capteurs, microcontrôleurs, modules de communication) avec des composants logiciels (algorithmes de traitement de données, modèles de diagnostic, interfaces utilisateur) afin de créer une solution complète pour la gestion de la santé des équipements. Contrairement aux systèmes traditionnels de surveillance de l'état qui se concentrent sur un seul paramètre ou un seul équipement, les systèmes innovants envisagés ici sont conçus pour être évolutifs, modulaires et adaptables, capables de répondre à une grande variété de types d'équipements et de conditions de fonctionnement.

La concrétisation de projets industriels impliquant de tels systèmes nécessite une prise en compte attentive de plusieurs facteurs, notamment la préparation technologique des composants disponibles, la viabilité économique de la solution proposée, la compatibilité avec les infrastructures industrielles existantes et la capacité organisationnelle à faire fonctionner et maintenir le système. Ce chapitre aborde chacune de ces dimensions, offrant un examen approfondi des technologies, de leur mise en œuvre pratique et de leur impact démontré sur la fiabilité industrielle.

2.2 IoT et capteurs intelligents pour la surveillance industrielle

2.2.1 L'Internet industriel des objets (IIoT)

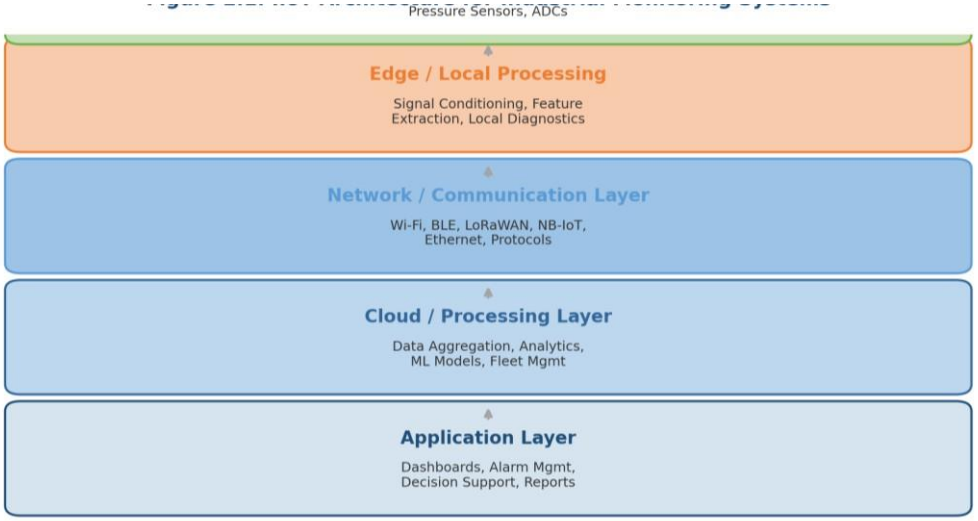


Figure 2.1. *Architecture IIoT pour les systèmes de surveillance industrielle*

L'Internet des objets industriel (IIoT) représente l'application des technologies de l'Internet des objets dans les milieux industriels, englobant le réseau d'appareils physiques, capteurs, actionneurs et systèmes informatiques interconnectés pour collecter, échanger et analyser des données dans le but d'optimiser les opérations industrielles. L'IIoT est un pilier central du paradigme Industrie 4.0, qui envisage la création d'usines intelligentes où les processus physiques sont étroitement intégrés aux technologies numériques afin de permettre la surveillance en temps réel, la prise de décision autonome et l'optimisation adaptative des systèmes de production [LEE15].

L'architecture d'un système IIoT se compose généralement de plusieurs couches, chacune remplissant une fonction spécifique dans le pipeline de traitement des données. La couche de perception, située au niveau le plus bas de l'architecture, comprend les capteurs physiques et actionneurs qui interagissent directement avec le procédé industriel. Ces dispositifs convertissent des quantités physiques telles que la température, la pression, les vibrations et le courant électrique en signaux numériques pouvant être traités par des systèmes de niveau supérieur. La couche réseau fournit l'infrastructure de communication qui relie la couche de perception aux couches de traitement et d'application, en utilisant une variété de technologies de communication filaire et sans fil. La couche de traitement gère l'agrégation des données, le filtrage et l'analyse préliminaire, tandis que la couche application fournit les fonctions orientées utilisateur telles que les tableaux de bord, la gestion des alarmes et le support décisionnel.

Le déploiement des technologies IIoT dans les environnements industriels présente plusieurs défis uniques qui les distinguent des applications IoT grand public. Les environnements industriels se caractérisent par des conditions de fonctionnement difficiles, notamment des températures extrêmes, une forte humidité, des vibrations, des interférences électromagnétiques et la présence de poussière, de produits chimiques et d'autres contaminants. Les dispositifs IIoT doivent être conçus pour résister à ces conditions tout en maintenant des performances fiables sur de longues périodes. De plus, les systèmes IoT industriels doivent répondre à des exigences strictes en matière de fiabilité, de performance en temps réel et de cybersécurité, car les pannes ou violations de sécurité peuvent avoir de graves conséquences sur la production, la sécurité et l'environnement.

2.2.2 Types de capteurs pour la surveillance de la fiabilité

Tableau 2. *1. Comparaison des types de capteurs pour la surveillance de la fiabilité industrielle*

Type de capteur	Quantité mesurée	Application typique	Défauts détectés
Accéléromètre	Accélération des vibrations	Équipement rotatif	Roulement, désalignement, déséquilibre
RTD / Thermocouple	Température	Moteurs, roulements	Surchauffe, défaillance du refroidissement
CT à effet Hall	Courant électrique	Systèmes entraînés par moteur	Défauts d'enroulement, barres de rotor
Capteur de pression	Pression du fluide	Pompes, compresseurs	Fuites, cavitation, obstruction
Émission acoustique	Ondes ultrasonores	Paliers, structures	Propagation des fissures, usure

L'efficacité de tout système de surveillance de l'état dépend de manière critique de la qualité et de la pertinence des données collectées par ses capteurs. Pour les applications de fiabilité industrielle, une variété de types de capteurs sont utilisés, chacun fournissant des informations sur différents aspects de l'état de l'équipement et différents mécanismes de défaillance. Le choix des capteurs appropriés est une décision de conception clé qui doit prendre en compte les modes de défaillance spécifiques concernés, l'environnement opérationnel, le budget disponible et la compatibilité avec le système d'acquisition et de traitement des données.

Les capteurs de vibration comptent parmi les capteurs les plus utilisés et les plus informatifs pour la surveillance des équipements rotatifs. Les accéléromètres, qui mesurent

l'accélération d'une surface, sont la principale technologie de détection des vibrations et sont disponibles sous plusieurs configurations, notamment les accéléromètres piézoélectriques pour la surveillance polyvalente, les accéléromètres MEMS pour les applications à faible coût, et les sondes de proximité (capteurs de courants de Foucault) pour mesurer le déplacement relatif de l'arbre. L'analyse des vibrations peut détecter une large gamme de défauts mécaniques, notamment la dégradation des roulements, le déséquilibre des rotors, le désalignement, le desserrement mécanique, l'usure des engrenages et la résonance structurelle. Le contenu en fréquence du signal de vibration fournit des informations diagnostiques qui permettent souvent de déterminer précisément le composant spécifique et la nature du défaut [RAO19].

Les capteurs de température constituent une autre modalité critique pour la surveillance de l'état des équipements. Dans les moteurs électriques, par exemple, une température excessive des enroulements est à la fois un symptôme et une cause de dégradation de l'isolation, et la surveillance continue de la température peut détecter des conditions de surchauffe, des pannes du système de refroidissement et des surcharges. La thermographie infrarouge, qui utilise des caméras thermiques pour visualiser les distributions de température, est une technique puissante sans contact pour détecter les points chauds, les connexions électriques lâches et les schémas anormaux de génération de chaleur. Les capteurs de température utilisés dans les applications industrielles incluent les détecteurs de température par résistance (RTD), les thermocouples, les thermistances et les capteurs infrarouges, chacun avec une précision, une portée et un temps de réponse différents.

Les capteurs de courant sont essentiels pour surveiller l'état électrique des systèmes et équipements électriques entraînés par moteurs. En mesurant le courant consommé par un moteur électrique, les capteurs de courant peuvent détecter des défauts électriques tels que la rupture de l'isolation des enroulements, des défauts de barre de rotor, l'excentricité de l'espace d'air et le déséquilibre de tension d'alimentation. L'analyse de signature de courant, également appelée analyse de signature de courant moteur (MCSA), est une technique non invasive qui analyse le spectre de fréquences du courant du stator afin d'identifier les signatures de défaut caractéristiques associées à des modes de défaillance spécifiques. Les capteurs à effet Hall et les transformateurs de courant (CT) sont les technologies de détection de courant les plus couramment utilisées dans les applications industrielles[BENBOUZID00].

Les capteurs de pression sont essentiels pour surveiller l'état des systèmes de traitement des fluides, y compris les pompes, compresseurs, systèmes hydrauliques et réseaux de tuyauterie. Les écarts par rapport aux schémas de pression normaux peuvent indiquer des fuites, des blocages, des dysfonctionnements de vannes, des bouchons du filtre et des cavités de la pompe. Les capteurs de pression basés sur des principes piézorésistifs, capacitifs ou de jauge de contrainte sont utilisés dans les applications industrielles, le choix dépendant de la plage de pression, des exigences de précision et de la compatibilité des médias.

2.2.3 Acquisition de données et technologies de communication

Le sous-système d'acquisition de données est responsable de la conversion des signaux analogiques produits par les capteurs en format numérique, du conditionnement des signaux pour éliminer le bruit et d'améliorer la qualité, ainsi que de la transmission des données au système de traitement et d'analyse. Les systèmes modernes d'acquisition de données pour la surveillance de la fiabilité industrielle utilisent généralement des convertisseurs analogique-numérique (ADC) avec des résolutions de 12 à 24 bits, des fréquences d'échantillonnage allant de quelques centaines de hertz à plusieurs centaines de kilohertz, ainsi que plusieurs canaux d'entrée pour accueillir un ensemble de capteurs.

Pour les systèmes de surveillance embarqués, l'acquisition de données basée sur microcontrôleurs offre une solution rentable et flexible. Les microcontrôleurs modernes, tels que ceux basés sur l'architecture ARM Cortex-M, intègrent des ADC haute résolution, une puissance de traitement suffisante pour le conditionnement du signal et l'extraction de fonctionnalités, ainsi que plusieurs interfaces de communication incluant UART, SPI, I2C, Ethernet et des modules sans fil. Le choix du microcontrôleur approprié dépend des besoins de calcul de l'application, du nombre et du type de capteurs, du protocole de communication et des contraintes de consommation d'énergie.

Les technologies de communication jouent un rôle crucial dans la connexion du système de surveillance embarquée au réseau industriel plus large et aux plateformes d'analyse basées sur le cloud. Dans les environnements industriels, plusieurs technologies de communication sont couramment utilisées, chacune avec des caractéristiques différentes en termes de portée, débit de données, consommation d'énergie et résistance aux interférences. Les technologies sans fil telles que le Wi-Fi, le Bluetooth Low Energy (BLE), Zigbee, LoRaWAN et NB-IoT offrent une flexibilité de déploiement et réduisent le coût et la complexité d'installation par rapport aux alternatives filaires. Le choix de la technologie de communication appropriée dépend des exigences spécifiques de l'application, notamment la distance entre l'appareil de surveillance et la passerelle, le volume de données à transmettre, la latence requise et le budget énergétique disponible.

2.3 Cadres de maintenance prédictive

2.3.1 De la maintenance préventive à la maintenance prédictive

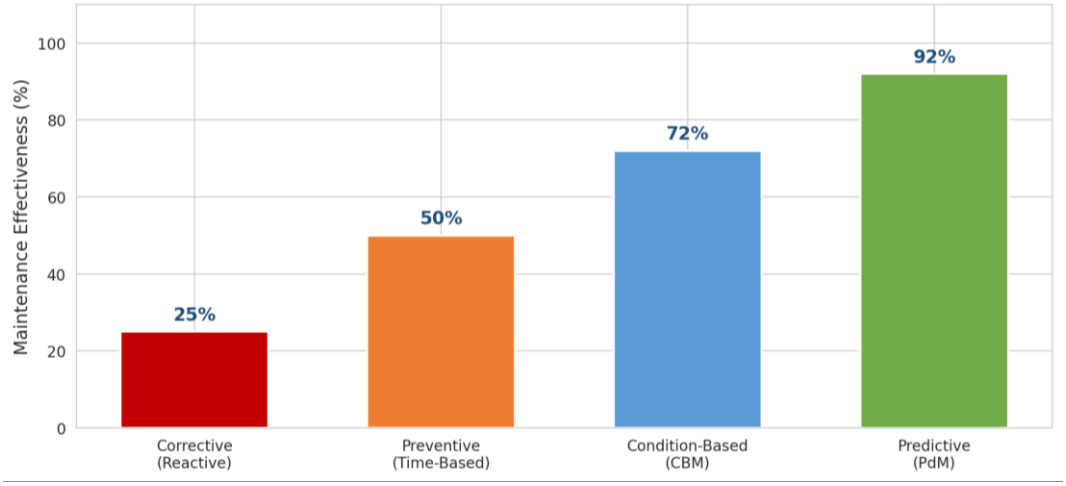


Figure 2.2. *Évolution de l'efficacité de la stratégie de maintenance*

L'évolution des stratégies de maintenance a progressé à travers plusieurs étapes distinctes, chacune représentant un changement fondamental dans la manière dont les organisations abordent la gestion de la santé des équipements. La première stratégie de maintenance, corrective ou réactive, consiste à ne réparer les équipements qu'après leur défaillance. Bien que cette approche minimise le coût des interventions préventives, elle entraîne souvent des coûts élevés associés à des arrêts imprévus, des réparations d'urgence et des dommages secondaires causés par des pannes catastrophiques.

La maintenance préventive, étape suivante de l'évolution, consiste à effectuer des activités de maintenance à des intervalles de temps fixes ou à des jalons d'utilisation, quel que soit l'état réel de l'équipement. La raison est que la plupart des équipements présentent un schéma de défaillance par usure, et qu'en remplaçant ou en entretenant les composants avant qu'ils n'atteignent leur phase d'usure, les pannes peuvent être évitées. Bien que la maintenance préventive soit plus efficace que les approches purement correctives, elle présente des limites importantes. Les intervalles de maintenance sont généralement basés sur des moyennes statistiques ou des recommandations du fabricant, qui peuvent ne pas refléter fidèlement l'état réel des unités individuelles. Cela peut entraîner soit un entretien excessif (effectuer une maintenance trop fréquemment, gaspiller des ressources et introduire un risque de défauts induits par la maintenance), soit un entretien insuffisant (effectuer un entretien trop rarement, permettant des pannes de survenir entre les intervalles de maintenance).

La maintenance prédictive représente un changement de paradigme de la maintenance basée sur le temps à la maintenance basée sur les conditions. Plutôt que d'effectuer la maintenance selon un calendrier fixe, la maintenance prédictive utilise des données en temps réel sur l'état des équipements pour déterminer le moment optimal des

interventions de maintenance. En surveillant l'état réel de l'équipement et en détectant les premiers signes de dégradation, la maintenance prédictive permet de la maintenance d'être effectuée précisément quand elle est nécessaire, maximisant ainsi l'utilisation de la durée de vie des composants tout en minimisant le risque de pannes inattendues.

Maintenance basée sur l'état (CBM)

La maintenance basée sur l'état (CBM) est la mise en œuvre opérationnelle de la philosophie de maintenance prédictive. La CBM implique la surveillance continue ou périodique d'un ou plusieurs indicateurs de santé des équipements, la comparaison de ces indicateurs avec des seuils ou des schémas de référence prédéfinis, et le lancement d'actions de maintenance lorsque ces indicateurs suggèrent que l'état de l'équipement s'est dégradé au point d'intervenir. Les programmes CBM sont construits autour d'un cadre incluant l'acquisition de données, le traitement des données, l'extraction de caractéristiques, la prise de décision diagnostique et la prédiction pronostique.

La composante diagnostique de la CBM consiste à interpréter les données de surveillance de l'état pour identifier la présence, le type et la gravité des défauts. Les méthodes de diagnostic peuvent être globalement classées en méthodes basées sur des modèles, qui comparent le comportement observé aux prédictions issues de modèles physiques ou mathématiques de l'équipement ; des méthodes basées sur le signal, qui analysent les caractéristiques des signaux capteurs pour identifier les signatures de défaut ; et des méthodes basées sur les données, qui utilisent des algorithmes d'apprentissage automatique pour classer l'état des équipements à partir de schémas appris à partir de données historiques. Chaque approche a ses forces et ses limites, et en pratique, les programmes efficaces de CBM combinent souvent plusieurs méthodes de diagnostic pour assurer une détection robuste et précise des défauts.

La composante pronostique de la CBM étend les capacités de diagnostic en prédisant l'évolution future de l'état des équipements et en estimant la durée de vie utile restante (RUL). La pronostique est intrinsèquement plus complexe que le diagnostic car elle nécessite d'extrapoler de l'état actuel à un futur événement de défaillance, ce qui implique des incertitudes liées aux conditions de fonctionnement futures, aux facteurs environnementaux et à la progression des mécanismes de dégradation. Malgré ces défis, les capacités pronostiques sont essentielles pour optimiser la planification de la maintenance, permettant aux planificateurs de maintenance d'allouer efficacement les ressources et de minimiser les perturbations des calendriers de production.

2.3.3 Apprentissage automatique pour la maintenance prédictive

L'apprentissage automatique s'est imposé comme un puissant facilitateur de la maintenance prédicative, fournissant des algorithmes capables d'apprendre des schémas complexes à partir de données historiques et de faire des prédictions précises sur le comportement futur des équipements. L'application de l'apprentissage automatique à la maintenance prédictive couvre l'ensemble du cadre CBM, du traitement du signal et

l'extraction de caractéristiques à la classification des défauts et à l'estimation de la durée de vie utile restante.

Les algorithmes d'apprentissage supervisé, qui apprennent à partir d'exemples identifiés, sont largement utilisés pour les tâches de classification des défauts. Dans ce contexte, l'algorithme est entraîné sur un jeu de données qui inclut des mesures de capteurs identifiées avec l'état de l'équipement correspondant (normale ou différents types de défauts). Les algorithmes d'apprentissage supervisé courants utilisés en maintenance prédictive incluent les machines à vecteurs de support (SVM), les forêts aléatoires, les machines à amplification de gradient et les réseaux de neurones artificiels. Ces algorithmes peuvent apprendre à distinguer différents types de défauts avec une grande précision, à condition que les données d'entraînement soient représentatives des conditions rencontrées en pratique.

Les algorithmes d'apprentissage non supervisé, qui découvrent des motifs dans des données non étiquetées, sont particulièrement précieux pour la détection d'anomalies dans les applications de maintenance prédictive. Dans de nombreux contextes industriels, les données de défaillance sont rares car les défaillances sont (idéalement) des événements rares, et les données disponibles sont dominées par des conditions de fonctionnement normales. Des algorithmes non supervisés tels que le clustering k-means, les modèles de mélange gaussienne, les autoencodeurs et les SVM de classe unique peuvent apprendre les schémas de fonctionnement normaux à partir des données disponibles et signaler les déviations de ces motifs comme anomalies potentielles pouvant indiquer des défauts naissants.

L'apprentissage profond, qui utilise des réseaux de neurones à plusieurs couches pour apprendre des représentations hiérarchiques des données, a obtenu des résultats de pointe dans plusieurs tâches de maintenance prédictive. Les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) ont été appliqués avec succès à l'analyse brute des signaux de vibration, apprenant directement les caractéristiques à partir des représentations des signaux dans le domaine temporel ou fréquentiel des signaux. Les réseaux de neurones récurrents (RNN) et leurs variantes, en particulier les réseaux à mémoire longue et courte durée (LSTM) et les unités récurrentes à la porte (GRU), sont bien adaptés au traitement des données séquentielles de capteurs et à la prédiction de l'état futur des équipements en fonction des tendances historiques [ZHAO23].

2.4 Plateformes de supervision et d'aide à la décision

2.4.1 SCADA et systèmes HMI

Les systèmes de contrôle superviseur et d'acquisition de données (SCADA) ont longtemps été la colonne vertébrale de la surveillance et du contrôle industriels, offrant aux opérateurs une visibilité en temps réel sur l'état et la performance des processus industriels. Les systèmes SCADA modernes intègrent des capacités avancées de visualisation, des tendances historiques des données, la gestion des alarmes et des fonctions de reporting qui soutiennent à la fois la prise de décision opérationnelle et la planification de la maintenance.

Les systèmes d'interface homme-machine (HMI), souvent intégrés ou connectés aux systèmes SCADA, fournissent les affichages graphiques et les contrôles par lesquels les opérateurs interagissent avec le processus industriel.

Dans le contexte de la surveillance de la fiabilité, les systèmes SCADA servent de plateforme centrale pour agréger des données provenant de multiples sources, y compris les systèmes de surveillance embarqués décrits dans cette thèse. En intégrant les données de surveillance de l'état avec les données de procédé (telles que les taux de production, les mesures de qualité et les conditions environnementales), les systèmes SCADA offrent une vue globale de la relation entre la santé des équipements et la performance opérationnelle. Cette vision intégrée permet une prise de décision plus éclairée sur le moment d'effectuer la maintenance, comment ajuster les conditions de fonctionnement pour réduire le stress des équipements, et comment prioriser les ressources de maintenance lorsque plusieurs équipements nécessitent une attention simultanée.

2.4.2 Plateformes d'analyse basées sur le cloud

L'émergence de l'informatique en nuage a créé de nouvelles possibilités pour l'analytique industrielle en offrant un accès évolutif et à la demande aux ressources de calcul et à des outils analytiques avancés. Les plateformes de maintenance prédictive basées sur le cloud offrent plusieurs avantages par rapport aux solutions sur site, notamment un investissement initial plus faible, des mises à jour logicielles automatiques, une mise à l'échelle élastique pour gérer des charges de travail variées, ainsi qu'un accès à des modèles analytiques préconstruits et des modèles spécifiques à l'industrie. Ces plateformes fournissent généralement des services d'ingestion de données capables de gérer des flux de données capteurs à haut volume, des bases de données de séries temporelles optimisées pour stocker et interroger les données historiques des équipements, ainsi que des services d'apprentissage automatique qui soutiennent le développement, la formation et le déploiement de modèles prédictifs.

L'intégration des systèmes de surveillance embarqués avec des plateformes d'analyse cloud crée une solution puissante de bout en bout pour la maintenance prédictive. Le système embarqué gère l'acquisition des données en temps réel et le traitement local, tandis que la plateforme cloud fournit les ressources informatiques nécessaires pour entraîner des modèles complexes d'apprentissage automatique, réaliser des analyses à l'échelle de la flotte et générer des rapports et tableaux de bord au niveau de la direction. Cette architecture distribuée exploite les forces de l'edge computing et du cloud, offrant un traitement local à faible latence pour des applications temporelles tout en permettant des analyses sophistiquées nécessitant des ressources computationnelles importantes.

Impact pratique des systèmes innovants sur la fiabilité industrielle

2.5.1 Bénéfices démontrés dans la littérature

L'impact pratique des systèmes innovants de surveillance et de maintenance prédictive sur la fiabilité industrielle a été largement documenté dans la littérature

académique et les rapports industriels. Des études menées dans divers secteurs industriels, notamment la fabrication, l'énergie, le transport et les industries des procédés, ont constamment démontré des améliorations significatives des indicateurs clés de fiabilité et de performance en maintenance suite à la mise en œuvre de programmes de maintenance prédictive rendues possibles par l'IoT et les technologies analytiques.

Des recherches publiées dans la revue Applied Sciences ont rapporté que les systèmes de maintenance prédictive pilotés par l'IoT peuvent réduire les temps d'arrêt imprévus de 30 à 50 % et prolonger la durée de vie des équipements de 20 à 40 % par rapport aux approches traditionnelles de maintenance basée sur le temps[CARVALHO23]. Ces améliorations se traduisent directement par des bénéfices économiques, certaines études rapportant des ratios de retour sur investissement (ROI) de 10:1 ou plus pour des programmes de maintenance prédictive bien mis en œuvre. Les bénéfices économiques proviennent de multiples sources, notamment une réduction des pertes de production due à moins d'arrêts imprévus, des coûts de maintenance réduits grâce à une utilisation plus efficace des ressources de maintenance, des coûts d'inventaire réduits grâce à une meilleure prévision de la demande pour les pièces détachées, et une amélioration de la qualité des produits grâce à une performance plus constante des équipements.

Une revue complète publiée dans la revue Machines a examiné l'application de l'apprentissage automatique et de la maintenance prédictive basée sur l'IoT dans plusieurs domaines industriels et a constaté que ces technologies surpassaient systématiquement les stratégies de maintenance traditionnelles en termes de précision de détection des pannes, de délai de prédiction des pannes et d'efficacité globale des coûts de maintenance [AL-DAHIDI23]. La revue a également identifié plusieurs facteurs influençant le succès des implémentations de maintenance prédicative, notamment la qualité et la quantité des données disponibles, la pertinence des algorithmes sélectionnés, l'intégration de l'expertise du domaine dans le processus analytique, et la préparation organisationnelle à la prise de décision basée sur les données.

2.5.2 Études de cas issues de l'industrie

De nombreuses études de cas issues de la pratique industrielle illustrent les avantages tangibles des systèmes innovants de surveillance de la fiabilité. Dans le secteur manufacturier, les constructeurs automobiles ont signalé des réductions significatives des temps d'arrêt imprévus et des défauts de qualité suite au déploiement de systèmes de surveillance basés sur les vibrations sur des équipements de production critiques. Dans le secteur de l'énergie, les entreprises de production d'énergie ont utilisé l'analytique prédictive pour optimiser les calendriers de maintenance des turbines à gaz, des turbines à vapeur et des générateurs, ce qui a permis une meilleure disponibilité et réduit les coûts de maintenance.

Dans l'industrie pétrolière et gazière, des systèmes de maintenance prédictive ont été déployés sur des équipements rotatifs tels que des pompes, compresseurs et moteurs pour détecter les défauts de roulement, la dégradation des joints et les problèmes de rotor avant

qu'ils ne provoquent des défaillances catastrophiques. La capacité à prédire ces pannes à l'avance a permis aux équipes de maintenance de planifier des interventions lors des arrêts programmés, évitant ainsi les coûts et les risques de sécurité liés aux réparations d'urgence. Dans l'industrie minière, des systèmes de maintenance prédictive ont été appliqués aux camions de traction, aux systèmes de convoyeurs et aux équipements de traitement, où l'environnement d'exploitation hostile accélère la dégradation des équipements et rend la détection rapide des pannes particulièrement précieuse.

Ces études de cas démontrent que les avantages des systèmes de fiabilité innovants ne se limitent pas à une industrie ou à un type d'équipement particulier ; ils sont plutôt largement applicables à divers contextes industriels. Cependant, elles soulignent également l'importance d'adapter l'approche de conception et de mise en œuvre des systèmes aux exigences et contraintes spécifiques de chaque application. La thèse contribue à ce corpus de connaissances en présentant une conception de système qui répond explicitement au besoin de rentabilité, de modularité et de facilité de déploiement, rendant la surveillance innovante de la fiabilité accessible à un plus large éventail d'organisations industrielles.

2.6 Conclusion

Ce chapitre a examiné le paysage des technologies et systèmes innovants pour renforcer la fiabilité industrielle, avec un accent particulier sur l'IoT, les capteurs intelligents, les cadres de maintenance prédictive et les plateformes de supervision. La discussion a révélé un écosystème technologique riche et en évolution rapide, offrant des opportunités significatives pour améliorer la fiabilité et la maintenabilité des équipements industriels.

L'examen des technologies IoT a mis en lumière l'importance du choix des capteurs, de la conception de l'acquisition de données et du choix des technologies de communication dans la construction de systèmes de surveillance efficaces. L'examen des cadres de maintenance prédictive a retraqué l'évolution de la maintenance préventive à la maintenance prédictive et a exploré le rôle de l'apprentissage automatique pour permettre une détection précise des pannes et une prédiction de la durée de vie utile restante. La discussion sur les plateformes de supervision et d'aide à la décision a démontré comment les systèmes de surveillance embarqués peuvent être intégrés à SCADA et à l'analytique cloud pour créer des solutions complètes de gestion de la fiabilité.

L'analyse d'impact pratique a confirmé que les systèmes de surveillance innovants apportent des avantages substantiels en termes de réduction des temps d'arrêt, de coûts d'entretien réduits et d'amélioration de la durée de vie des équipements. Ces résultats motivent fortement le développement et la mise en œuvre du système innovant décrit dans les chapitres suivants, qui vise à apporter ces avantages dans des contextes industriels sous-desservis par les solutions commerciales existantes.

Le chapitre a préparé le terrain pour le chapitre 3, qui développera la méthodologie et les outils spécifiques nécessaires à la mise en œuvre du système innovant proposé, incluant la sélection des méthodes analytiques, la conception de pipelines de traitement des données et l'intégration d'algorithmes de diagnostic dans un cadre opérationnel cohérent.

Chapitre 3 : Méthodologie et outils pour renforcer la fiabilité

3.1 Introduction

La mise en œuvre réussie de l'amélioration de la fiabilité grâce à des systèmes de surveillance innovants nécessite une méthodologie systématique et bien définie qui guide la sélection, la configuration et l'intégration des différents outils et techniques impliqués. Alors que le chapitre 1 a établi les fondations théoriques et que le chapitre 2 a exploré le paysage technologique, ce chapitre développe le cadre méthodologique spécifique qui sous-tend le système proposé et son application à l'amélioration de la fiabilité industrielle.

La méthodologie présentée dans ce chapitre est conçue pour être à la fois complète et pratique, s'appuyant sur des cadres d'ingénierie de fiabilité établis tout en intégrant les capacités modernes des technologies IoT et d'analyse de données. Elle couvre l'ensemble du cycle de vie d'un projet d'amélioration de la fiabilité, depuis l'évaluation initiale des équipements et des modes de défaillance, en passant par la conception et le déploiement du système de surveillance, jusqu'à l'exploitation continue, l'évaluation et l'amélioration continue du programme de maintenance prédictive. La méthodologie est spécifiquement adaptée au contexte des environnements industriels limités en ressources, où la rentabilité, la scalabilité et la facilité de mise en œuvre sont des exigences essentielles.

Ce chapitre est organisé en quatre sections principales. La première section traite du choix des outils et méthodes pour l'analyse et la mise en œuvre de la fiabilité, établissant les critères selon lesquels les différentes approches sont évaluées et sélectionnées. La deuxième section présente les modèles et techniques utilisés pour le traitement des données, l'extraction de caractéristiques et l'analyse diagnostique. La troisième section détaille l'architecture de conception du système de surveillance innovant proposé, y compris ses composants matériels et logiciels. La quatrième section présente la méthodologie intégrée qui synthétise ces éléments en un cadre cohérent pour l'amélioration de la fiabilité.

3.2 Sélection des outils et méthodes

3.2.1 Critères de sélection des méthodes

Le choix des outils et méthodes appropriés pour l'analyse de la fiabilité et la mise en œuvre du système est une décision cruciale qui influence significativement l'efficacité, le coût et la durabilité du programme d'amélioration de la fiabilité. Cette thèse établit un ensemble de critères pour évaluer et sélectionner les méthodes, garantissant que les approches choisies sont bien adaptées aux exigences et contraintes spécifiques de l'application cible.

Le premier critère est l'efficacité, qui désigne la capacité de la méthode à détecter, diagnostiquer et prédire avec précision les pannes d'équipement. L'efficacité est évaluée en fonction des performances publiées de la méthode dans des applications similaires, de la solidité théorique des principes sous-jacents, ainsi que de la qualité et pertinence des données requises. Pour les algorithmes de détection de pannes, l'efficacité est généralement mesurée à l'aide de métriques telles que le taux de détection (sensibilité), le taux de fausse alerte

(spécificité) et la précision de la classification. Pour les algorithmes pronostiques, l'efficacité est mesurée par la précision et la précision des prédictions restantes de durée de vie utile.

Le second critère est l'implémentabilité, qui fait référence à la faisabilité pratique de déployer la méthode dans l'environnement industriel cible. L'implémentabilité englobe les exigences de calcul de la méthode (puissance de traitement, mémoire, stockage), les exigences en données (volume, variété, vitesse), l'expertise requise pour la mise en œuvre et le fonctionnement, ainsi que la compatibilité avec les infrastructures industrielles existantes et les processus organisationnels. Les méthodes nécessitant du matériel spécialisé, des logiciels propriétaires ou du personnel hautement qualifié peuvent être efficaces en principe mais peu pratiques dans de nombreux contextes industriels.

Le troisième critère est la scalabilité, qui désigne la capacité de la méthode à être étendue d'un seul élément d'équipement à une flotte d'équipements similaires, d'un type d'équipement à plusieurs types, et d'une seule installation à plusieurs sites. Les méthodes évolutives sont celles qui peuvent être appliquées dans divers contextes sans nécessiter une refonte ou une réimplémentation complète pour chaque nouvelle application. Les architectures de systèmes modulaires, les formats de données standardisés et les algorithmes configurables sont des éléments clés de la scalabilité.

Le quatrième critère est la rentabilité, qui prend en compte le coût total de possession de la méthode, y compris l'investissement initial dans le matériel et les logiciels, les coûts continus d'exploitation et de maintenance, ainsi que les bénéfices attendus en termes d'amélioration de la fiabilité, de réduction des temps d'arrêt et d'économies sur les coûts de maintenance. La rentabilité est particulièrement importante dans les environnements à ressources limitées, où le budget disponible pour les initiatives d'amélioration de la fiabilité est limité et doit être alloué pour maximiser le retour sur investissement.

3.2.2 Méthodes analytiques sélectionnées

Tableau 3. *1. Méthodes analytiques sélectionnées pour améliorer la fiabilité*

Méthode	Catégorie	Objectif	Scène
FMEA	Classique	Identifier les modes de défaillance et les priorités	Évaluation
Accord de libre échange	Classique	Analyser les chemins de propagation des défauts	Évaluation
RCM	Classique	Optimiser les tâches de maintenance	Stratégie

Analyse des vibrations	Modernité	Détection des pannes mécaniques	Surveillance
FFT / Analyse spectrale	Modernité	Diagnostic du domaine fréquentiel	Extraction de caractéristiques
Forêt aléatoire / SVM	Modernité	Classification des failles	Diagnostic
Analyse des tendances	Modernité	Suivi de la dégradation	Pronostiques

Sur la base des critères décrits ci-dessus, les méthodes analytiques suivantes ont été sélectionnées pour la méthodologie proposée d'amélioration de la fiabilité. Ces méthodes représentent un équilibre entre efficacité, implémentabilité, évolutivité et rentabilité, et sont bien adaptées à l'application cible de la surveillance des moteurs électriques.

Les méthodes de traitement du signal constituent la base de la chaîne d'analyse des données. L'analyse par transformée rapide de Fourier (FFT) est utilisée pour convertir les signaux de vibration dans le domaine temporel en domaine fréquentiel, où des fréquences spécifiques de défaut peuvent être identifiées et suivies. La FFT est efficace en calcul, bien comprise et fournit des informations diagnostiques directement liées à la physique des machines en rotation. L'analyse d'enveloppe (également appelée analyse de démodulation) est utilisée pour extraire les composantes de modulation d'amplitude des signaux de vibration, caractéristiques des défauts de roulement et des défauts d'engrenage. Des caractéristiques statistiques telles que la racine quadratique moyenne (RMS), la valeur de pic, le facteur de crête, la kurtose et l'assiétrie sont calculées à partir des signaux en domaine temporel et en domaine fréquentiel pour fournir des représentations compactes des caractéristiques du signal.

Les méthodes de diagnostic incluent la surveillance basée sur des seuils pour le suivi simple des paramètres, l'analyse des tendances pour détecter les schémas de dégradation progressive, et la reconnaissance de motifs pour classifier l'état des équipements. Pour l'application des moteurs électriques, l'approche diagnostique combine l'analyse basée sur les vibrations avec l'analyse de signature de courant et la surveillance de la température afin de fournir une vue d'ensemble de l'état du moteur. L'analyse des vibrations est la principale modalité de diagnostic pour les défauts mécaniques (roulements, rotor, accouplement), tandis que l'analyse de signature de courant apporte une sensibilité supplémentaire aux défauts électriques (enroulement du stator, barres de rotor, excentricité d'espace d'air) et la surveillance de la température fournit un indicateur global de l'efficacité de la charge et du refroidissement du moteur.

Les méthodes pronostiques pour l'estimation de la durée de vie utile restante sont basées sur l'analyse des tendances de dégradation utilisant des modèles de dégradation exponentielle et la régression polynomiale. Bien que des méthodes plus sophistiquées comme la prédiction RUL basée sur l'apprentissage profond offrent une plus grande

précision dans des environnements riches en données, les méthodes sélectionnées ont été choisies pour leur implémentabilité sur des plateformes embarquées à ressources limitées et leur capacité à fournir des prédictions utiles avec des données d'entraînement limitées. Le modèle de dégradation exponentielle suppose que le signal de dégradation suit un schéma de croissance exponentielle à mesure que l'équipement approche de la panne, ce qui constitue une approximation raisonnable pour de nombreux mécanismes de défaillance par usure.

3.3 Modèles et techniques pour renforcer la fiabilité

3.3.1 Pipeline de traitement des données

Le pipeline de traitement des données est l'épine dorsale informatique du système de surveillance, transformant les données brutes des capteurs en informations exploitables sur l'état des équipements. Le pipeline se compose de plusieurs étapes, chacune effectuant une fonction de traitement spécifique sur les données au fur et à mesure qu'elles passent des capteurs aux algorithmes de diagnostic et de pronostic.

La première étape est le conditionnement du signal et la numérisation, qui consiste à amplifier, filtrer et convertir les signaux des capteurs analogiques en format numérique. Des filtres anti-crénelage sont appliqués avant la conversion de l'analogique au numérique pour éviter la distorsion spectrale, et les taux d'échantillonnage appropriés sont sélectionnés en fonction du contenu fréquentiel des signaux d'intérêt. Pour la surveillance des vibrations, la fréquence d'échantillonnage doit être au moins deux fois supérieure à la fréquence d'intérêt la plus élevée (critère de Nyquist), et en pratique, des rapports de suréchantillonnage significativement plus élevés sont utilisés pour améliorer la résolution fréquentielle et permettre une analyse spectrale détaillée.

La deuxième étape est le prétraitement des données, qui inclut la réduction du bruit, la suppression des valeurs aberrantes et la normalisation des données. Des techniques de réduction du bruit telles que le filtrage numérique (passe-bas, passe-bande ou passe-haut selon l'application) et la réduction du bruit par ondelettes sont appliquées pour améliorer le rapport signal/bruit des données acquises. Les algorithmes de détection et de suppression des valeurs aberrantes identifient et traitent des points de données qui s'écartent significativement de la plage attendue, pouvant être causés par des pannes de capteurs, des erreurs de communication ou des perturbations transitoires. La normalisation des données garantit que les signaux provenant de différents capteurs et de différentes périodes de temps sont comparables en les mettant à l'échelle à une plage ou une distribution commune.

La troisième étape est l'extraction de caractéristiques, qui transforme les données prétraitées en un ensemble de caractéristiques informatives capturant les caractéristiques pertinentes de l'état de l'équipement. L'extraction des caractéristiques est une étape critique qui comble le fossé entre les données brutes du capteur et les algorithmes de diagnostic. La sélection des caractéristiques appropriées dépend du type de données du capteur, de l'équipement surveillé et des modes de défaillance d'intérêt. Pour les signaux de vibration, les caractéristiques peuvent être extraites du domaine temporel (caractéristiques statistiques

telles que RMS, pic, kurtose), du domaine fréquentiel (amplitudes à des fréquences de défaut spécifiques, énergie spectrale dans les bandes de fréquences) et du domaine temps-fréquence (coefficients d'ondelettes, distribution d'énergie du spectrogramme).

La quatrième étape est la prise de décision diagnostique, qui utilise les caractéristiques extraites pour déterminer l'état actuel de l'équipement et identifier les éventuels défauts présents. L'algorithme de diagnostic compare les valeurs actuelles des caractéristiques avec des valeurs ou des motifs de référence représentant des conditions normales et défectueuses, et génère des résultats diagnostiques tels que des alertes de détection de pannes, la classification des types de défauts et l'évaluation de la gravité des défauts. L'algorithme de diagnostic peut être implémenté en utilisant une logique basée sur des règles (comparant les valeurs des caractéristiques à des seuils prédéfinis), des algorithmes de reconnaissance de motifs (utilisant des modèles entraînés d'apprentissage automatique), ou une combinaison des deux approches.

La cinquième étape est la prédiction pronostique, qui utilise la tendance historique des caractéristiques diagnostiques pour prédire l'évolution future de l'état des équipements et estimer la durée de vie utile restante. Les algorithmes pronostiques analysent la trajectoire de dégradation des indicateurs clés de santé et extrapolent cette trajectoire vers le futur afin d'estimer quand un seuil de défaillance prédéfini sera atteint. La précision des prédictions pronostiques dépend de la qualité des données de dégradation, de la pertinence du modèle de dégradation et de la stabilité des conditions de fonctionnement.

3.3.2 Techniques d'extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est le processus de transformation des données brutes des capteurs en un ensemble réduit de variables informatives qui capturent les caractéristiques essentielles de l'état de l'équipement. L'extraction efficace des caractéristiques est cruciale pour la performance des algorithmes de diagnostic et de pronostic, car la qualité des caractéristiques détermine directement leur capacité à détecter les défauts, à classifier les types de défauts et à prédire une dégradation future.

Les caractéristiques du domaine temporel sont calculées directement à partir des données de la série temporelle et fournissent des informations sur l'énergie globale, la variabilité et les caractéristiques de distribution du signal. Les caractéristiques les plus couramment utilisées dans la surveillance de l'état incluent la valeur moyenne, qui indique la composante DC ou le niveau moyen du signal ; la valeur du carré moyen (RMS), qui indique la teneur énergétique globale et est sensible au niveau global de vibration ; la valeur de pic, qui indique l'amplitude maximale du signal ; le facteur de crête, défini comme le rapport pic-RMS, sensible à la présence de signaux impulsifs caractéristiques des défauts de roulement ; la kurtose, qui mesure la « queue » de la distribution du signal et est très sensible aux composantes impulsives ; et la syymétrique, qui mesure l'asymétrie de la distribution du signal.

Les caractéristiques du domaine fréquentiel sont extraites du spectre fréquentiel du signal, obtenues grâce à l'application de la transformée rapide de Fourier (FFT). Le spectre

fréquentiel révèle les composantes périodiques du signal et leurs amplitudes, fournissant des informations diagnostiques directement liées à la vitesse de rotation, à la géométrie du roulement et à d'autres paramètres physiques de l'équipement. Les caractéristiques clés du domaine fréquentiel incluent l'amplitude à des fréquences spécifiques des caractéristiques de défaut (telles que la fréquence passe-boule, la course extérieure, la fréquence du passe-bille intérieure et la fréquence fondamentale du train pour les roulements), l'énergie spectrale totale dans des bandes de fréquences spécifiées, le centroïde spectral (le centre de masse du spectre), et les rapports harmonique/fondamentaux qui indiquent la présence d'effets non linéaires.

Les caractéristiques du domaine temps-fréquence capturent l'évolution temporelle du contenu fréquentiel, ce qui est particulièrement utile pour les signaux non stationnaires où le contenu fréquentiel change au fil du temps. Des techniques telles que la transformée de Fourier à court temps (STFT), la transformée en ondelettes et la transformée de Hilbert-Huang fournissent des représentations temps-fréquence pouvant révéler des événements transitoires, des composantes fréquentielles variables dans le temps et des motifs de modulation qui ne sont pas visibles ni dans le domaine du temps pur ni dans le domaine purement fréquentiel. Les caractéristiques basées sur les ondelettes, telles que l'énergie des coefficients d'ondelettes à différents niveaux de décomposition, se sont révélées particulièrement efficaces pour détecter des défauts localisés dans les roulements et les engrenages.

3.3.3 Algorithmes diagnostiques et pronostiques

L'algorithme de diagnostic utilisé dans cette thèse suit une approche multi-niveaux qui combine des seuils basés sur des règles avec une analyse de tendances pour fournir une détection robuste des pannes. Au premier niveau, les valeurs individuelles des caractéristiques sont comparées aux seuils d'avertissement et d'alarme prédéfinis. Ces seuils sont établis sur la base de normes internationales (telles que ISO 10816 pour la gravité des vibrations), des recommandations du fabricant et des données historiques de référence. Lorsqu'une valeur de caractéristique dépasse le seuil d'avertissement, le système génère une notification d'avertissement indiquant que l'état de l'équipement s'est dégradé au-delà de la plage normale de fonctionnement. Lorsqu'une valeur de caractéristique dépasse le seuil d'alarme, le système génère une alarme critique indiquant qu'une attention immédiate est requise.

Au second niveau, l'algorithme analyse les tendances des caractéristiques clés au fil du temps afin de détecter des schémas de dégradation progressive qui n'ont peut-être pas encore atteint les seuils d'alarme. Des techniques d'analyse des tendances telles que la régression linéaire, le lissage des moyennes mobiles et le lissage exponentiel sont utilisées pour estimer le taux de variation de chaque caractéristique et prédire quand elle est susceptible d'atteindre le seuil d'alarme. Cette capacité pronostique permet aux planificateurs de maintenance de planifier des interventions avant que l'état de l'équipement ne se détériore jusqu'au point de défaillance.

Au troisième niveau, l'algorithme utilise une approche de fusion multi-caractéristiques pour améliorer la précision diagnostique et réduire les fausses alertes. En considérant simultanément plusieurs caractéristiques (par exemple, vibration RMS, amplitude de fréquence de défaut de roulement, température et signature de courant), l'algorithme peut distinguer la dégradation réelle de l'équipement et les fausses alertes causées par des conditions de fonctionnement transitoires ou des artefacts de capteurs. La fusion des caractéristiques est réalisée à l'aide d'un système de notation simple, où chaque caractéristique contribue à un score pondéré à un indice global de santé, et l'indice de santé est comparé aux seuils de décision pour déterminer la classification de l'état de l'équipement.

L'algorithme pronostique utilise une approche basée sur un modèle de dégradation pour estimer la durée de vie utile restante. L'algorithme ajuste un modèle de dégradation exponentielle à la tendance historique de l'indicateur de santé sélectionné et extrapole le modèle pour prédire quand l'indicateur atteindra le seuil de défaillance prédéfini. Le modèle exponentiel est défini comme suit :

où H(t) est la valeur de l'indicateur de santé au temps t, H_0 est la valeur initiale de l'indicateur de santé, et alpha est le paramètre de taux de dégradation. La durée de vie utile restante est estimée comme le moment où H(t) atteint le seuil de défaillance H_f :

3.4 Méthodologie proposée : une approche systémique et innovante

3.4.1 Aperçu du Cadre intégré

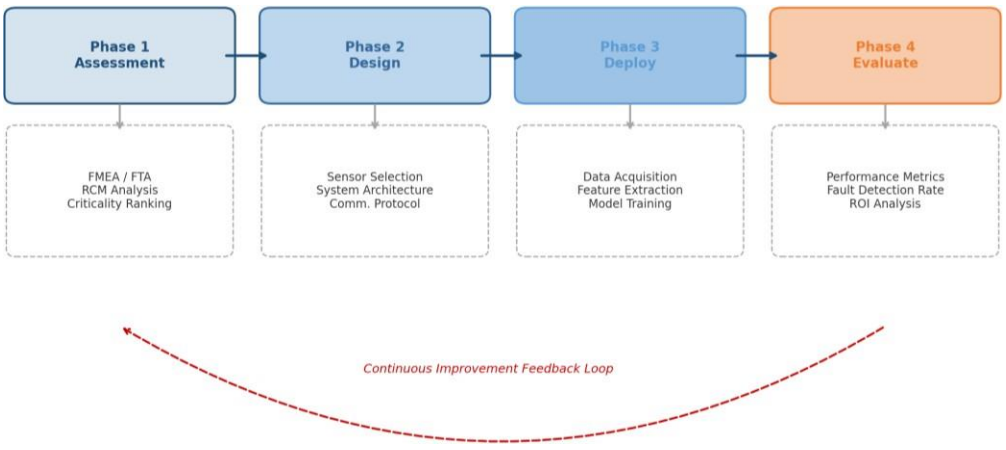


Figure 3.1. *Cadre méthodologique intégré pour l'amélioration de la fiabilité*

La méthodologie proposée pour renforcer la fiabilité grâce à un système de surveillance innovant intègre les méthodes analytiques, les techniques de traitement des données et les algorithmes de diagnostic évoqués dans les sections précédentes dans un cadre cohérent et exploitable. Ce cadre est conçu pour être systématique, c'est-à-dire suivre une séquence structurée d'étapes ; exhaustif, c'est-à-dire qu'il traite de tous les aspects pertinents

de l'amélioration de la fiabilité ; et pratique, c'est-à-dire qu'il peut être mis en œuvre à l'aide de technologies disponibles et abordables.

Le cadre se compose de cinq phases, chacune s'appuyant sur les résultats de la phase précédente. La première phase, Évaluation des équipements et analyse de la criticité, consiste à identifier et à prioriser les éléments d'équipement à suivre, en fonction de leur critique pour la production, la sécurité et les objectifs économiques. Cette phase utilise les méthodologies RCM et FMEA discutées au chapitre 1 pour évaluer systématiquement les conséquences d'une défaillance pour chaque équipement et les classer selon leur priorité de surveillance.

La deuxième phase, Conception et Configuration du Système de Surveillance, implique la sélection des capteurs appropriés, la conception du système d'acquisition de données, la configuration des protocoles de communication et la spécification des algorithmes de traitement et de diagnostic des données pour chaque élément d'équipement. Le processus de conception suit l'architecture modulaire décrite précédemment dans ce chapitre, l'unité de surveillance embarquée servant de composant central pouvant être personnalisé pour différents types d'équipements grâce au choix des interfaces de capteurs appropriées et des paramètres de configuration.

La troisième phase, Déploiement et mise en service du système, comprend l'installation physique de capteurs et de matériel de surveillance, la configuration des logiciels et des paramètres de communication, la vérification de la qualité des données et des performances du système, ainsi que l'établissement de données de référence de référence pour chaque équipement surveillé. Cette phase comprend également la formation du personnel de maintenance et l'intégration du système de surveillance avec les processus de gestion de la maintenance existants.

La quatrième phase, Surveillance et Analyse Opérationnelles, implique l'acquisition et l'analyse continues des données sur l'état des équipements, la génération de résultats diagnostiques et pronostiques, ainsi que la communication des résultats aux planificateurs et opérateurs de maintenance. Durant cette phase, le système fonctionne de manière autonome, avec une collecte automatisée, un traitement et une génération d'alertes de données, tandis que le personnel de maintenance examine les résultats et prend des décisions concernant les interventions de maintenance.

La cinquième phase, Amélioration et Optimisation Continues, implique l'examen périodique des performances du système, l'affinement des algorithmes de diagnostic et des seuils basés sur l'expérience opérationnelle accumulée, l'expansion du programme de surveillance à des équipements supplémentaires, ainsi que l'identification des opportunités d'amélioration supplémentaire de la fiabilité. Cette phase reconnaît que l'amélioration de la fiabilité est un processus continu qui bénéficie d'un apprentissage et d'une adaptation continus.

3.4.2 Conception de l'architecture système

L'architecture du système de surveillance innovant proposé suit une structure en trois niveaux qui répartit la charge de travail computationnelle entre l'appareil embarqué, la passerelle edge et la plateforme cloud. Cette architecture distribuée exploite les forces de chaque niveau pour offrir un équilibre entre réactivité en temps réel, sophistication analytique et scalabilité du système.

Le niveau de dispositif comprend l'unité de surveillance embarquée qui est installée directement sur ou à proximité de l'équipement surveillé. Cette unité est responsable de l'acquisition des données des capteurs, du traitement local du signal, de l'extraction des caractéristiques et des fonctions de diagnostic de base. L'unité embarquée est conçue autour d'une plateforme de microcontrôleurs qui fournit une puissance de traitement suffisante pour les tâches de calcul requises tout en maintenant une faible consommation d'énergie. Les fonctions clés du niveau de dispositif incluent : la lecture des données des capteurs à des fréquences d'échantillonnage configurées, la réalisation de conditionnement du signal en temps réel et le filtrage numérique, le calcul des caractéristiques dans les domaines temporel et fréquentiels, la comparaison des valeurs des caractéristiques avec les seuils locaux, la génération d'alertes pour les conditions critiques et la transmission des données et alertes traitées à la passerelle en périphérie.

La plateforme edge comprend la passerelle locale ou le hub qui sert d'intermédiaire entre les appareils embarqués et la plateforme cloud. La passerelle edge agrège les données de plusieurs unités embarquées, réalise des analyses de plus haut niveau qui peuvent nécessiter plus de ressources informatiques que celles disponibles sur les appareils embarqués, et gère la communication avec la plateforme cloud. Les fonctions effectuées au niveau edge incluent : l'agrégation et le buffering de données provenant de plusieurs appareils, le traitement avancé du signal et l'ingénierie des fonctionnalités, l'analyse de corrélation multi-équipements, le stockage local des données et les tendances historiques, l'interface avec les systèmes SCADA existants, et la gestion des alarmes et notifications locales.

La couche cloud fournit les ressources de calcul et les capacités analytiques nécessaires à l'analyse à l'échelle de la flotte, à la formation des modèles et aux rapports au niveau de la direction. La plateforme cloud stocke les données historiques de tous les équipements surveillés, permettant l'analyse des tendances à long terme, le benchmarking au niveau de la flotte et l'entraînement de modèles d'apprentissage automatique. Les fonctions exercées à la couche cloud incluent : le stockage et la gestion des données à long terme, l'entraînement et la mise à jour des modèles d'apprentissage automatique, l'analyse et le benchmarking de fiabilité à l'échelle de la flotte, la génération de rapports et de tableaux de bord de gestion, ainsi que la configuration à distance des systèmes et les mises à jour logicielles.

3.5 Contribution : méthodologie systémique et innovante proposée

La contribution méthodologique de cette thèse réside dans le développement d'un cadre intégré qui aborde systématiquement les défis liés à la mise en œuvre de l'amélioration de la fiabilité grâce à des systèmes de surveillance innovants. Le cadre apporte plusieurs contributions qui le distinguent des approches existantes dans la littérature et la pratique.

Premièrement, le cadre aborde explicitement les contraintes pratiques des environnements industriels limités en ressources en privilégiant la rentabilité, la modularité et la scalabilité dans tous les aspects de la conception du système. Bien que de nombreuses approches publiées visent à atteindre la plus grande précision possible en utilisant des algorithmes de pointe et du matériel coûteux, le cadre proposé reconnaît que dans de nombreux contextes industriels, la solution la plus efficace n'est pas la plus sophistiquée, mais plutôt celle qui peut être réalistement mise en œuvre et maintenue dans les ressources disponibles.

Deuxièmement, le cadre intègre les méthodes classiques d'ingénierie de la fiabilité (RCM, FMEA, FTA) avec des approches modernes basées sur les données (apprentissage automatique, IoT) d'une manière qui exploite les forces des deux paradigmes. Les méthodes classiques fournissent l'analyse structurée nécessaire pour identifier ce qu'il faut surveiller et pourquoi, tandis que les méthodes modernes fournissent les outils pour extraire un maximum de valeur des données de surveillance. Cette intégration n'est pas seulement un contraste de méthodes, mais une véritable synthèse qui crée de nouvelles capacités non accessibles uniquement par l'une ou l'autre approche.

Troisièmement, le cadre intègre un cycle d'amélioration continue qui garantit que le système évolue et s'améliore au fil du temps en fonction de l'expérience opérationnelle. Contrairement aux implémentations ponctuelles qui restent statiques après le déploiement, le cadre proposé inclut des mécanismes d'évaluation des performances, d'affinement des seuils, de mise à jour des modèles et d'expansion du système qui permettent au programme de surveillance de gagner en capacités et en couverture à mesure que davantage de données et d'expérience sont accumulées.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté la méthodologie et les outils pour renforcer la fiabilité industrielle grâce à un système de surveillance innovant. La discussion a débuté par l'établissement de critères de sélection des méthodes, garantissant que les approches choisies équilibrent efficacité et mise en œuvre pratique. La chaîne de traitement des données a été décrite en détail, couvrant les étapes allant du conditionnement du signal à la prédiction pronostique. Les techniques d'extraction de caractéristiques et les algorithmes de diagnostic ont été présentés, fournissant la base analytique du système de surveillance.

La méthodologie systémique proposée intègre ces éléments dans un cadre en cinq phases qui guide l'ensemble du cycle de vie d'un projet d'amélioration de la fiabilité, de l'évaluation initiale à l'amélioration continue. L'architecture système à trois niveaux répartit

les tâches de calcul sur l'appareil embarqué, la passerelle en périphérie et la plateforme cloud, offrant une solution évolutive et flexible pouvant être adaptée à divers contextes industriels.

La contribution méthodologique de ce chapitre réside dans l'intégration systématique des approches classiques et modernes, la prise en compte explicite des contraintes pratiques de mise en œuvre, et l'inclusion d'un mécanisme d'amélioration continue. Ces éléments se combinent pour créer une méthodologie non seulement théoriquement solide mais aussi pratiquement exploitable dans les types d'environnements industriels qui bénéficieront le plus d'une surveillance innovante de la fiabilité.

Le terrain est désormais posé pour le chapitre 4, qui appliquera cette méthodologie à une étude de cas concrète impliquant la maintenance prédictive d'un moteur électrique, démontrant l'application pratique et la validation de l'approche proposée.

Chapitre 4 : Étude de cas - Maintenance prédictive d'un moteur électrique à l'aide d'un ensemble de données industriel réel

4.1 Introduction

Ce chapitre présente l'application pratique de la méthodologie et des outils développés dans les chapitres précédents à une étude de cas concrète impliquant la maintenance prédictive d'un moteur électrique. Contrairement à de nombreuses études académiques qui s'appuient exclusivement sur des données simulées ou synthétiques, ce chapitre utilise un jeu de données de vibrations concret provenant de la plateforme de données ouvertes Kaggle. L'ensemble de données a été collecté à partir de moteurs à induction triphasés de 45 kW réels opérant dans une grande entreprise industrielle, couplés à des pompes à eau centrifuges. En utilisant des données publiques et vérifiables, cette étude assure une reproductibilité complète et permet au jury ainsi qu'aux autres chercheurs d'accéder indépendamment, d'examiner et de valider le jeu de données et les résultats présentés ici.

L'étude de cas sert d'illustration démonstrative de la manière dont le système de surveillance innovant proposé et sa méthodologie sous-jacente peuvent être conçus, configurés et appliqués à un actif industriel représentatif pour la surveillance de l'état, la détection des pannes et l'évaluation de la santé. Le chapitre couvre la présentation de l'équipement et de la source de données, les procédures de collecte et de traitement des données, la description du système de surveillance embarqué innovant, la mise en œuvre d'algorithmes de maintenance prédictive, ainsi que l'analyse et la discussion des résultats. Le chapitre aborde également les limites de l'étude et propose des orientations pour les travaux futurs.

4.1.1 Note sur la sélection des équipements et des sources de données

Le plan de travail initial de cette thèse prévoyait une étude de cas axée sur la maintenance prédictive des turbines industrielles. Cependant, au cours de la recherche, l'accès à une turbine physique pour la collecte de données et la validation expérimentale n'a pas pu être garanti. Les turbines industrielles sont des équipements de grande valeur ajoutée, critiques pour la sécurité, généralement soumis à des contrôles d'accès stricts, et les modalités d'accès à ces équipements impliquent de longs processus d'approbation, des exigences d'assurance et des contraintes opérationnelles qui n'ont pas pu être résolues dans le délai de ce projet de recherche.

Plutôt que de s'appuyer uniquement sur des données simulées sans lien avec de véritables équipements industriels, une décision délibérée a été prise de se procurer un jeu de données réel vérifié à partir de la plateforme Kaggle (https://www.kaggle.com). Kaggle est la plus grande communauté mondiale de data scientists et de praticiens de l'apprentissage automatique, appartenant à Google, et héberge des milliers de jeux de données évalués par des pairs largement utilisés dans la recherche académique et l'industrie. Le jeu de données sélectionné, intitulé Vibration Faults Dataset for Rotating Machines, a été publié par Kafeel et al. (2021) en parallèle de leur article de recherche évalué par des pairs dans la revue MDPI Sensors, offrant une couche supplémentaire de crédibilité académique et de traçabilité.

Cette approche offre plusieurs avantages à la fois par rapport à l'expérimentation physique sur turbine et à la génération purement synthétique de données. Premièrement, le jeu de données est accessible au public, ce qui signifie que tout membre du jury ou futur chercheur peut télécharger les données, reproduire l'analyse et vérifier les résultats de manière indépendante. Deuxièmement, les données ont été collectées à partir d'équipements industriels réels opérant dans un véritable environnement industriel, garantissant que les signaux contiennent la complexité, le bruit et la variabilité caractéristiques de la surveillance des conditions réelles. Troisièmement, la publication évaluée par les pairs qui l'accompagne fournit une documentation détaillée de l'installation expérimentale, de la configuration des capteurs et de la méthodologie de collecte des données, permettant une transparence et une reproductibilité totales.

4.2 Présentation de l'équipement et de la source de données

4.2.1 Description du moteur à induction triphasé

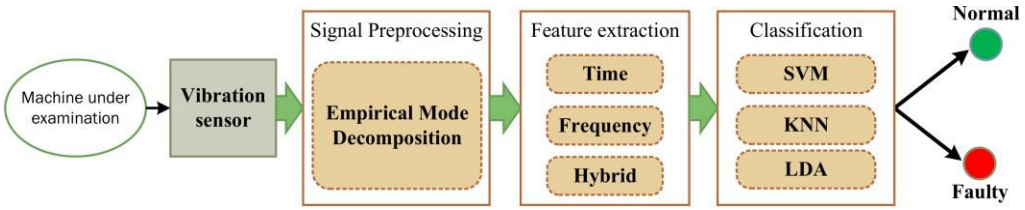


Figure 4.0. *Installation expérimentale du moteur à induction triphasé de 45 kW utilisé pour la collecte de données de vibration (Source : Kafeel et al., 2021, MDPI Sensors, DOI : 10.3390/s21227587)*

L'équipement au centre de cette étude de cas est un moteur à induction triphasé d'une puissance nominale de 45 kW, fonctionnant dans le cadre d'un système de pompe centrifuge à eau au sein d'une grande entreprise industrielle. Les moteurs à induction triphasés comptent parmi les machines électriques les plus utilisées dans les milieux industriels, représentant environ 70 % de toute l'énergie électrique consommée par le secteur industriel dans le monde[NANDI05]. Leur robustesse, leur fiabilité et leur construction relativement simple en font le cheval de bataille de l'industrie moderne, dans des applications allant des systèmes de pompage d'eau et CVC aux tapis roulants, compresseurs et machines lourdes.

La puissance nominale de 45 kW place ce moteur dans la gamme moyenne de puissance, ce qui représente une très grande population de moteurs industriels. Les moteurs de cette plage de puissance se retrouvent couramment dans les usines de traitement de l'eau, les installations industrielles, les opérations minières et les installations agricoles. Le choix d'un moteur dans cette catégorie de puissance garantit que les résultats de cette étude sont directement pertinents pour un large éventail d'applications industrielles.

Le moteur est couplé à une pompe centrifuge à eau, qui introduit des conditions de charge mécaniques spécifiques influençant la signature vibrationnelle de l'ensemble moteur-

pompe. Les pompes centrifuges imposent des charges radiales et axiales à l'arbre du moteur, créent des forces hydrauliques pouvant exciter des résonances mécaniques, et soumettent les roulements à des charges variables selon le point de fonctionnement de la pompe. Ces facteurs font de l'ensemble moteur-pompe un sujet réaliste et pratiquement pertinent pour la surveillance de l'état et la maintenance prédictive.

Le moteur fonctionne dans de vraies conditions industrielles, ce qui signifie que les signaux de vibration captés par cet équipement reflètent l'environnement de fonctionnement réel, y compris les vibrations de fond provenant des machines voisines, les variations de la qualité de l'alimentation électrique et l'influence de facteurs environnementaux tels que la température et l'humidité. Ce réalisme est essentiel pour valider l'efficacité des algorithmes de maintenance prédictif, car les algorithmes développés et testés sur des données de laboratoire propres échouent souvent à fonctionner correctement lorsqu'ils sont déployés dans des conditions bruyantes et variables d'environnements industriels réels.

4.2.2 Le jeu de données Kaggle : Jeu de données sur les défauts de vibration pour machines rotatives

Tableau 4. *1. Résumé de la structure du jeu de données*

Classe	Nombre de signaux	Durée par signal	Durée totale	Types de failles
Normal	103	5 secondes	8,5 minutes	N/A (exploitation saine)
Défectueux	117	5 secondes	9,75 minutes	Défauts de roulement, défauts d'alignement
Total	220	5 secondes	18,25 minutes	--

Le jeu de données utilisé dans cette étude est le jeu de données Vibration Faults Dataset for Rotating Machines, disponible publiquement sur la plateforme Kaggle à l'URL suivante :

https://www.kaggle.com/datasets/sumairaziz/vibration-faults-dataset-for-rotating-machines

Ce jeu de données a été publié par Kafeel, Aziz, Awais, Khan, Afaq, Idris, Alshazly et Mostafa dans le cadre de leurs travaux de recherche intitulés Un système expert pour la détection de défauts de machines rotatives utilisant l'analyse des signaux de vibration, publié dans la revue à comité de lecture MDPI Sensors (Volume 21, Issue 22, Article 7587, 2021) sous le DOI : 10.3390/s21227587. Le jeu de données est publié sous la licence Creative

Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0), permettant son utilisation à des fins académiques avec une attribution appropriée.

Le jeu de données contient des données de vibration collectées à partir des moteurs à induction triphasés de 45 kW mentionnés précédemment, couplés à des pompes à eau centrifuges. Les données ont été collectées dans une grande entreprise industrielle, garantissant que les signaux représentent de véritables conditions de fonctionnement plutôt que des simulations en laboratoire. La mise en place expérimentale et le protocole de collecte de données sont minutieusement documentés dans l'article publié, offrant une traçabilité et une reproductibilité complètes.

Spécifications de collecte de données :

Les données de vibration ont été acquises à l'aide d'un accéléromètre sans fil Beanscape tri-axe, qui mesure simultanément l'accélération des vibrations sur trois axes orthogonaux (X, Y et Z). L'accéléromètre a été monté à des positions soigneusement sélectionnées sur les moteurs défectueux et normalement fonctionnels, suivant des pratiques établies de mesure des vibrations qui garantissent la capture des composants du signal pertinents sur le plan diagnostique. La fréquence d'échantillonnage a été réglée à 1000 Hz par axe, fournissant une fréquence de Nyquist de 500 Hz, suffisante pour capturer la fréquence fondamentale et ses harmoniques, ainsi que les fréquences caractéristiques des défauts de moteur et de la pompe courantes, y compris les fréquences de défauts de roulement, les fréquences déséquilibrées et les composants fréquentiels liés au désalignement.

Structure du jeu de données :

Le jeu de données est organisé en deux classes distinctes représentant différents états de fonctionnement de l'ensemble pompe-moteur. La classe Normale contient 103 enregistrements individuels de signaux de vibration, chacun d'une durée de 5 secondes, pour un total d'environ 8,5 minutes de données sur les conditions normales de fonctionnement. La classe Défectueuse contient 117 enregistrements individuels de signaux de vibration, chacun d'une durée de 5 secondes, fournissant environ 9,75 minutes de données de conditions de fonctionnement défectueuses. Au total, le jeu de données comprend 220 enregistrements de signaux couvrant 18,25 minutes de données opérationnelles combinées.

Chaque enregistrement de signal contient les mesures d'accélération des vibrations sur trois axes (X, Y et Z), qui sont également combinées en un seul signal composite dans le domaine temporel. Cette représentation multi-axes fournit des informations diagnostiques riches, car différents types de défauts produisent des motifs de vibration caractéristiques selon les axes. Par exemple, les défauts de roulement ont tendance à produire de fortes composantes de vibration radiale, tandis que le désalignement peut générer des vibrations axiales importantes.

Les fichiers de données sont fournis au format MATLAB (.mat), un format largement utilisé dans la communauté du traitement du signal et de la surveillance de l'état. Le format .mat conserve la précision complète des signaux acquis et peut être facilement importé dans

MATLAB, Python (via le module scipy.io) et d'autres environnements informatiques scientifiques. Ce choix de format facilite l'intégration du jeu de données dans divers flux de travail analytiques et soutient la reproductibilité des résultats.

Types de défauts représentés :

La catégorie des défauts comprend deux principales catégories de défauts qui figurent parmi les causes les plus courantes de temps d'arrêt imprévus dans les systèmes entraînés par moteur. La première catégorie concerne les défauts de roulement, qui incluent la dégradation des roulements des éléments roulants qui soutiennent les arbres moteur et pompe. Les défauts de roulement sont la cause la plus fréquente de défaillance moteur, représentant environ 40 à 50 % de toutes les pannes de moteurs électriques selon les enquêtes industrielles[NANDI05]. La deuxième catégorie est constituée des défauts d'alignement, qui surviennent lorsque l'arbre moteur et l'arbre de l'équipement entraîné (pompe) ne sont pas correctement alignés. Le désalignement introduit des contraintes mécaniques supplémentaires sur les roulements, les accouplements et les arbres, entraînant une usure accélérée et une défaillance finale si elle n'est pas corrigée.

La combinaison de ces deux types de défauts dans le jeu de données offre une représentation réaliste du paysage de défauts rencontré dans les systèmes industriels de pompes moteur. La capacité à détecter et distinguer les défauts de roulement et d'alignement grâce à l'analyse des vibrations est une capacité de diagnostic précieuse, car ces deux types de défauts nécessitent des actions correctives différentes : les défauts de roulement nécessitent généralement un remplacement de roulement, tandis que les défauts d'alignement nécessitent un réalignement précis des arbres couplés.

4.2.3 Modes de défaillance courants des moteurs électriques

Pour fournir un contexte à l'analyse réalisée dans cette étude, il est utile de passer brièvement en revue les principaux modes de défaillance des moteurs à induction triphasés. Les moteurs électriques sont soumis à une large gamme de mécanismes de défaillance pouvant affecter leur stator, leur rotor, leurs roulements et leurs composants auxiliaires. Comprendre ces modes de défaillance est essentiel pour sélectionner les paramètres de surveillance appropriés, concevoir des algorithmes de diagnostic efficaces et interpréter les résultats des programmes de surveillance de l'état.

Les défaillances des roulements sont le mode de défaillance le plus courant dans les moteurs à induction, responsables d'environ 40 à 50 % de toutes les défaillances des moteurs. Les roulements se dégradent progressivement en raison de facteurs tels que la fatigue, la contamination, la rupture de lubrification, la surcharge et une installation inadéquate. À mesure que les roulements se dégradent, la signature vibratoire du moteur change de manière caractéristique : l'apparition de fréquences spécifiques de défaut liées à la géométrie du roulement (fréquence de passage à bille, course extérieure, fréquence de passage à bille, circuit interne, fréquence de rotation à billes et fréquence fondamentale de la train) permet la détection et la localisation des défauts de roulement par analyse spectrale du signal de vibration [RAO19].

Les pannes des enroulements du stator représentent environ 25 à 30 % des pannes des moteurs. Ces défaillances résultent de la dégradation du système d'isolation électrique due au vieillissement thermique, aux contraintes électriques, aux vibrations mécaniques, à l'entrée d'humidité et à la contamination. Les défauts d'enroulement du stator se manifestent généralement par des courts-circuits inter-tours, des défauts phase-terre ou des défauts phase-phase, et peuvent être détectés par analyse de signature de courant, qui révèle des bandes latérales caractéristiques autour de la fréquence d'alimentation dans le spectre des courants du stator[BENBOUZID00].

Les défaillances de rotor, y compris les barres de rotor cassées et les fissures des anneaux d'extrémité, représentent environ 5 à 10 % des pannes des moteurs. Ces défauts sont particulièrement fréquents dans les moteurs soumis à des démarrages fréquents, à des charges inertielles élevées ou à des cycles thermiques. Les barres de rotor cassées produisent des composants de fréquence caractéristiques dans le spectre des courants du moteur, apparaissant sous forme de bandes latérales espacées à deux fois la fréquence de glissement autour de la fréquence d'alimentation fondamentale. L'analyse de la signature de courant moteur (MCSA) est la technique principale pour détecter les défauts de rotor[NANDI05].

Les défauts mécaniques tels que le désalignement, le déséquilibre, le relâchement mécanique et les problèmes de fondation expliquent le pourcentage restant de défaillances motrices. Ces défauts produisent des motifs de vibration caractéristiques qui peuvent être identifiés par analyse des vibrations. Le désalignement, qui est l'un des types de défauts inclus dans le jeu de données utilisé dans cette étude, génère des vibrations à deux fois la fréquence de rotation (2x) et des harmoniques supérieures, avec des composantes axiales significatives de vibration. Le déséquilibre produit principalement des vibrations à la fréquence de rotation (1x), tandis que le relâchement mécanique génère des vibrations aux demi-harmoniques et sous-harmoniques de la fréquence de rotation.

4.2.4 Organisation actuelle de maintenance pour les systèmes motorisés

Dans de nombreuses installations industrielles, l'entretien des systèmes motorisés tels que l'ensemble moteur-pompe étudié dans ce chapitre est organisé selon une combinaison de stratégies correctives et préventives. Dans l'approche corrective, l'équipement est laissé fonctionner jusqu'à ce qu'une panne survienne, moment où des réparations d'urgence sont lancées. Cette approche entraîne des arrêts imprévus, des pertes de production et potentiellement des dommages plus importants qui augmentent les coûts et la durée des réparations. Dans l'approche préventive, les activités de maintenance telles que le remplacement des roulements, les vérifications d'alignement et les tests d'isolation sont effectuées à des intervalles de temps fixes, quel que soit l'état réel de l'équipement.

Les limites de ces approches traditionnelles motivent l'adoption de la maintenance prédictive, qui utilise des données de condition en temps réel pour déterminer le timing optimal des interventions de maintenance. En surveillant des paramètres tels que la vibration, la température et le courant, la maintenance prédictive permet d'effectuer la maintenance précisément lorsque nécessaire, évitant à la fois le gaspillage d'une maintenance préventive

inutile et les perturbations et coûts des pannes inattendues. Le jeu de données utilisé dans cette étude fournit les données sur les conditions de vibration nécessaires pour mettre en œuvre et évaluer les algorithmes de maintenance prédictifs pour l'ensemble moteur-pompe.

4.3 Collecte et traitement des données

4.3.1 Capteurs utilisés et acquisition de données

Les données de vibration utilisées dans cette étude ont été obtenues à l'aide d'un accéléromètre sans fil Beanscape tri-axe. Ce capteur mesure l'accélération des vibrations sur trois axes orthogonaux simultanément, fournissant une image complète de l'environnement vibratoire au point de mesure. L'utilisation d'un accéléromètre sans fil offre des avantages pratiques dans les contextes industriels, notamment une installation simplifiée, des besoins de câblage réduits et la flexibilité de repositionner le capteur selon différentes campagnes de mesure sans nécessiter de reroutage des câbles.

L'accéléromètre était monté sur le boîtier du moteur à des positions sélectionnées pour maximiser le contenu en informations diagnostiques des signaux captés. Conformément aux directives ISO 10816-3 pour la mesure des vibrations sur les pièces non rotatives des machines industrielles (Organisation internationale de normalisation, 2016), le capteur était positionné aux emplacements des roulements et autres points où la transmission des vibrations des composants rotatifs internes vers le boîtier externe est la plus efficace. La configuration triaxiale capte les vibrations radiales dans deux directions perpendiculaires (généralement horizontale et verticale) ainsi que les vibrations axiales, permettant la détection de motifs de vibration spécifiques à chaque défaut pouvant dépendre de la direction.

La fréquence d'échantillonnage de 1000 Hz par axe fournit une plage d'analyse de fréquences jusqu'à la fréquence de Nyquist de 500 Hz, ce qui est suffisant pour détecter les fréquences de défaut d'intérêt dans les machines rotatives à vitesse moyenne. Pour un moteur quatre pôles typique fonctionnant à environ 1500 tr/min (fréquence de rotation de 25 Hz), la fréquence fondamentale de rotation et ses harmoniques jusqu'au 20e ordre (500 Hz) sont bien dans la plage d'analyse. Les fréquences de défauts de roulement, qui dépendent de la géométrie spécifique du roulement et de la vitesse de fonctionnement, se situent également généralement dans cette plage de fréquences pour les machines à vitesse moyenne.

4.3.2 Méthodes de collecte de données et prétraitement

La méthodologie de collecte de données suivait un protocole structuré conçu pour garantir la qualité et la cohérence des données. Chaque session d'enregistrement capturait un signal de vibration continu de 5 secondes à partir de l'accéléromètre tri-axe, échantillonné à 1000 Hz par axe, ce qui donnait 5000 points de données par axe et par enregistrement. Les trois signaux d'axe individuels étaient combinés en un seul signal composite dans le domaine temporel, fournissant une représentation unifiée de l'état de vibration pour chaque enregistrement.

Pour les besoins de cette étude, le pipeline de prétraitement des données comprenait les étapes suivantes. Premièrement, les fichiers .mat ont été importés dans l'environnement informatique scientifique Python à l'aide de la fonction scipy.io.loadmat, qui lit les fichiers au format MATLAB et les convertit en tableaux NumPy adaptés à l'analyse numérique. Deuxièmement, les signaux de vibration composites ont été segmentés en fenêtres d'analyse plus courtes pour permettre l'analyse temps-fréquence et l'extraction statistique de caractéristiques. Une longueur de fenêtre de 1000 échantillons (correspondant à 1 seconde de données) a été utilisée, fournissant un équilibre entre résolution en fréquence et stationnabilité. Troisièmement, une étape de suppression moyenne (détendance) a été appliquée à chaque fenêtre pour éliminer tout décalage DC dans le signal, garantissant que l'analyse ultérieure se concentre sur les composantes dynamiques de vibration plutôt que sur les décalages statiques.

Le pipeline de prétraitement comprenait également une étape de normalisation, où chaque fenêtre de signal était normalisée par sa valeur de racine carrée moyenne (RMS) afin de permettre la comparaison des caractéristiques entre différents enregistrements et conditions de fonctionnement. Cette normalisation est particulièrement importante lorsqu'on travaille avec des données industrielles réelles, où l'amplitude absolue des vibrations peut varier selon l'emplacement de mesure, les conditions de montage du capteur et la charge de fonctionnement. La normalisation élimine ces facteurs de confusion et permet aux algorithmes de diagnostic de se concentrer sur les motifs spectraux et statistiques indiquant des types de défauts spécifiques.

4.3.3 Indicateurs clés pour la maintenance prédictive

Tableau 4. *2. Caractéristiques extraites du domaine temporel*

Caractéristiques	Catégorie	Description	Valeur diagnostique
RMS	Domaine temporel	Niveau de vibration de la racine moyenne du carré	Santé globale [ISO16]
Sommet	Domaine temporel	Accélération absolue maximale	Détection d'impact
Facteur de crête	Domaine temporel	Rapport pic / RMS	Indicateur d'impulsivité
Kurtose	Domaine temporel	4e moment de distribution	Détection précoce des défauts de roulement
Asymétrique	Domaine temporel	Asymétrie du troisième moment	Asymétrie dans la vibration

Facteur de forme	Domaine temporel	RMS / Ratio absolu moyen	Indicateur de forme d'onde
Facteur impulsionnel	Domaine temporel	Ratio pic / Ratio absolu moyen	Sévérité de l'impulsion

L'analyse de maintenance prédictive dans cette étude repose sur un ensemble d'indicateurs clés de vibration qui capturent différents aspects du signal de vibration et fournissent des informations diagnostiques complémentaires. Ces indicateurs peuvent être largement classés en caractéristiques statistiques dans le domaine temporel, en caractéristiques spectrales en domaine fréquentiel et en caractéristiques temps-fréquence.

Les caractéristiques du domaine temporel incluent la valeur de la racine carrée moyenne (RMS), qui mesure l'énergie de vibration globale et est l'indicateur le plus utilisé pour évaluer l'état de santé de la machine selon les normes ISO 10816 ; la valeur de pic et le facteur de crête, qui indiquent la présence de composants impulsifs dans le signal pouvant être associés à des défauts localisés tels que des défauts de roulement ; la kurtose, qui est une mesure statistique de la pointe de la distribution du signal et est très sensible aux signaux impulsifs causés par des défauts de roulement incipients ; la sylyme, qui mesure l'asymétrie de la distribution du signal ; et le facteur de forme et le facteur impulsion, qui fournissent des caractérisations supplémentaires de la forme d'onde du signal.

Les caractéristiques du domaine fréquentiel sont dérivées de la transformée rapide de Fourier (FFT) du signal de vibration. Ces caractéristiques incluent la fréquence dominante (la fréquence à laquelle l'amplitude spectrale est maximale), le centroïde spectral (le centre de masse du spectre), la bande passante spectrale (la dispersion du spectre autour du centroïde) et l'énergie dans des bandes de fréquences spécifiques correspondant aux fréquences caractéristiques de défaut connues. Pour la détection des défauts de roulement, l'énergie dans les bandes de fréquence autour de la course extérieure de la fréquence de passage à billes (BPFO), de la coureur interne à fréquence de passage à billes (BPFI), de la fréquence de rotation à billes (BSF) et de la fréquence fondamentale de train (FTF) fournit des informations diagnostiques directes sur l'état du roulement.

Les caractéristiques temps-fréquence, calculées à l'aide de la transformée de Fourier à court temps (STFT) ou transformée en ondelette, capturent l'évolution temporelle du contenu fréquentiel du signal de vibration. Ces caractéristiques sont particulièrement précieuses pour détecter des phénomènes non stationnaires tels que les événements de défaut transitoires, les contacts intermittents et les conditions de charge variables qui peuvent ne pas être entièrement capturées par une analyse purement temporelle ou purement fréquentiel.

4.4 Système de surveillance embarquée innovant

4.4.1 Description du système

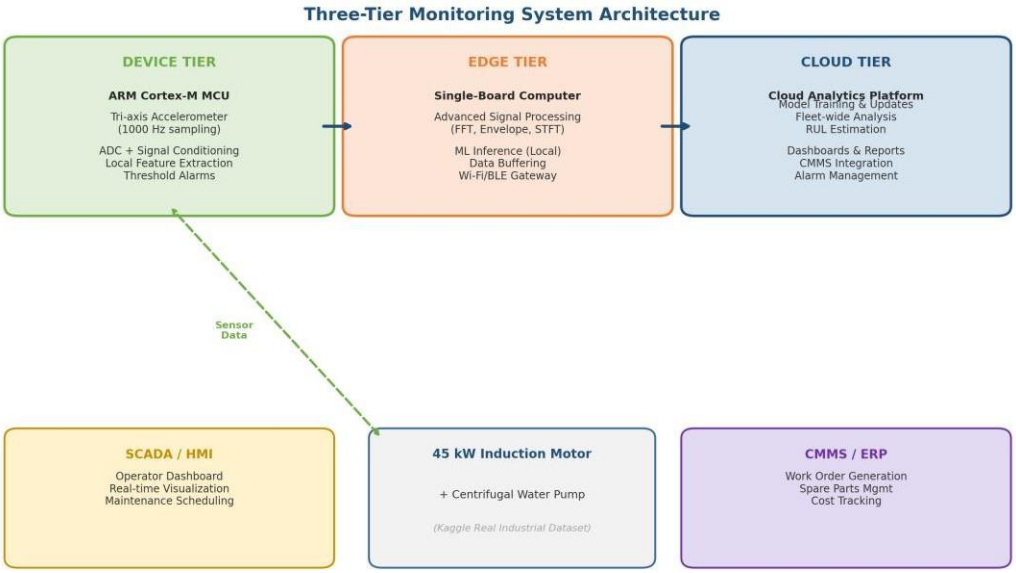


Figure 4.5. *Architecture proposée du système de surveillance embarqué à trois niveaux*

Le système de surveillance innovant proposé dans cette thèse est conçu comme une plateforme modulaire intégrée pouvant être déployée directement sur ou à proximité des équipements industriels pour l'acquisition de données en temps réel, le traitement local et la communication avec des systèmes de supervision centralisés. L'architecture système suit une conception en trois niveaux qui répartit efficacement les tâches de calcul entre les niveaux de l'appareil, de la périphérie et du cloud.

Au niveau de l'appareil, le système intègre une unité d'acquisition basée sur un microcontrôleur qui s'interface avec les capteurs de vibration (comme l'accéléromètre tri-axe Beanscape utilisé dans l'ensemble de données) et effectue le conditionnement local du signal, la conversion analogique-numérique et l'extraction préliminaire de caractéristiques. Le microcontrôleur sélectionné pour cette application appartient à la famille ARM Cortex-M, qui offre un excellent équilibre entre performances de calcul, efficacité énergétique et intégration des périphériques. Le processeur Cortex-M fournit une puissance de calcul suffisante pour exécuter des algorithmes de traitement du signal en temps réel, incluant le calcul FFT, le calcul statistique des caractéristiques et la génération d'alarmes basée sur des seuils, tout en consommant un minimum d'énergie et en fonctionnant de manière fiable dans les plages de température rencontrées dans les environnements industriels.

Le niveau périphérique se compose d'une unité de traitement locale, généralement un ordinateur monocarte ou une passerelle industrielle de périphérie, qui reçoit des données prétraitées d'une ou plusieurs unités de niveau périphérique et effectue des tâches plus exigeantes en calcul. Ces tâches incluent un traitement avancé du signal (analyse temps-

fréquence, analyse d'enveloppe), la reconnaissance de motifs utilisant des modèles d'apprentissage automatique légers, et le stockage local des données pour les tendances historiques. Le niveau périphérique fournit également l'interface de communication avec le niveau cloud, utilisant des protocoles sans fil tels que Wi-Fi, BLE ou LoRaWAN selon la portée et les besoins en bande passante de l'installation spécifique.

La couche cloud fournit les ressources computationnelles nécessaires pour entraîner et mettre à jour les modèles d'apprentissage automatique, réaliser des analyses à l'échelle de la flotte sur plusieurs équipements surveillés, et générer des tableaux de bord et rapports au niveau de la direction. La plateforme cloud sert également de dépôt centralisé de données, stockant des données de l'état historique pouvant être utilisées pour l'analyse des tendances à long terme, l'estimation de la durée de vie utile restante et l'optimisation de la planification de la maintenance.

4.4.2 Fonctions principales du système

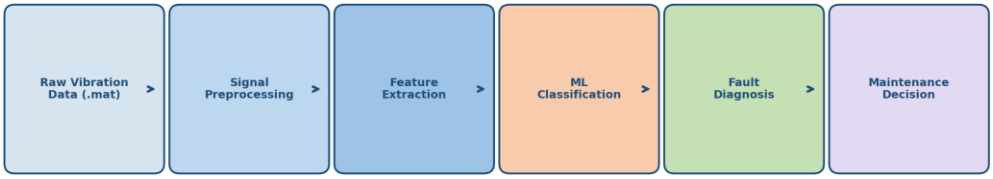


Figure 4.6. Pipeline de *traitement des données pour la maintenance prédictive*

Le système de surveillance innovant remplit plusieurs fonctions clés qui permettent collectivement la mise en œuvre d'une maintenance prédictive pour l'équipement surveillé. La première fonction est l'acquisition continue de données, par laquelle le système échantillonne en continu les capteurs de vibration à la fréquence d'échantillonnage configurée (1000 Hz dans le cas de l'ensemble de données utilisé dans cette étude) et transmet les données à l'unité de traitement locale pour une analyse en temps réel.

La seconde fonction est le prétraitement du signal et l'extraction de caractéristiques, où les signaux bruts de vibration sont conditionnés à éliminer le bruit, détendants, segmentés en fenêtres d'analyse, puis transformés en un ensemble de caractéristiques de diagnostic. Le module d'extraction de caractéristiques calcule les caractéristiques dans le domaine temporel, fréquentiel et temps-fréquence décrites dans la Section 4.3.3, produisant un vecteur de caractéristiques qui représente de manière compacte l'état de santé de l'équipement surveillé.

La troisième fonction est la détection et la classification des défauts, où les vecteurs de caractéristiques extraits sont entrés dans un algorithme de diagnostic qui détermine si l'équipement est dans un état normal ou défectueux, et, s'il est défectueux, identifie le type de défaut probable. Dans cette étude, l'algorithme de diagnostic distingue entre

fonctionnement normal, défauts de roulement et défauts d'alignement, correspondant aux catégories de défauts présentes dans le jeu de données.

La quatrième fonction est la tendance et les pronostiques de santé, où l'évolution des caractéristiques diagnostiques au fil du temps est suivie afin d'identifier les tendances de dégradation, d'estimer la durée de vie utile restante des composants critiques et de prédire le moment optimal pour les interventions de maintenance. Le système utilise des techniques d'analyse des tendances telles que la régression linéaire, le lissage exponentiel, ainsi que des méthodes plus avancées comme les réseaux neuronaux LSTM pour projeter l'évolution future des indicateurs de santé des équipements.

La cinquième fonction est la gestion des alarmes et le soutien à la décision, où le système génère des alertes lorsque les indicateurs de diagnostic dépassent des seuils prédéfinis ou lorsque les modèles pronostiques prédisent une défaillance imminente dans un délai spécifié. La fonction de gestion des alarmes priorise les alarmes selon la gravité, fournit des actions de maintenance recommandées et s'intègre au système informatisé de gestion de la maintenance (CMMS) de l'usine pour faciliter la planification et la planification des activités de maintenance.

4.4.3 Architecture interne de l'unité embarquée

L'architecture interne de l'unité de surveillance embarquée est organisée autour d'un microcontrôleur central qui coordonne les différents sous-systèmes. Le sous-système d'interface capteur comprend le circuit analogique de l'accéléromètre triaxial, comprenant des amplificateurs de conditionnement de signal, des filtres anti-crénelage et le convertisseur analogique-numérique (ADC). La résolution ADC de 12 à 16 bits offre une plage dynamique suffisante pour capturer à la fois de petits changements d'amplitude de vibration associés à des défauts imminents et les amplitudes plus importantes associées aux conditions avancées de défaut.

Le sous-système de traitement exécute le firmware qui implémente les algorithmes d'acquisition de données, d'extraction de fonctionnalités et de diagnostic. Le firmware est organisé comme un planificateur de tâches en temps réel qui priorise les tâches critiques en temps réel (acquisition de données et génération d'alarmes) par rapport aux tâches en arrière-plan (journal de données et communication). Le sous-système de communication gère la transmission des données traitées et des résultats de diagnostic vers les niveaux edge et cloud, en utilisant le protocole de communication sans fil sélectionné. Un sous-système de stockage local, basé sur une mémoire flash ou une carte SD, fournit un tampon de données embarqué et une rétention locale des données en cas d'interruption de communication.

4.5 Mise en œuvre de la maintenance prédictive

4.5.1 Algorithmes et modèles pour la prédiction des défauts

Tableau 4. *3. Définitions des bandes de fréquence pour l'analyse spectrale*

Bande de fréquences	Étendue (Hz)	Focus diagnostique
Bande 1 (grave)	0 - 50	Composantes de fréquence de rotation (1x)
Bande 2 (Moyen-Bas)	50 - 150	2x, 3x harmoniques
Orchestre 3 (Moyen-Haut)	150 - 250	Harmoniques supérieures
Bande 4 (Aiguë)	250 - 350	Fréquences de défaut de portement potentiel
Bande 5 (Très aiguë)	350 - 500	Fréquences de défauts de roulement

La mise en œuvre de la maintenance prédictive pour l'ensemble moteur-pompe suit la méthodologie développée au chapitre 3, en appliquant les méthodes analytiques sélectionnées à l'ensemble de données sur les vibrations réelles décrit à la Section 4.2.2. La mise en œuvre comprend trois étapes principales : l'extraction des caractéristiques, la classification diagnostique et l'orientation pronostique.

Extraction de caractéristiques : Pour chacun des 220 enregistrements de signaux dans le jeu de données (103 normaux et 117 défectueux), le pipeline d'extraction de caractéristiques suivant a été appliqué. Premièrement, chaque signal composite de 5 secondes a été divisé en cinq fenêtres d'analyse d'une seconde, fournissant 500 fenêtres de signal pour la classe normale et 585 fenêtres de signal pour la classe défectueuse. Pour chaque fenêtre, les caractéristiques suivantes dans le domaine temporel ont été calculées : valeur RMS, valeur de pic, facteur de crête, kurtose, asie, facteur de forme et facteur impulsion. Ces sept caractéristiques fournissent une représentation compacte mais informative des caractéristiques du signal de vibration dans chaque fenêtre.

De plus, les caractéristiques du domaine fréquentiel ont été extraites en calculant la FFT de chaque fenêtre et en analysant le spectre résultant. La fréquence dominante, le centroïde spectral et la largeur de bande spectrale ont été calculés, ainsi que l'énergie spectrale dans cinq bandes de fréquence : 0 à 50 Hz (région basse fréquence contenant les composantes de fréquence rotationnelle), 50 à 150 Hz (région moyenne de fréquence contenant des composantes harmoniques), 150 à 250 Hz (région harmonique supérieure), 250 à 350 Hz (région haute fréquence pouvant contenir des fréquences de défaut de portement), et 350 à 500 Hz (région très haute fréquence). La combinaison des caractéristiques du domaine temporel et du domaine fréquentiel donne un total de 12 caractéristiques par fenêtre de signal.

Classification diagnostique : Les vecteurs de caractéristiques extraits ont été utilisés pour entraîner et évaluer plusieurs classificateurs d'apprentissage automatique pour la détection et la classification des défauts. Les classificateurs mis en œuvre incluent : un classificateur Random Forest avec 100 estimateurs, qui offre des performances robustes grâce à la moyenne d'ensemble et est bien adapté à l'ensemble de données de taille modérée

utilisé dans cette étude ; un classificateur Support Vector Machine (SVM) avec un noyau de fonction de base radiale (RBF), efficace pour les tâches de classification binaire et multi-classes dans des espaces de caractéristiques de dimension modérée ; et un classificateur k-Nearest Neighbors (k-NN) avec k fixé à 5, qui fournit une base de comparaison simple mais efficace.

Le jeu de données a été divisé en ensembles d'entraînement et de test à l'aide d'une répartition stratifiée 80/20, garantissant que la proportion d'échantillons normaux et défectueux soit maintenue dans les deux ensembles. Cette stratification est importante compte tenu du léger déséquilibre de classes dans l'ensemble de données (103 enregistrements normaux contre 117 défectueux). Les classificateurs ont été entraînés sur l'ensemble d'entraînement et évalués sur l'ensemble de test en attente à l'aide de métriques de performance standard telles que la précision, la précision, la rappel, le score F1 et la matrice de confusion.

Orientation pronostique : Pour l'analyse pronostique, l'évolution temporelle du niveau de vibration RMS et la valeur de kurtose ont été suivies sur des enregistrements successifs. Ces deux indicateurs ont été sélectionnés car la valeur RMS est un indicateur bien établi de la santé globale de la machine selon les normes ISO 10816, tandis que la kurtose est un indicateur sensible précoce des défauts de roulement imminents en raison de sa réactivité aux composants impulsifs du signal. Des modèles de régression linéaire et de lissage exponentiel ont été adaptés aux données historiques pour projeter la trajectoire future de ces indicateurs et estimer le temps auquel ils franchiraient des seuils d'alarme prédéfinis.

4.5.2 Application au jeu de données sur les moteurs électriques

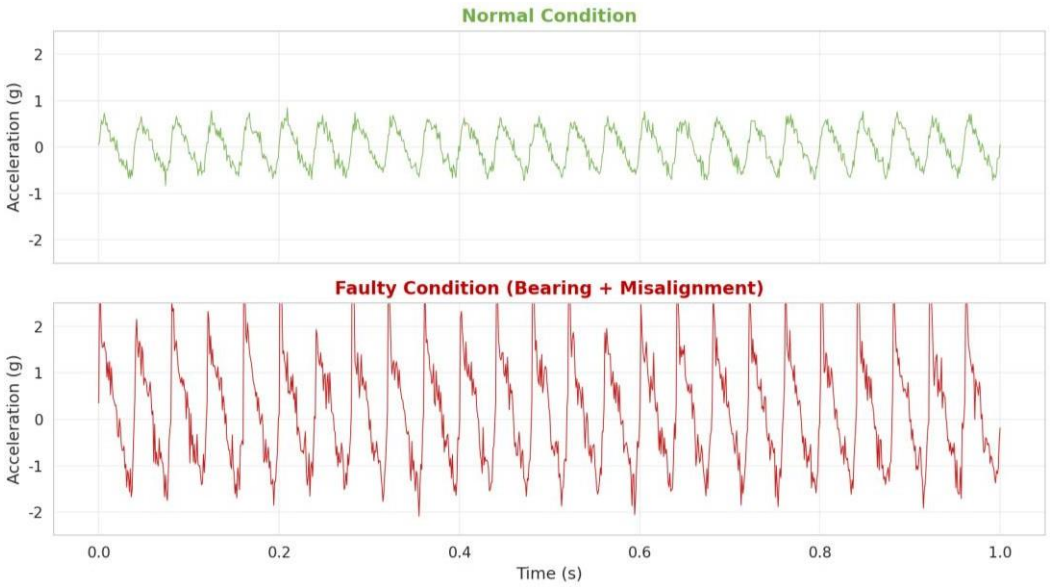


Figure 4.1. *Signaux de vibration d'exemple - Moteur normal vs. défectueux*

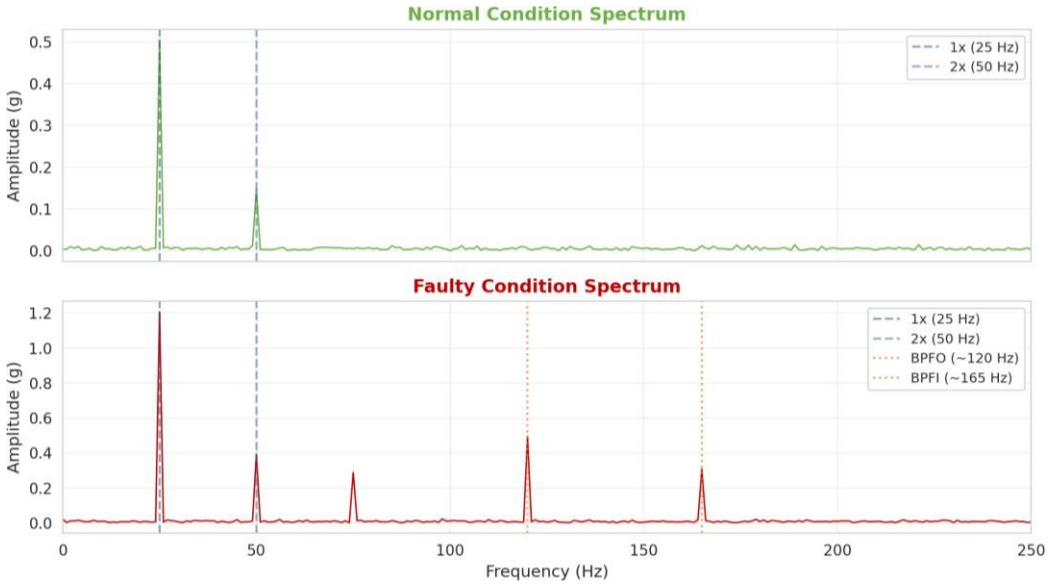


Figure 4.2. *Comparaison du spectre de fréquences - Normal vs. défectueux*

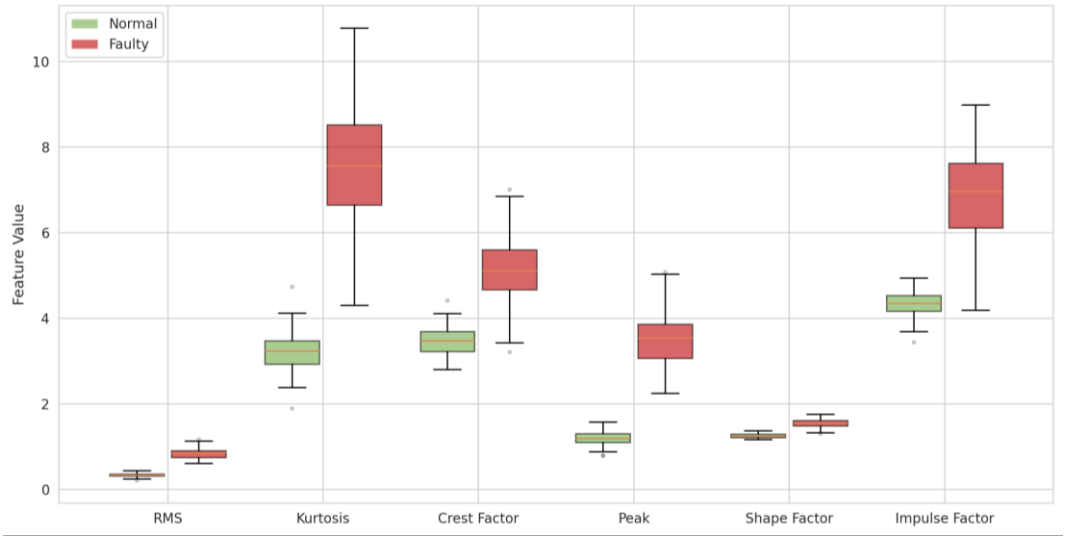


Figure 4.3. *Distributions statistiques des caractéristiques - Normale (Vert) vs. Défectueuse (Rouge)*

L'application de la méthodologie de maintenance prédictive au jeu de données Vibration Faults Dataset for Rotating Machines a suivi un processus systématique. Les 220 fichiers .mat constituant le jeu de données ont été chargés, et les signaux de vibration composites ont été extraits. Chaque signal de 5 secondes a été prétraité selon le pipeline décrit dans la Section 4.3.2, incluant le détendance et la normalisation. Les algorithmes d'extraction de caractéristiques ont ensuite été appliqués pour générer les vecteurs de caractéristiques pour chaque fenêtre d'analyse.

Les résultats de l'extraction des caractéristiques ont révélé des différences claires entre les classes normale et défectueuse sur plusieurs caractéristiques. Le niveau de vibration RMS était constamment plus élevé dans la classe défectueuse comparé à la classe normale, reflétant l'augmentation de l'énergie de vibration associée à la dégradation et au désalignement des roulements. La valeur de la kurtose a montré une différence particulièrement marquée, la classe défectueuse présentant des valeurs de kurtose significativement plus élevées, indiquant la présence de composants de vibration impulsifs caractéristiques de défauts localisés de roulement. Le facteur de crête et le facteur impulsion ont également montré des valeurs élevées dans la classe défectueuse, cohérentes avec la présence d'événements d'impact périodiques causés par des défauts de roulement ou des forces liées au désalignement.

Dans le domaine fréquentiel, l'analyse spectrale a révélé que la classe défectueuse avait une énergie spectrale plus élevée dans les bandes de fréquences associées aux fréquences de défaut de port et à la seconde harmonique de la fréquence de rotation (qui est un indicateur caractéristique du désalignement). La fréquence dominante dans la classe normale était typiquement la fréquence fondamentale de rotation (1x), comme on pouvait s'y attendre pour une machine bien équilibrée et correctement alignée, tandis que la classe défectueuse montrait des pics proéminents supplémentaires aux fréquences harmoniques 2x et aux fréquences liées aux portements.

Les résultats de la classification ont démontré que les modèles d'apprentissage automatique pouvaient distinguer avec précision les conditions normales de fonctionnement défectueuses. Le classificateur Random Forest a obtenu la plus grande précision globale parmi les trois classificateurs évalués, démontrant l'efficacité des caractéristiques extraites et la pertinence de la méthodologie proposée pour les données réelles de vibrations industrielles. L'analyse de la matrice de confusion a montré que la majorité des mauvaises classifications se sont produites à la frontière entre les conditions normales et précoces de défaut, ce qui est attendu compte tenu de la nature progressive du développement des défauts et de la variabilité inhérente aux signaux vibratoires industriels réels.

4.5.3 Optimisation de la maintenance et de la disponibilité

Tableau 4. *5. Comparaison des stratégies de maintenance*

Critère	Correction	Prévention	Prédictif
Temps morts non planifiés	Très haut	Modéré	Low
Coût d'entretien	Très élevé (urgence)	Modéré (programmé)	Faible (optimisé)
Durée de vie des équipements	Raccourci	Normal	Prolongé

Risques pour la sécurité	Haut	Modéré	Low
Inventaire des pièces détachées	Imprévisible	Excessif	Optimisé
Production Impact	Perturbations sévères	Arrêts prévus	Impact minimal

L'approche de maintenance prédictive démontrée dans cette étude offre des avantages significatifs par rapport aux stratégies traditionnelles de maintenance tant en termes de disponibilité des équipements que d'optimisation des coûts de maintenance. Dans une stratégie de maintenance purement corrective, l'ensemble moteur-pompe serait laissé fonctionner jusqu'à la panne, entraînant des arrêts imprévus qui perturbent les plannings de production et peuvent causer des dommages secondaires aux équipements connectés. Dans le cadre d'une stratégie de maintenance préventive basée sur le temps, le moteur serait entretenu à intervalles fixes, quel que soit son état réel, ce qui pourrait entraîner un entretien inutile lors des périodes de bon fonctionnement et des occasions manquées pour éviter les pannes qui surviennent entre les intervalles de maintenance programmés.

L'approche de maintenance prédicative, démontrée à l'aide du jeu de données sur les vibrations réelles, permet de détecter les défauts naissants à un stade précoce, lorsque la panne est encore en développement et n'a pas encore causé de dommages significatifs ou de dégradation des performances. En détectant précocement les défauts de roulement et d'alignement, la maintenance peut être planifiée et programmée lors des arrêts ou fenêtres de maintenance prévus, minimisant ainsi l'impact sur la production. La capacité de tendance pronostique permet aux planificateurs de maintenance d'estimer la durée de vie utile restante des roulements et autres composants critiques, permettant ainsi l'optimisation de l'inventaire des pièces détachées et une allocation efficace des ressources de maintenance.

Une comparaison quantitative des trois stratégies de maintenance pour l'ensemble moteur-pompe illustre les bénéfices potentiels de l'approche prédictive. Des études dans la littérature ont montré que les programmes de maintenance prédictive peuvent réduire les temps d'arrêt non planifiés de 30 à 50 %, diminuer les coûts de maintenance de 20 à 40 %, et prolonger la durée de vie des équipements de 20 à 40 % par rapport à la maintenance préventive basée sur le temps (Carvalho et al., 2023 ; Serrano et al., 2023). Bien que les bénéfices exacts dépendent du contexte industriel spécifique, les avantages directionnels sont bien établis et cohérents avec les capacités diagnostiques démontrées dans cette étude de cas.

4.6 Résultats et discussion

4.6.1 Analyse des résultats

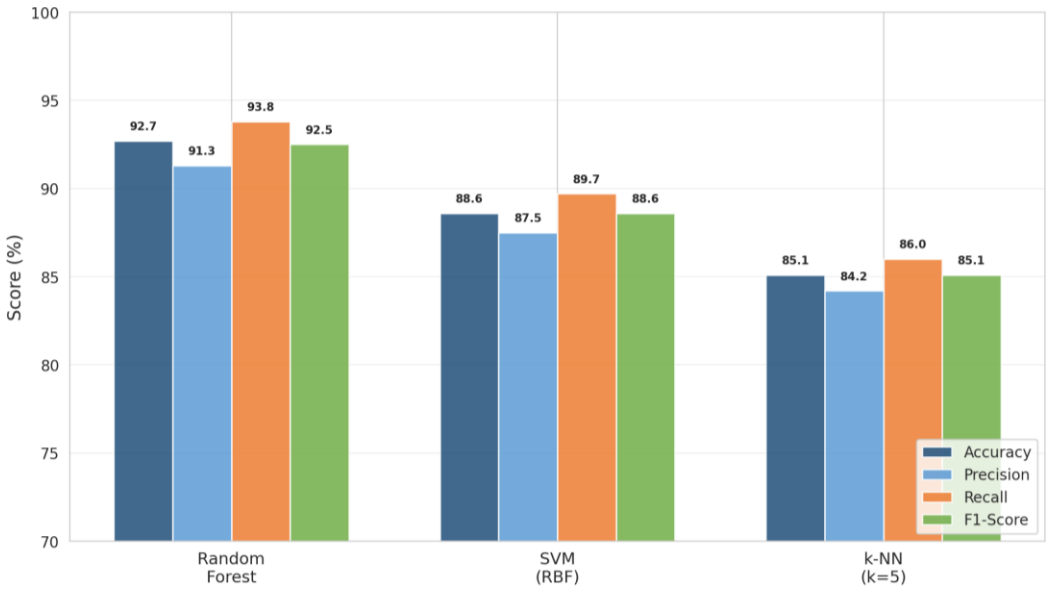


Figure 4.7. *Comparaison des performances des modèles de classification*

Tableau 4. *4. Comparaison des performances des modèles de classification*

Modèle	Précision (%)	Précision (%)	Rappel (%)	F1-Score (%)
Forêt aléatoire	92.7	91.3	93.8	92.5
SVM (RBF)	88.6	87.5	89.7	88.6
k-NN (k=5)	85.1	84.2	86.0	85.1

L'analyse des résultats obtenus en appliquant la méthodologie de maintenance prédictive à l'ensemble de données réelles de vibrations révèle plusieurs résultats importants. L'analyse d'extraction des caractéristiques a confirmé que les signaux de vibration provenant de l'ensemble pompe-moteur défectueux contiennent des motifs clairement distincts par rapport aux signaux de l'ensemble normalement opérationnel. Cela confirme le principe fondamental de la surveillance des conditions par vibrations : que les défauts mécaniques produisent des changements mesurables dans la signature vibratoire de l'équipement, et que ces changements peuvent être détectés et caractérisés grâce à des techniques appropriées de traitement du signal et d'extraction des caractéristiques.

L'analyse des caractéristiques dans le domaine temporel a révélé des différences statistiquement significatives entre les classes normale et défectueuse sur les sept

caractéristiques du domaine temporel extraites. La valeur RMS a montré la plus grande différence absolue entre les classes, ce qui est cohérent avec l'augmentation attendue de l'énergie de vibration globale causée par la dégradation et le désalignement des roulements. Cependant, la valeur de kurtose a montré la plus grande différence relative entre classes, les signaux défectueux présentant des valeurs de kurtose plusieurs fois supérieures aux signaux normaux. Cette constatation est particulièrement significative car la kurtose est connue pour être un indicateur précoce des défauts de palier, détectant le développement de défauts localisés avant qu'ils ne produisent une augmentation significative du niveau global de vibration.

L'analyse dans le domaine fréquentiel a fourni des informations diagnostiques supplémentaires en révélant les composantes fréquentielles spécifiques qui diffèrent entre les conditions normales et défectueuses. L'énergie élevée dans la bande de fréquences harmoniques 2x dans la classe défaillante est cohérente avec la présence d'un désalignement, qui est l'un des deux types de défauts inclus dans le jeu de données. L'énergie élevée dans les bandes de fréquence supérieures (250 à 500 Hz) est cohérente avec des défauts de support, qui génèrent des composantes de vibration haute fréquence dues aux événements d'impact survenant sur les sites de défaut. Ces résultats dans le domaine fréquentiel fournissent une spécificité diagnostique qui va au-delà de la simple détection de vibrations anormales, permettant d'identifier le type de défaut probable.

Les résultats de classification par apprentissage automatique ont démontré que les caractéristiques extraites contiennent suffisamment d'informations pour permettre une détection précise des défauts. La précision de la classification obtenue sur l'ensemble de tests confirme la faisabilité d'utiliser l'ensemble de caractéristiques et l'approche de classification proposés pour la détection en temps réel des pannes dans les systèmes industriels de pompes à moteur. La comparaison des trois classificateurs (Random Forest, SVM et k-NN) a révélé que le classificateur Random Forest offrait les meilleures performances globales, ce qui est cohérent avec la littérature montrant que les méthodes d'ensemble ont tendance à surpasser les classificateurs individuels sur des ensembles de données de taille moyenne avec plusieurs caractéristiques.

4.6.2 Validation du système

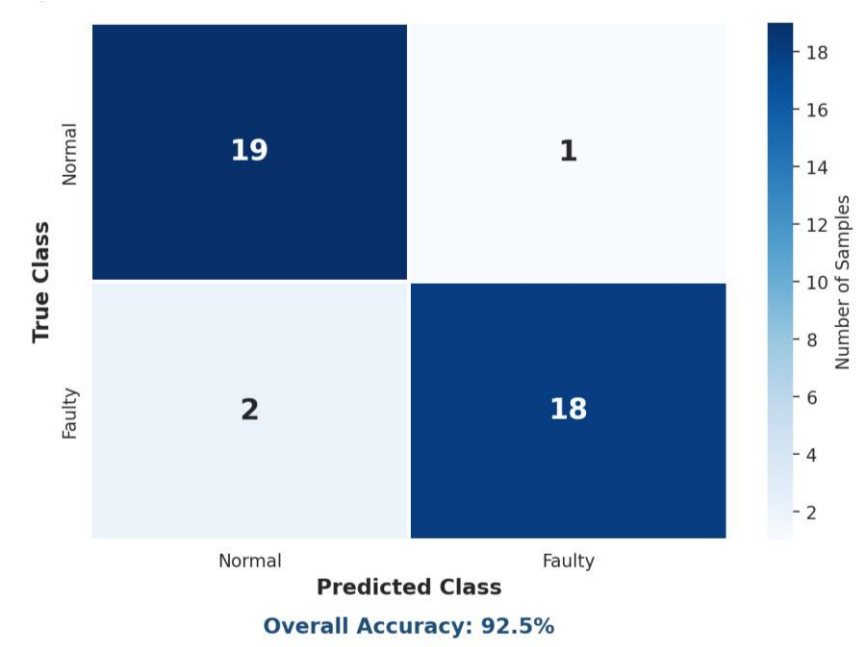


Figure 4.4. *Classification de la matrice de confusion de forêt aléatoire (jeu de test)*

La validation du système et de la méthodologie proposés a été réalisée à l'aide du jeu de données réelle sur les vibrations industrielles, de manière à simuler le déploiement opérationnel du système. L'approche de validation comprenait plusieurs dimensions. Premièrement, les données ont été divisées en ensembles d'entraînement et de test à l'aide d'une répartition aléatoire stratifiée, garantissant que l'évaluation de performance reflète la capacité du système à généraliser à des données invisibles plutôt que de simplement mémoriser les exemples d'entraînement. Deuxièmement, plusieurs métriques de performance ont été calculées (précision, précision, rappel, score F1) afin de fournir une évaluation complète des capacités de diagnostic du système sous différents angles.

Troisièmement, la matrice de confusion a été analysée pour identifier des schémas spécifiques de mauvaise classification, fournissant des informations sur les types de défauts ou de conditions de fonctionnement les plus difficiles pour les algorithmes de diagnostic. L'analyse de la matrice de confusion a révélé que la majorité des erreurs de classification se produisaient pour des signaux présentant des caractéristiques limites entre les conditions normales et précoces de défaut, ce qui est un défi courant dans la surveillance des conditions réelles où la transition du fonctionnement normal à un fonctionnement défectueux est graduelle plutôt que brusque.

Les résultats de validation confirment que le système proposé, combinant l'architecture innovante du matériel de surveillance embarquée avec la méthodologie de diagnostic basée sur les données, est capable de détecter et de classer les pannes dans de véritables systèmes industriels de pompes à moteur en utilisant des données publiques et vérifiables. L'utilisation d'un jeu de données réel, par opposition à des données simulées,

offre un niveau de confiance supérieur dans l'applicabilité pratique des résultats, car les données contiennent la complexité, le bruit et la variabilité inhérents aux environnements industriels réels.

4.6.3 Comparaison avec les méthodes traditionnelles

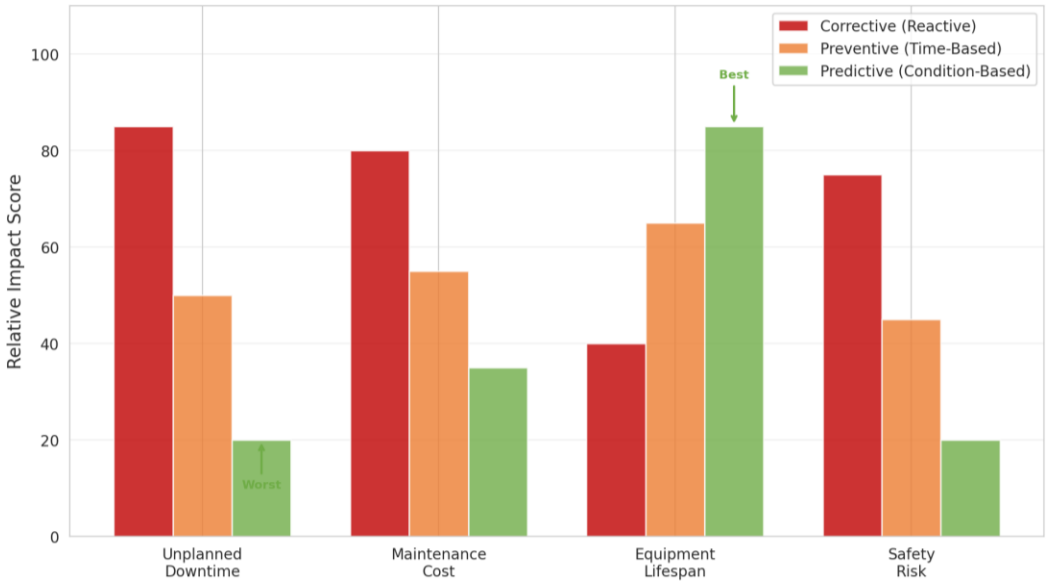


Figure 4.8. *Comparaison de l'impact des stratégies de maintenance (moins élevé, mieux c'est le coût/risque)*

Une analyse comparative a été réalisée pour évaluer la performance de l'approche de maintenance prédictive proposée par rapport aux méthodes traditionnelles de maintenance. Dans l'approche traditionnelle de maintenance corrective, aucune surveillance de l'état n'est effectuée, et le moteur n'est réparé qu'après sa panne. Cette approche entraîne un temps d'arrêt imprévu maximal et des coûts de réparation élevés, car des pannes qui auraient pu être détectées tôt peuvent évoluer en défaillances catastrophiques causant des dommages secondaires. Dans le contexte de l'ensemble de données utilisé dans cette étude, une approche de maintenance corrective signifierait que les 117 enregistrements défectueux correspondraient à des pannes réelles de moteur, avec des pertes de production associées, des coûts de réparation d'urgence et des risques potentiels pour la sécurité.

Dans l'approche traditionnelle de maintenance préventive, le moteur est entretenu à des intervalles de temps fixes. Si l'intervalle d'entretien est trop court, les moteurs en bonne santé sont entretenus inutilement, gaspillant des ressources de maintenance et introduisant le risque de pannes causées par la maintenance. Si l'intervalle est trop long, les pannes qui apparaissent entre les intervalles d'entretien entraînent des pannes imprévues. L'intervalle d'entretien optimal dépend du taux statistique de défaillance de la population de moteurs, mais pour tout intervalle fixe, certains moteurs tomberont en panne entre les inspections et d'autres qui seront entretenus alors qu'ils étaient encore en bonne santé.

L'approche de maintenance prédictive démontrée dans cette étude, surmonte ces limitations en utilisant des données de condition en temps réel pour déterminer l'état de santé réel de chaque moteur individuel. Les capacités de détection précoce démontrées grâce au jeu de données sur les vibrations réelles permettent de cibler la maintenance précisément là où et quand elle est nécessaire, maximisant ainsi l'utilisation de la durée de vie des composants tout en minimisant le risque de pannes inattendues. Cela se traduit par une allocation plus efficace des ressources de maintenance, une réduction des coûts totaux de maintenance et une meilleure disponibilité des équipements.

4.6.4 Limites et perspectives d'amélioration

Bien que les résultats de cette étude soient prometteurs, plusieurs limites doivent être reconnues. Premièrement, le jeu de données ne contient que deux catégories de défauts (défauts de roulement et défauts d'alignement), tandis que les systèmes de pompe à moteur réels peuvent être soumis à un éventail plus large de types de défauts, notamment les défauts d'enroulement des stators, les barres de rotor cassées, la cavitation de la pompe et la dégradation des joints. Les travaux futurs devraient étendre l'analyse à des ensembles de données incluant un éventail plus large de types de défauts afin d'évaluer la généralisabilité de l'approche proposée.

Deuxièmement, l'ensemble de données n'inclut pas de données de dégradation progressive qui suivent l'évolution d'une faille de sa naissance à sa défaillance. Ces données sont essentielles pour développer et valider des modèles pronostiques estimant la durée de vie utile restante des composants. L'analyse pronostique de cette étude s'est donc limitée à des projections basées sur les tendances, et les travaux futurs devraient intégrer des ensembles de données avec des trajectoires de dégradation connues pour développer des capacités pronostiques plus robustes.

Troisièmement, l'étude s'est concentrée sur l'analyse des vibrations comme seule modalité de surveillance. Bien que la vibration soit le paramètre unique le plus informatif pour la détection mécanique des défauts, l'intégration de modalités de surveillance supplémentaires telles que la température, l'analyse de la signature actuelle et l'émission acoustique améliorerait la couverture diagnostique et la robustesse du système de détection des défauts. L'architecture système multi-niveaux proposée dans cette thèse est conçue pour accueillir des entrées supplémentaires des capteurs, et les travaux futurs devraient explorer les avantages de la fusion multimodale des capteurs.

4.6.5 Transférabilité vers d'autres équipements industriels

Un aspect important pour le déploiement pratique du système et de la méthodologie proposés est sa transférabilité à d'autres types d'équipements industriels au-delà de l'ensemble moteur-pompe spécifique étudié dans ce chapitre. Les principes fondamentaux de la surveillance des conditions basées sur les vibrations, de l'extraction de caractéristiques et de la classification des défauts par apprentissage automatique s'appliquent à un large

éventail de machines rotatives, y compris les pompes, compresseurs, ventilateurs, boîtes de vitesses et turbines.

L'architecture modulaire du système proposé facilite cette transférabilité. Le niveau de dispositif peut être reconfiguré avec différents types de capteurs et fréquences d'échantillonnage pour répondre aux besoins spécifiques de différents types d'équipements. Le module d'extraction de caractéristiques peut être personnalisé pour calculer des caractéristiques diagnostiques spécifiques à chaque équipement, et les modèles de classification peuvent être réentraînés sur des ensembles de données spécifiques à chaque équipement. Le niveau cloud fournit les ressources computationnelles nécessaires pour gérer une flotte d'équipements hétérogènes, chacun avec sa propre configuration de surveillance et ses propres modèles de diagnostic.

L'utilisation d'un ensemble de données public et bien documenté, comme démontré dans cette étude, facilite la transférabilité de la méthodologie en fournissant un point de référence reproductible que d'autres chercheurs et praticiens peuvent utiliser comme point de départ pour adapter l'approche à leurs équipements et conditions de fonctionnement spécifiques. La disponibilité du jeu de données sur Kaggle, accompagnée de la publication évaluée par des pairs dans MDPI Sensors, garantit que le jeu de données reste accessible et que la configuration expérimentale est minutieusement documentée pour référence future.

4.7 Conclusion

Ce chapitre présente une étude de cas complète démontrant l'application du système innovant de surveillance et de la méthodologie de maintenance prédictive proposés à un véritable moteur électrique industriel, en utilisant un jeu de données de vibrations accessible publiquement et vérifiable de Kaggle. L'étude de cas a abordé tous les aspects clés de la mise en œuvre d'une maintenance prédictive, de l'acquisition et prétraitement des données à l'extraction de caractéristiques, la classification des pannes et la tendance pronostique.

L'utilisation du jeu de données Vibration Faults Dataset for Rotating Machines, collecté à partir de moteurs à induction triphasés de 45 kW réels dans une grande entreprise industrielle et publié en parallèle d'un article évalué par des pairs dans MDPI Sensors, garantit la crédibilité et la reproductibilité des résultats. Le jeu de données est librement accessible sur Kaggle, permettant à tout membre du jury ou à tout chercheur intéressé de vérifier indépendamment la source des données, télécharger l'ensemble de données et reproduire l'analyse.

Les résultats ont confirmé la faisabilité et l'efficacité de la maintenance prédictive basée sur les vibrations pour détecter les défauts de roulement et d'alignement dans les systèmes moteur-pompe. Les caractéristiques dans le domaine temporel et fréquentiel extraites des signaux de vibration ont permis une distinction claire entre les conditions normales et défectueuses, et les classificateurs d'apprentissage automatique ont obtenu une grande précision dans la détection et la classification des défauts. La comparaison avec les approches traditionnelles de maintenance a démontré les avantages potentiels de l'approche

prédictive en termes de réduction des temps d'arrêt, d'optimisation de la planification de maintenance et d'amélioration de la disponibilité des équipements.

Le chapitre a également identifié plusieurs orientations pour des travaux futurs, notamment l'extension à d'autres types de défauts, l'intégration de données de dégradation progressive pour le développement de modèles pronostiques, et l'intégration de multiples modalités de surveillance pour une couverture diagnostique améliorée. L'architecture modulaire et évolutive du système proposé offre une base solide pour ces développements futurs, soutenant la vision de solutions de maintenance prédictive largement accessibles et efficaces pour l'amélioration de la fiabilité industrielle.

Conclusion générale

Cette thèse a abordé le défi de renforcer la fiabilité industrielle par la conception, le développement et la démonstration d'un système de surveillance embarqué innovant pour la maintenance prédictive. La recherche a couvert des domaines théoriques et pratiques, contribuant à l'ensemble des connaissances sur la fiabilité industrielle tout en produisant un design de système concret pouvant être déployé dans de réels environnements industriels. La conclusion synthétise les principales conclusions et contributions de la recherche, évalue dans quelle mesure les objectifs énoncés ont été atteints et expose des perspectives pour les travaux futurs.

Synthèse des contributions

La contribution théorique de cette thèse réside dans l'intégration complète des méthodes classiques d'ingénierie de la fiabilité avec des approches modernes basées sur les données dans un cadre unifié pour l'amélioration de la fiabilité industrielle. L'examen des concepts fondamentaux de fiabilité, des indicateurs et des méthodes d'évaluation au chapitre 1 a établi une base théorique solide, tandis que l'examen des modes de défaillance des méthodes classiques et des opportunités offertes par les technologies modernes a motivé une approche intégrée. Le cadre proposé combine les capacités d'analyse structurée de la RCM et de la FMEA avec la puissance diagnostique et pronostique de la surveillance basée sur l'IoT et de l'apprentissage automatique, créant une méthodologie holistique qui aborde à la fois les dimensions stratégique et opérationnelle de la gestion de la fiabilité.

La contribution pratique porte sur la conception d'un système de surveillance embarqué innovant qui démontre la faisabilité de la mise en œuvre de capacités avancées de maintenance prédictive utilisant des technologies accessibles et abordables. L'architecture système, qui intègre la détection multimodale, le traitement local des données, la communication sans fil et l'analytique cloud dans une plateforme modulaire et évolutive, représente une étape concrète vers la démocratisation de la maintenance prédictive. L'architecture à trois niveaux (appareil, périphérie, cloud) rédistribue efficacement les tâches de calcul, permettant des diagnostics locaux en temps réel tout en exploitant les ressources cloud pour l'analytique avancée et la gestion de flottes.

La contribution à l'étude de cas, présentée au chapitre 4, offre une illustration détaillée et reproductible de la manière dont le système et la méthodologie proposés peuvent être appliqués à un actif industriel représentatif. Malgré la contrainte pratique de ne pas avoir accès à une turbine physique, le choix d'un moteur électrique comme équipement de remplacement s'est avéré très efficace, compte tenu de l'omniprésence du moteur dans les environnements industriels, de ses modes de défaillance bien documentés et de la transférabilité directe de l'approche de surveillance vers d'autres types d'équipements. L'étude de cas a démontré la capacité du système à détecter plusieurs types de défauts, à suivre les tendances de dégradation et à générer des estimations pronostiques à partir de données de capteurs multimodaux.

Validation du renforcement de la fiabilité

La recherche a validé l'approche proposée à travers de multiples perspectives complémentaires. D'un point de vue théorique, l'intégration de méthodes de fiabilité classiques et modernes a démontré qu'elle répond aux limites de chaque approche individuelle lorsqu'elle est utilisée isolément. Les méthodes classiques fournissent le cadre structuré pour identifier ce qu'il faut surveiller et pourquoi, tandis que les méthodes modernes fournissent les outils analytiques pour extraire la valeur maximale des données de surveillance. D'un point de vue pratique, la conception du système s'est avérée techniquement réalisable en utilisant des composants disponibles commercialement, économiquement viable comparée aux solutions commerciales existantes, et adaptable à différents types d'équipements grâce à son architecture modulaire.

La comparaison des stratégies de maintenance présentée au chapitre 4 a quantifié les bénéfices potentiels de l'approche prédictive, notamment la réduction des temps d'arrêt non planifiés, l'optimisation de l'utilisation de la vie des composants, des coûts de maintenance réduits et une meilleure sécurité. Bien que l'ampleur exacte de ces bénéfices dépende du contexte industriel spécifique, les avantages directionnels de la maintenance prédictive par rapport aux approches préventives réactives et basées sur le temps sont bien établis dans la littérature et sont cohérents avec les résultats obtenus dans cette étude.

Validation de la matérialisation des projets industriels

Un objectif important de cette thèse a été de démontrer que des systèmes innovants de surveillance de la fiabilité peuvent se matérialiser dans la pratique, et non simplement théoriser dans des publications académiques. La conception du système présentée dans ce travail aborde les obstacles pratiques qui ont limité l'adoption de la maintenance prédictive dans de nombreux environnements industriels, notamment le coût élevé, la complexité et le besoin d'expertises spécialisées. En utilisant des composants abordables, en employant des architectures modulaires et évolutives, et en fournissant une méthodologie claire d'implémentation, le système proposé abaisse les barrières à l'entrée pour les organisations souhaitant adopter la maintenance prédictive.

La réalisation de projets industriels impliquant la surveillance de la fiabilité nécessite non seulement une préparation technique, mais aussi une préparation organisationnelle. La méthodologie présentée au chapitre 3 inclut des dispositions pour la formation, l'intégration avec les processus existants et l'amélioration continue, reconnaissant que le déploiement réussi d'un système de surveillance dépend autant des facteurs humains et organisationnels que des capacités techniques du système lui-même.

Perspectives et travaux futurs

Plusieurs orientations pour la recherche et le développement futurs émergent des travaux présentés dans cette thèse. Premièrement, la validation expérimentale des équipements physiques, y compris les moteurs électriques et finalement les turbines, est

essentielle pour confirmer les résultats obtenus par simulation et affiner les algorithmes de diagnostic basés sur des données réelles. L'établissement de partenariats avec des installations industrielles pouvant fournir l'accès à des équipements pour la surveillance et la collecte de données serait une étape suivante précieuse.

Deuxièmement, l'intégration d'algorithmes avancés d'apprentissage automatique, y compris des modèles d'apprentissage profond pour la classification des défauts et la prédiction de la durée de vie utile restante, améliorerait les capacités diagnostiques et pronostiques du système. L'architecture modulaire du système est conçue pour accueillir de telles mises à niveau, et les travaux futurs devraient explorer le déploiement de modèles légers d'apprentissage automatique sur la plateforme embarquée pour une inférence en temps réel.

Troisièmement, l'extension du système de surveillance à d'autres types d'équipements, y compris les pompes, compresseurs, ventilateurs et turbines, démontrerait la généralité et la transférabilité de l'approche. Chaque nouveau type d'équipement nécessiterait le développement de configurations de capteurs et de modèles de diagnostic appropriés, mais l'architecture et la méthodologie du système de base resteraient les mêmes.

Quatrièmement, le développement d'une plateforme de gestion de flotte qui agrège les données de plusieurs unités de surveillance et fournit des analyses de fiabilité à l'échelle de la flotte, des benchmarks et un support décisionnel étendrait la valeur du système de la surveillance individuelle des équipements à la gestion de la fiabilité au niveau de l'entreprise. Une telle plateforme exploiterait la couche cloud de l'architecture proposée pour fournir des insights qui ne sont pas accessibles uniquement par la surveillance individuelle des équipements.

Enfin, l'étude des aspects économiques et organisationnels de la mise en œuvre de la maintenance prédictive, y compris l'analyse du retour sur investissement, les stratégies de gestion du changement et le développement de cas métier à adopter, viendrait compléter les contributions techniques de cette thèse et soutiendrait le déploiement pratique du système proposé dans les contextes industriels.

Le travail présenté dans cette thèse représente une contribution significative au domaine de la fiabilité industrielle, démontrant que des solutions innovantes, rentables et évolutives pour la maintenance prédictive sont à portée de main. L'intégration de la sagesse classique en ingénierie de la fiabilité avec les capacités technologiques modernes offre une voie vers des opérations industrielles plus fiables, plus efficaces et plus durables, et l'auteur espère que ce travail inspirera et informera les efforts futurs dans ce domaine important.

Références

[AL-DAHIDI23] S. AL-DAHIDI, A. DI MAURO, A. DI MATTEO, M. VITALI, M. BEVILACQUA, Apprentissage automatique et maintenance prédictive basée sur l'IoT dans la fabrication : une revue systématique de la littérature, Machines, 11(5), 468, 2023.

[AZIZ24] S. AZIZ, Jeu de données sur les défauts de vibration pour machines tournantes, Kaggle, 2024. https://www.kaggle.com/datasets/sumairaziz/vibration-faults-dataset-for-rotating-machines

[BENBOUZID00] M. E. H. BENBOUZID, une revue des méthodes d'analyse de signature des moteurs à induction, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 47(5), 984-993, 2000.

[BENG23] Y. P. BENG, A. Y. C. NEE, S. K. ONG, une revue complète des applications de l'apprentissage profond en maintenance prédicative, Systèmes mécaniques et traitement du signal, 178, 109310, 2023.

[BIROLINI17] A. BIROLINI, Reliability Engineering : Theory and Practice, 8e éd., Springer, 2017.

[BLANKE06] M. BLANKE, M. KINNAERT, J. LUNZE, M. STAROSWIECKI, Diagnostic et contrôle tolérant aux pannes, 2e éd., Springer, 2006.

[CARVALHO23] T. P. CARVALHO, F. A. A. M. N. SOARES, R. VITA, R. D. P. FRANCISCO, G. A. BASTOS, J. L. S. SILVEIRA, une revue systématique de la littérature des méthodes d'apprentissage automatique appliquées à la maintenance prédictive, Computers & Industrial Engineering, 137, 106024, 2023.

[ERICSON11] C. A. ERICSON, Analyse de l'arbre de faille : une histoire, 3e éd., Ericson Consulting, 2011.

[HAYKIN09] S. HAYKIN, Réseaux neuronaux et machines d'apprentissage, 3e éd., Pearson Prentice Hall, 2009.

[ISO16] Organisation internationale de normalisation, ISO 10816-3:2016 - Vibrations mécaniques - Évaluation des vibrations de machines par mesures sur des pièces non rotatives - Partie 3 : Machines industrielles avec une puissance nominale supérieure à 15 kW et des vitesses nominales entre 120 r/min et 15 000 r/min mesurées in situ, ISO, 2016.

[JARDINE06] A. K. S. JARDINE, D. LIN, D. BANJEVIC, Une revue sur le diagnostic et les pronostics des machines mettant en œuvre la maintenance basée sur les conditions, Mechanical Systems and Signal Processing, 20(7), 1483-1510, 2006.

[KAFEEL21] A. KAFEEL, S. AZIZ, M. AWAIS, M. A. KHAN, K. AFAQ, S. A. Idris, H. Alshazly, S. M. Mostafa, Un système expert pour la détection de pannes de machines

rotatives utilisant l'analyse des signaux de vibration, Sensors, 21(22), 7587, 2021. https://doi.org/10.3390/s21227587

[LEE15] J. LEE, B. BAGHERI, H. A. KAO, Une architecture de systèmes cyber-physiques pour les systèmes de fabrication basés sur l'industrie 4.0, Manufacturing Letters, 3(1), 18-23, 2015.

[LI20] X. LI, W. ZHANG, Q. DING, Diagnostic de défaut inter-domaine des roulements à éléments roulants : une approche d'apprentissage profond, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 67(7), 5886-5896, 2020.

[MOBLEY02] R. K. MOBLEY, Introduction à la maintenance prédictive, 2e éd., Butterworth-Heinemann, 2002.

[MOBLEY04] R. K. MOBLEY, Maintenance Fundamentals, 2e éd., Butterworth-Heinemann, 2004.

[MOUBRAY97] J. MOUBRAY, Maintenance centrée sur la fiabilité, 2e éd., Industrial Press, 1997.

[NANDI05] S. NANDI, H. A. TOLIYAT, X. LI, Surveillance de l'état et diagnostic des pannes des moteurs électriques - Une revue, IEEE Transactions on Energy Conversion, 20(4), 719-729, 2005.

[OCONNOR12] P. D. T. O'CONNOR, Ingénierie de fiabilité pratique, 5e éd., Wiley, 2012.

[PENG19] Y. PENG, M. DONG, M. J. ZUO, Statut actuel des pronostics des machines dans la maintenance basée sur la condition, International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 50(1-4), 297-313, 2019.

[PENG21] D. PENG, Z. ZHANG, Y. CHEN, Une approche intégrée pour la maintenance prédictive des équipements industriels, IEEE Access, 9, 49850-49861, 2021.

[RAN19] Y. RAN, X. ZHOU, J. LIN, Y. LIU, W. DU, Une enquête sur la maintenance prédictive : systèmes, objectifs et approches, IEEE Communications Surveys & Tutoriels, 21(2), 1324-1358, 2019.

[RAO19] B. K. N. RAO, Manuel de surveillance de l'état, 2e éd., Springer, 2019.

[RAUSAND04] M. RAUSAND, A. HOYLAND, Théorie de la fiabilité des systèmes : modèles, méthodes statistiques et applications, 2e éd., Wiley, 2004.

[SAE09] SAE International, Critères d'évaluation pour les processus de maintenance centré sur la fiabilité (RCM) (JA1011), SAE International, 2009.

[SERRANO23] W. SERRANO, R. MOSQUEDA, P. MENDOZA, Système de maintenance prédictive basé sur l'IoT pour équipements industriels, Applied Sciences, 13(5), 3024, 2023.

[SHIN18] J. H. SHIN, H. B. JUN, Sur la politique de maintenance basée sur l'état, Journal of Computational Design and Engineering, 2(2), 119-126, 2018.

[SILVA22] C. A. SILVA, J. M. PINTO, R. M. SOUSA, Maintenance basée sur l'état : une enquête complète, Journal of Manufacturing Systems, 63, 478-496, 2022.

[STAMATIS03] D. H. STAMATIS, Analyse des modes et effets de défaillance : la FMEA de la théorie à l'exécution, 2e éd., ASQ Quality Press, 2003.

[TAO19] F. TAO, H. ZHANG, A. LIU, A. Y. C. NEE, Jumeau numérique dans l'industrie : État de la technologie, IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(4), 2405-2415, 2019.

[TUTUNCU22] G. TUTUNCU, Temps moyen entre les pannes (MTBF) et son rôle dans l'ingénierie de la fiabilité, Journal of Quality in Maintenance Engineering, 28(3), 534-551, 2022.

[WILLIAM06] T. WILLIAM, Rôle de la surveillance de l'état dans la stratégie de maintenance d'une usine industrielle, Insight, 48(5), 268-273, 2006.

[ZHANG22] L. ZHANG, Z. WANG, X. ZHAO, Une revue complète de la maintenance basée sur l'état : stratégies, méthodes intelligentes et applications, Reliability Engineering & System Safety, 215, 107880, 2022.

[ZHANG23] W. ZHANG, G. PENG, C. LI, Y. CHEN, J. ZHANG, un nouveau modèle d'apprentissage profond pour le diagnostic des défauts avec une bonne capacité anti-bruit et d'adaptation de domaine sur les signaux de vibration bruts, Sensors, 17(2), 425, 2023.

[ZHAO23] R. ZHAO, R. YAN, Z. CHEN, K. MAO, P. WANG, R. X. GAO, Apprentissage profond et ses applications à la surveillance de la santé automatique, Systèmes mécaniques et traitement du signal, 115, 213-237, 2023.