PUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE
ET POPULAIRE
Ministère de l'enseignement supérieur et de la
recherche scientifique
UNIVERSITE ECHAHID CHEIKH LARBI TEBESSI - TEBESSA-
Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie
Département d'Informatique

Spécialité : Réseaux et Sécurité Informatique

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de MASTER

Réalisée Par : Naceureddine Kaouther

Thème

Détection d'anomalie et maintenance prédictive avec l'intelligence artificielle dans l'Internet des objets

Président	GHRIEB Nawel	Université de Tébessa
Examinateur	DIFALLAH Saloua	Université de Tébessa
Encadreur	MERZOUG Soltane	Université de Tébessa

Date de soutenance :

09 /06 /2025

Année universitaire :

2024 - 2025

بِسْمِ ٱللَّهِ ٱلرَّحْمَٰنِ ٱلرَّحِيمِ

Remerciements

Tout d'abord, Alhamdulillah, louange à Dieu qui m'a donné la force, la patience et la volonté pour terminer mon parcours de Master et réaliser ce travail.

Je tiens à remercier sincèrement toutes les personnes qui m'ont soutenue tout au long de ce chemin, que ce soit par un mot, un conseil ou un simple encouragement.

Un grand merci à mon encadrant Dr. MERZOUG Soltane, pour ses conseils précieux, sa disponibilité et son accompagnement tout au long de ce projet. Son aide a vraiment été importante pour moi.

Je remercie aussi ma famille, qui a toujours été là pour moi, avec son amour, son soutien moral et sa patience. Merci également à mes amis pour leur présence et leurs encouragements.

Je tiens également à exprimer ma gratitude aux membres du jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail, ainsi que pour leurs remarques constructives et leur temps précieux.

Je dédie ce travail à l'âme de mon cher père, qu'Allah lui fasse miséricorde. Il était un père aimant et un vrai soutien dans ma vie. Même après son départ, ses prières, ses conseils et son amour continuent de me guider. Il restera toujours dans mon cœur.

Résumé :

L'Internet des objets (IoT) représente l'une des évolutions technologiques les plus marquantes dans l'industrie moderne. Il a permis aux systèmes de surveiller leur propre fonctionnement grâce à des réseaux de capteurs intelligents. Ces capteurs collectent des données opérationnelles en temps réel, ce qui permet d'analyser le comportement des équipements dans des conditions réelles. Cette capacité est devenue essentielle pour développer des stratégies de maintenance prédictive, afin de réduire les pannes inattendues et améliorer la fiabilité des systèmes.

Dans ce cadre, ce travail présente une étude appliquée sur la surveillance des moteurs d'avion, considérés comme des systèmes industriels sensibles et complexes. Une architecture basée sur l'IoT a été utilisée pour collecter les données du moteur, comprenant différentes mesures comme la pression, la température et la vitesse. Ces données sont utilisées comme entrées d'un modèle intelligent conçu pour analyser le comportement du moteur et détecter les anomalies pouvant indiquer un dysfonctionnement imminent.

Le modèle proposé suit une structure en plusieurs étapes et utilise des techniques d'intelligence artificielle. Il comprend : une première phase de détection des anomalies avec un Autoencoder utilisant un mécanisme d'attention, suivie d'une phase de classification de l'état du moteur (sain ou non) à l'aide de l'algorithme Balanced Random Forest, puis une phase de prédiction de la durée de vie restante (RUL) avec un réseau LSTM doté d'attention. Le modèle a été évalué à l'aide de la base de données C-MAPSS, et les résultats ont montré une nette amélioration dans la détection précoce et l'aide à la prise de décision en maintenance prédictive.

Cette étude met en valeur l'intérêt de combiner les technologies de l'IoT et de l'intelligence artificielle pour construire des systèmes industriels plus intelligents, capables de réagir aux situations critiques avant qu'elles ne deviennent de véritables pannes.

Mots-clés :

Internet des objets , Maintenance prédictive , Intelligence artificielle , Détection d'anomalies , Moteurs d'avion

Abstract :

The Internet of Things (IoT) is one of the most important technological advances in modern industry. It has enabled systems to monitor their own performance through networks of smart sensors. These sensors collect real-time operational data, which allows the analysis of equipment behavior under actual working conditions. This capability has become essential for developing predictive maintenance strategies aimed at reducing unexpected failures and improving system reliability.

In this context, this work presents an applied study on monitoring aircraft engines, which are among the most sensitive and complex industrial systems. An IoT-based architecture was used to collect engine data, including various measurements such as pressure, temperature, and speed. These data were used as inputs to an intelligent model designed to analyze engine behavior and detect abnormal patterns that could indicate a potential fault.

The proposed model is structured in multiple stages and uses artificial intelligence techniques. It includes: an initial stage for anomaly detection using an Autoencoder with an attention mechanism, followed by a stage to classify the engine's condition (healthy or faulty) using the Balanced Random Forest algorithm, and finally, a prediction stage for estimating the remaining useful life (RUL) using an attention-based LSTM network. The model was evaluated using the C-MAPSS dataset, and the results showed a clear improvement in early fault detection and decision support for predictive maintenance.

This study highlights the importance of combining IoT and artificial intelligence technologies to build smarter industrial systems capable of responding to critical situations before they become actual failures.

Keywords:

Internet of Things , Predictive Maintenance , Artificial Intelligence , Anomaly Detection , Aircraft Engines

الملخص

يُعد إنترنت الأشياء (IoT) من أبرز التحولات التقنية التي تشهدها الصناعة الحديثة، حيث أسهم في تمكين الأنظمة من مراقبة أدائها الذاتي عبر شبكات من الحساسات الذكية. تُجمع من خلال هذه البنى بيانات تشغيلية في الزمن الحقيقي، ما يسمح بتحليل سلوك المعدّات تحت ظروف عمل فعلية. وقد أصبحت هذه القدرة عاملاً أساسيًا في تطوير استراتيجيات الصيانة التنبؤية ، التي تهدف إلى تقليل الأعطال المفاجئة وتحسين موثوقية التشغيل.

في هذا الإطار، يعرض هذا العمل دراسة تطبيقية في مجال مراقبة محركات الطائرات، باعتبارها من أكثر الأنظمة الصناعية حساسية وتعقيدًا. تم اعتماد بنية إنترنت الأشياء لجمع البيانات التشغيلية للمحرك، والتي تتضمن قياسات لحظية متنوّعة مثل الضغط، الحرارة، السرعة، وغيرها. وتُستخدم هذه البيانات كمدخلات لنموذج ذكي، يهدف إلى تحليل سلوك النظام والتعرف على الأنماط غير الطبيعية التي قد تمثل مؤشرات مبكرة على خلل وشيك.

تم اقتراح نموذج متعدد المراحل يعتمد على تقنيات الذكاء الاصطناعي، يشمل: مرحلة أولى لاكتشاف الشذوذ باستخدام Autoencoder مع آلية انتباه، تليها مرحلة لتصنيف حالة المحرك (سليمة أو غير سليمة) باستخدامBalanced Random Forest، ثم مرحلة تنبؤية لتقدير العمر التشغيلي المتبقي (RUL) عبر شبكة LSTM مدعّمة بالانتباه. وقد تم تقييم النموذج باستخدام قاعدة البياناتC-MAPSS ، وأظهرت النتائج تحسنًا ملحوظًا في دقة الكشف المبكر، وفعالية في دعم قرارات الصيانة التنبؤية

تؤكد هذه الدراسة أهمية التكامل بين تقنيات إنترنت الأشياء والذكاء الاصطناعي، من أجل بناء أنظمة صناعية أكثر وعيًا وموثوقية، قادرة على التفاعل مع الحالات الحرجة قبل تحوّلها إلى أعطال حقيقية.

الكلمات المفتاحية :

أنترنت الأشياء ، الذكاء الإصطناعي ، الصيانة التنبؤية ، كشف الشذوذ ، محركات الطائرات

Table des matières

Résumé : I

Abstract : II

الملخص III

Table des matières IV

Liste des figures VII

Liste des tableaux VIII

Liste des abbreviations IX

Introduction Générale : 2

Chapiter 1 : L'internet des objets et ses défis 5

1. Introduction 5

2. Définition et caractéristiques de l'IoT 6

2.1 Historique : 6

2.2 Définition : 6

2.3 caractéristiques de l'internet des objets : 6

3. Éléments constitutifs : 7

3.1 Capteurs et dispositifs 7

3.2 Connectivité 7

3.3 Traitement des données 8

3.4 Interface utilisateur 8

4. Applications et domaines d'utilisation : 8

4.1 La Santé : 9

4.2 Environnement intelligent : 9

4.3 Gestion du trafic : 9

4.4 Vie intelligente : 9

4.5 Réseaux d'énergie : 10

4.6 L'industrie intelligente 10

5. Enjeux dans l'IoT 11

6. Détection d'anomalies dans l'IoT : 12

6.1 Définition 12

7. Conclusion 13

Chapiter 2 : Détection d'Anomalies et Maintenance Prédictive Basées sur l'Intelligence Artificielle 15

1. Introduction 15

2. Introduction à la détection d'anomalies : 15

2.1 Les types d'anomalies : 15

2.2 les catégories des techniques de détection des anomalies : 16

3. Techniques d'IA pour la détection d'anomalies : 18

4. Comparaison des techniques classiques et basées sur l'IA : 20

5. Synthèse 21

6. Concept de maintenance prédictive : 22

6.1 Les Types de maintenance prédictive : 23

7. Processus de maintenance prédictive : 24

8. Applications de la Maintenance Prédictive : 25

8.1 L'industrie du transport : 25

8.2 Secteur du pétrole et du gaz : 26

8.3 La maintenance prédictive des avions : 26

8.4 La maintenance prédictive dans l'industrie : 26

8.5 secteur d'énergie : 26

9. Modèles prédictifs utilisés en IA 27

10. Tableau de comparaison des modèles prédictifs : 30

11. Synthèse 32

12. Conclusion 32

Chapiter 3 : Conception et mise en œuvre du système 35

1. Introduction 35

2. Architecture proposée 35

2.1 Autoencoder avec Multi-Head Attention 37

2.2 Balanced Random Forest (BRF) 38

2.3 LSTM avec Attention : 38

3. Méthodologie : 38

3.1 Collecte et traitement des données 38

3.2 Entraînement du modèle: 43

4. Résultats et discussion: 50

5. Comparaison avec l'autre approche : 51

6. Limites du système proposé 52

7. Environnement de Travail. 53

7.1 Environnement logiciel 53

7.2 Bibliothèques du python: 54

8. Conclusion 56

Conclusion Générale : 58

Bibliographie 60

Liste des figures

Figure 1.1: caractéristiques de l' IDO 7

Figure 1.2 : L'infrastructure de l'IOT[9]..... 8

Figure 1.3 : Application d l'IOT 11

Figure 2.1 : Les types d'anomalies.....16

Figure 2.2 : les techniques de détection des anomalies [11] 17

Figure 2.3 : Plans de maintenance de la MR, MP et MPr [28].....23

Figure 2.4 : Processus de maintenance prédictive 25

Figure 3.1 : Architecture du modèle proposée 36

Figure 3.2 : Architecture de base de l'auto-encodeur [47] 37

Figure 3.3 : Principaux éléments d'un moteur d'avion.....40

Figure 3.4 : Emplacement des capteurs sur un turbofan 42

Figure 3.5 : Évolution de la perte (Loss) lors de l'entraînement d'un auto-encodeur FD001 ...46

Figure 3.6 : Évolution de la perte (Loss) lors de l'entraînement d'un auto-encodeur FD003 ...46

Figure 3.7 : Matrice de Confusion - Résultats d'entraînement du modèle de détection de degradation 47

Figure 3.8 : Matrice de Confusion - Résultats d'entraînement du modèle de détection de degradation 48

Figure 3.9 : Évolution de la perte et de la MAE lors de l'entraînement - Modèle de prédiction du RUL FD001 49

Figure 3.10 : : Évolution de la perte et de la MAE lors de l'entraînement - Modèle de prédiction du RUL FD003.....49

Figure 3.11 : Matrice de Confusion - Résultats de test du modèle de détection de dégradation FD001 51

Figure 3.12 : Matrice de Confusion - Résultats de test du modèle de détection de dégradation FD003 51

Liste des tableaux

Tableau 2.1: Comparaison des modèles d'IA pour la détection d'anomalies 21

Tableau 2.2 : Comparaison des modèles de maintenance prédictive 32

Tableau 3.1: Structure des données C-MAPSS 39

Tableau 3.2 : Architecture de l'Autoencodeur avec mécanisme d'attention.....44

Tableau 3.3 : Classificateur BRF 44

Tableau 3.4 : Paramètres du modèle LSTM-Attention pour la prédiction du RUL 45

Tableau 3.5 : Résultats comparatifs entre notre approche et les modèles existants 52

Liste des abbreviations

IoT : Internet des Objets (Internet of Things)

IA : Intelligence Artificielle

RUL : Durée de Vie Restante (Remaining Useful Life)

C-MAPSS : Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation

AE : Autoencodeur (Autoencoder)

BRF : Balanced Random Forest

LSTM : Long Short-Term Memory

MSE : Erreur Quadratique Moyenne (Mean Squared Error)

RMSE : Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (Root Mean Squared Error)

MAE : Erreur Absolue Moyenne (Mean Absolute Error)

SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

CNN : Réseau de Neurones Convolutifs (Convolutional Neural Network)

GAN : Réseaux Adversariaux Génératifs (Generative Adversarial Network)

DNN : Réseau de Neurones Profonds (Deep Neural Network)

SVM : Machine à Vecteurs de Support (Support Vector Machine)

KNN : K Plus Proches Voisins (K-Nearest Neighbors)

RF : Random Forest

GRU : Gated Recurrent Unit

TCN : Temporal Convolutional Network

ML : Machine Learning (Apprentissage Automatique)

ZigBee : Zonal intercommunication Global-standard

LAN : Local Area Network

RFID : Radio Frequency Identification

Introduction Générale

Introduction Générale :

Au cours des dernières années, l'Internet des objets (IoT) est devenu un élément clé dans la transformation numérique des systèmes industriels. Grâce à l'intégration de capteurs intelligents et de technologies de communication, il est désormais possible de surveiller l'état des équipements en temps réel, d'analyser de grandes quantités de données et d'optimiser les processus de production. L'IoT trouve des applications dans plusieurs domaines comme la santé, le transport, l'agriculture et l'industrie.

Dans ce contexte, l'environnement industriel est particulièrement exigeant, où la fiabilité et la continuité des opérations sont essentielles. L'un des grands défis pour les industriels est de pouvoir détecter à temps les comportements anormaux des machines , éviter les pannes imprévues , et ainsi mieux planifier les opérations de maintenance. Ce besoin a conduit au développement de nouvelles approches basées sur l'intelligence artificielle, capables d'analyser les données des capteurs pour prévoir les situations critiques.

Ce travail a pour objectif de développer un modèle intelligent capable de détecter automatiquement les anomalies dans le fonctionnement des équipements industriels, et d'aider à la prise de décision en matière de maintenance en prédisant les risques de panne. Pour cela, nous avons choisi un cas d'étude concret : la surveillance des moteurs d'avion, un système complexe et sensible où la moindre anomalie peut avoir de graves conséquences.

La méthodologie proposée repose sur une architecture en trois étapes complémentaires. La première consiste à détecter les comportements inhabituels à l'aide d'un réseau Autoencoder avec mécanisme d'attention. Ensuite, un classifieur de type Balanced Random Forest est utilisé pour distinguer le normal du anormal. Enfin, un réseau de neurones LSTM avec attention est utilisé pour estimer la durée de vie restante de l'équipement. Le modèle a été testé et validé sur la base de données C-MAPSS, largement utilisée dans le domaine de la maintenance prédictive aéronautique.

Structure du mémoire :

Ce mémoire est structuré en trois chapitres principaux :

- **Chapitre 1** : Introduction à l'Internet des objets et ses principaux défis.
- **Chapitre 2** : Revue des approches existantes pour la détection d'anomalies et la maintenance prédictive basées sur l'IA.
- **Chapitre 3** : Présentation de l'architecture proposée, de la méthodologie adoptée, et des résultats .

Chapitre 01

Chapiter 1 : L'internet des objets et ses défis

1. Introduction

Les technologies actuelles ont progressé à une vitesse incroyable, et l'Internet des objets (IoT) s'impose comme l'une des avancées les plus révolutionnaires. Il repose sur une infrastructure intelligente reliant des objets physiques, tels que des capteurs et des dispositifs connectés, à des réseaux et à des plateformes de cloud computing. Cette interconnexion permet un échange fluide et automatisé de données, favorisant ainsi l'optimisation des processus et la prise de décision en temps réel.

L'IoT offre un potentiel considérable dans divers domaines, notamment la santé, l'industrie et les villes intelligentes, transformant en profondeur la manière dont nous interagissons avec notre environnement. Cependant, malgré ses nombreux avantages, l'IoT soulève plusieurs défis majeurs, tels que la cybersécurité, la protection des données personnelles et la gestion efficace d'infrastructures complexes.

Dans ce contexte, la détection des anomalies devient un enjeu crucial. Elle permet d'identifier des comportements inhabituels au sein des systèmes IoT, contribuant ainsi à renforcer leur sécurité et à améliorer leurs performances. Ce chapitre explore les concepts fondamentaux de l'IoT, ses principaux composants, ses applications, ainsi que les défis auxquels il est confronté, en mettant particulièrement l'accent sur le rôle stratégique de la détection des anomalies dans ces environnements interconnectés.

2. Définition et caractéristiques de l'IoT

2.1 Historique :

L'Internet des objets (IoT) trouve ses origines dans l'apparition d'Internet dans les années 1960. Toutefois, ce n'est qu'en 1999 que le terme a été officiellement introduit par Kevin Ashton alors qu'il travaillait au sein des laboratoires Auto-ID. Au fil du temps, ce concept a gagné en notoriété grâce aux études de marché et aux publications spécialisées. Une avancée majeure a eu lieu en 2011 avec l'adoption du protocole IPv6, ouvrant la voie à une expansion significative de l'IoT. Cette évolution a incité de grandes entreprises, telles que Cisco et IBM, à intégrer cette technologie dans leurs systèmes[1] [2]

2.2 Définition :

L'Internet des objets (IoT) est un concept qui établit un lien entre le monde physique et le monde numérique. Il repose sur des dispositifs connectés, tels que les équipements médicaux, les machines industrielles, les appareils domestiques et les systèmes de circulation, intégrant des capteurs, des processeurs ainsi que des émetteurs et récepteurs. Ces technologies leur permettent de collecter, d'échanger et d'analyser des données via Internet. L'objectif principal de l'IoT est d'exécuter intelligemment des tâches complexes en facilitant l'interaction entre les appareils, qu'ils fonctionnent de manière autonome ou sous la supervision de l'utilisateur.[3]

2.3 caractéristiques de l'internet des objets :

L'internet des objets se caractérise par les éléments suivants :

- **Intelligence :** L'IoT se distingue par sa capacité d'adaptation grâce à l'intégration des dispositifs, logiciels et algorithmes, permettant une exécution efficace et dynamique des tâches.[4][5]
- **La connectivité :** Les appareils IoT restent interconnectés, facilitant l'échange et la gestion fluide des données entre eux.[4][5][6]
- **Nature dynamique** : Les objets IoT alternent entre différents états (actif, veille, connecté/déconnecté), influencés par des facteurs tels que la localisation ou la vitesse.[5][6]
- **La sécurité :** La protection des réseaux et des données est essentielle pour garantir un fonctionnement fiable et sécurisé des systèmes IoT. [4][6]

- **Hétérogénéité** : L'IoT intègre divers dispositifs et plateformes grâce à une interopérabilité accrue, favorisant une communication fluide entre appareils.[6]
- **Échelle énorme** : Le nombre d'objets connectés croît rapidement, nécessitant des solutions adaptées pour gérer cette croissance exponentielle[5][6].

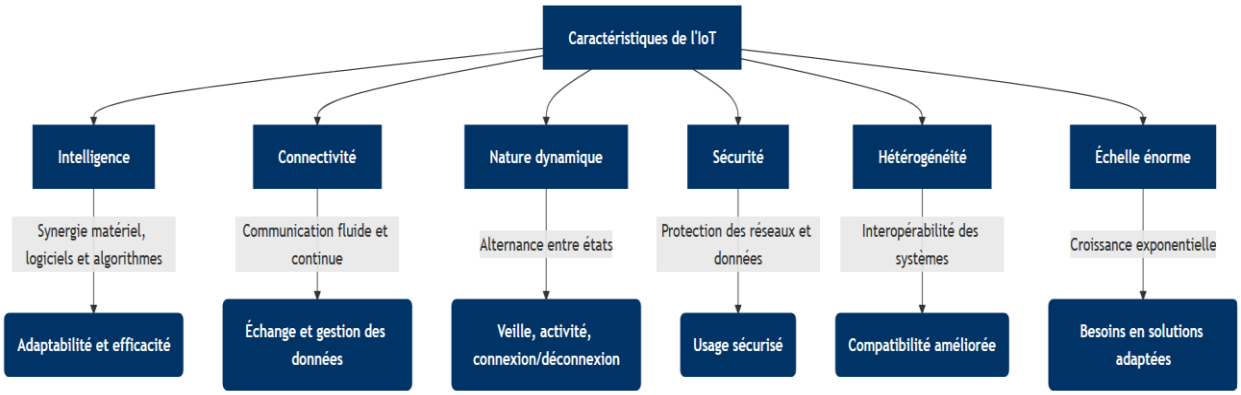


Figure 1.1: caractéristiques de l' IDO

3. Éléments constitutifs :

3.1 Capteurs et dispositifs

Les capteurs ou dispositifs jouent un rôle essentiel dans la collecte de données en temps réel provenant de l'environnement. Un dispositif peut intégrer plusieurs types de capteurs qui accomplissent différentes tâches au-delà de la simple détection. Par exemple, un téléphone mobile est un dispositif équipé de capteurs tels que le GPS et l'appareil photo, mais il n'est pas capable de détecter directement ces éléments de manière autonome.[7] [8]

3.2 Connectivité

Les données collectées sont ensuite envoyées vers une infrastructure cloud. Pour ce faire, les capteurs doivent être connectés au cloud via divers moyens de communication. Parmi ces moyens, on trouve les réseaux mobiles, les satellites, le Bluetooth, le Wi-Fi, ainsi que les réseaux étendus (WAN).[8]

3.3 Traitement des données

Une fois les données collectées et transférées vers le cloud, un logiciel dédié traite ces informations. Ce traitement peut être simple, comme la vérification de la température via des dispositifs tels que des climatiseurs ou des chauffages. Cependant, il peut aussi être beaucoup plus complexe, par exemple lorsqu'il s'agit d'identifier des objets en utilisant des techniques de vision par ordinateur appliquées à des vidéos.[8]

3.4 Interface utilisateur

Les informations traitées doivent être accessibles à l'utilisateur final d'une manière claire et intuitive. Cela peut se faire par l'envoi d'alertes sur leur téléphone ou par notifications par email ou message texte. Parfois, l'utilisateur peut avoir besoin d'une interface qui lui permette de superviser activement son système IoT. Par exemple, un utilisateur possédant une caméra de surveillance chez lui pourrait vouloir consulter les enregistrements vidéo ou accéder aux flux en direct via un serveur web. [8]

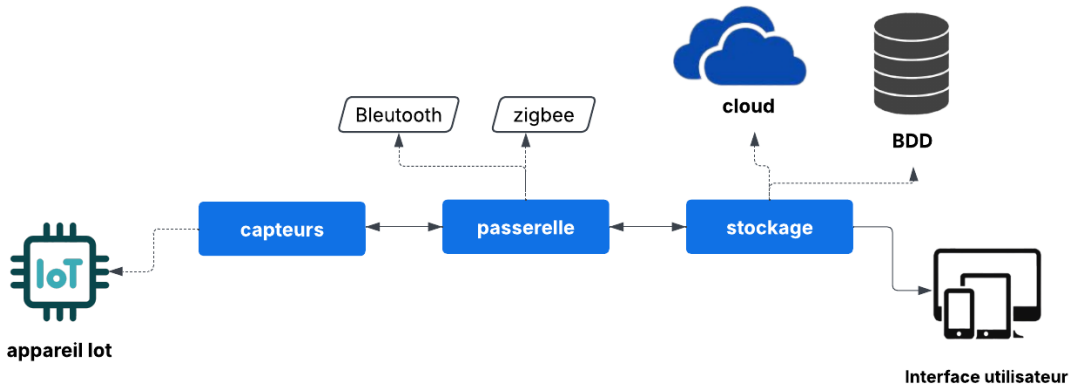


Figure 1.2 : L'infrastructure de l'IOT[9]

4. Applications et domaines d'utilisation :

La technologie de l'Internet des objets influence tous les aspects de la vie quotidienne des individus, des organisations et des sociétés, et offre un large éventail d'applications dans de nombreux secteurs. [4][9] Voici quelques exemples d'applications de l'Internet des objets :

4.1 La Santé :

Le domaine de la santé, souvent confronté à des défis complexes et à un manque d'efficacité, bénéficie grandement des technologies IoT. Ces dernières permettent une meilleure surveillance des patients et des ressources, tout en automatisant la collecte et le traitement des données. Cela se traduit par une amélioration des soins, une réduction des erreurs et une optimisation des opérations médicales.[9]

Grâce à des capteurs comme le RFID, le Bluetooth et le WiFi, les indicateurs de santé (tels que la pression artérielle et le rythme cardiaque) peuvent être suivis en temps réel. De plus, des innovations telles que la télémédecine et les dispositifs médicaux intelligents renforcent encore davantage l'efficacité des systèmes de santé.[9]

4.2 Environnement intelligent :

L'environnement, bien qu'essentiel pour la survie de tous les êtres vivants, est souvent menacé par les activités humaines. Les technologies IoT contribuent à surveiller et à gérer des aspects critiques tels que la qualité de l'air, la gestion des déchets et les émissions industrielles. [9]

En outre, ces technologies permettent des prévisions climatiques précises et une meilleure gestion des radiations, favorisant ainsi la durabilité et la protection de l'écosystème. Cela représente une avancée majeure vers un avenir plus respectueux de l'environnement. [9]

4.3 Gestion du trafic :

Les technologies de l'Internet des objets (IoT) contribuent à l'optimisation et à la sécurisation des transports. En permettant la communication entre les véhicules et Internet, elles facilitent le développement de nouvelles applications et fonctionnalités pour les utilisateurs. La gestion intelligente du trafic repose sur trois concepts fondamentaux : l'analyse du transport pour détecter les anomalies et anticiper la demande, le contrôle du trafic pour réguler les itinéraires, la circulation et la vitesse, ainsi que la connectivité des véhicules via diverses technologies..[4]

4.4 Vie intelligente :

Dans les maisons intelligentes, l'Internet des objets (IoT) permet de contrôler les équipements à distance, réduisant ainsi les risques d'accidents et optimisant la consommation énergétique. Par exemple, les réfrigérateurs connectés affichent leur contenu et les dates de

péremption sur des écrans LCD, accessibles via une application mobile, facilitant ainsi la gestion des achats, même en l'absence des utilisateurs. Par ailleurs, l'IoT permet de surveiller et de piloter à distance divers appareils, tels que les machines à laver et les fours, tout en ajustant la température intérieure des habitations. Enfin, des systèmes de sécurité avancés, intégrant caméras et alarmes, détectent les intrusions ou les ouvertures non autorisées de fenêtres, garantissant ainsi une protection renforcée des domiciles.[9]

4.5 Réseaux d'énergie :

Les réseaux électriques gagneront en popularité dans tous les environnements industriels et résidentiels qui contribuent à économiser l'énergie. L'idée fondatrice des réseaux intelligents consiste à recueillir des données de façon automatisée et à examiner le comportement des consommateurs et des fournisseurs d'électricité pour optimiser l'utilisation de l'énergie. Les réseaux intelligents sauront aussi détecter rapidement les origines de consommation d'énergie, permettant ainsi un système énergétique décentralisé.[10]

4.6 L'industrie intelligente

L'industrie intelligente rend les usines plus autonomes et efficaces grâce aux technologies IIoT et à l'Industrie 4.0. Les systèmes automatiques se récompensent d'automatisation pour optimiser la qualité et minimiser le gaspillage. L'Industrie 4.0 renforce l'indépendance, la coopération et la durabilité des usines. Les capteurs de la technologie sont utilisés pour garantir la qualité des matières premières ainsi que des produits finis. De nombreux capteurs, avec l'aide de caméras et de capteurs de pression, contribuent à améliorer la production et la sécurité. [11]

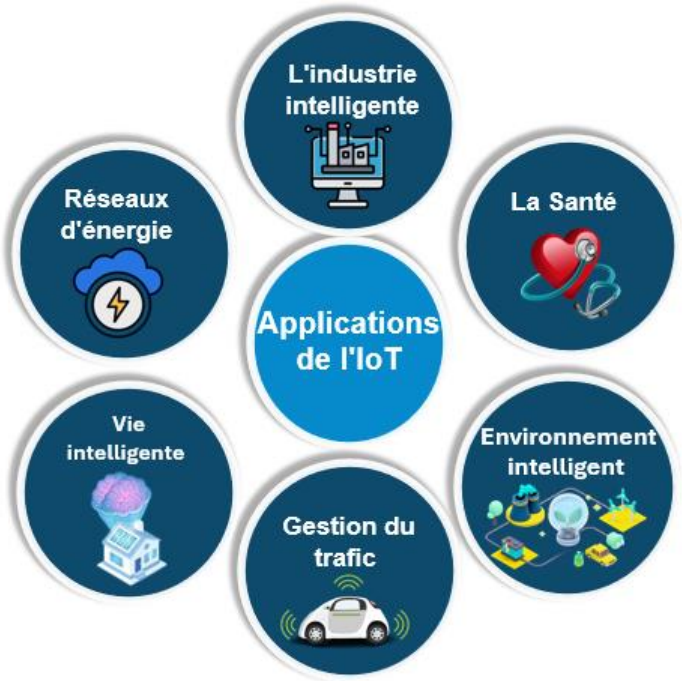


Figure 1.3 : Application d l'IOT

5. Enjeux dans l'IoT

Malgré les améliorations significatives dans la technologie de l'Internet des objets (IoT), des défis persistent et doivent être relevés pour en assurer une adoption à grande échelle. La diversité des technologies utilisées pour la collecte, le traitement et le stockage des données dans l'IoT génère de nombreuses difficultés de recherche.[9] Voici quelques-uns des défis auxquels l'Internet des objets est confronté :

- **Spécification standard :** Établir des règles standardisées pour permettre aux divers appareils et éléments de communiquer et d'interagir de manière fluide dans les applications de l'Internet des Objets . [4]
- **Confidentialité et Sécurité :** L'Internet des Objets (IoT) souffre de failles de sécurité en raison de son dépendance des réseaux de capteurs sans fil. Les attaques exploitent ces vulnérabilités, ce qui exige un renforcement de la sécurité grâce à des techniques de chiffrement avancées et à un cadre de travail pour sécuriser les appareils diversifiés. Il est également essentiel d'améliorer les interfaces utilisateur et de garantir la confidentialité des communications ainsi que l'intégrité des données . [9]

- **Problèmes énergétiques au niveau des appareils :** L'Internet des Objets (IoT) rencontre des défis importants dans la gestion de l'énergie, notamment pour concevoir des appareils à faible consommation et assurer une alimentation fiable. Ces défis s'intensifient lorsque les batteries sont dans des zones reculées. De plus, la communication, très énergivore, exige des technologies plus efficaces.[12] [6]
- **L'interopérabilité :** L'intégration des systèmes IoT est confrontée à des défis dus à la diversité des protocoles et à l'incompatibilité des technologies. L'interopérabilité, qui nécessite un langage commun en matière de chiffrement et de protocoles, reste essentielle pour une communication efficace. Un cadre clair doit être adopté pour garantir la continuité des services et l'adaptabilité des appareils aux changements du réseau . [9][12]
- **Gestion des données :** La gestion des données est un défi majeur dans l'Internet des Objets, car la connexion continue d'un grand nombre d'appareils génère des volumes massifs de données. Ce volume important nécessite une attention particulière en matière de transfert, de stockage et d'analyse pour garantir une manipulation efficace et optimale [4] [6]
- **Équilibre entre coût et efficacité :** L'Internet des Objets repose sur des technologies permettant de connecter des appareils physiques à Internet. Pour garantir son adoption à plus grande échelle, le coût des composants essentiels, tels que les capteurs, les systèmes de suivi et de contrôle, doit devenir plus abordable à l'avenir.[6]

6. Détection d'anomalies dans l'IoT :

6.1 Définition

Une anomalie dans le contexte de l'Internet des objets (IoT) est un point de données qui ne correspond pas au comportement attendu dans un système modélisé. Il s'agit d'événements rares qui s'écartent de manière significative des comportements normaux observés, que ce soit dans un point de données spécifique, un contexte donné ou sur une période précise. Ces anomalies sont souvent causées par des facteurs externes tels que des défaillances de capteurs ou des attaques sur le système. Les algorithmes de détection des anomalies dans l'IoT ont pour objectif d'identifier l'anomalie et d'analyser ses causes.[13]

7. Conclusion

En conclusion de ce chapitre, les concepts fondamentaux liés à l'Internet des objets, ses composants et ses diverses applications, qui jouent un rôle clé dans le développement de nombreux secteurs, ont été abordés. De plus, les principaux défis auxquels ce domaine est confronté, tels que la sécurité, ainsi que la nécessité de détecter les anomalies dans les données pour assurer la continuité et l'efficacité du système, ont été mis en lumière. On peut affirmer que l'Internet des objets est encore en phase de croissance et d'évolution. Ainsi, une compréhension approfondie de ces concepts et défis constituera la base pour suivre les évolutions futures et garantir une utilisation optimale de cette technologie dans l'avenir.

Chapitre 02

Chapiter 2 : Détection d'Anomalies et Maintenance Prédictive Basées sur l'Intelligence Artificielle

1. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) joue un rôle essentiel dans l'amélioration des systèmes industriels, notamment en matière de détection d'anomalies et de maintenance prédictive. La détection d'anomalies permet d'identifier des comportements inhabituels ou des dysfonctionnements dans les systèmes, ce qui contribue à prévenir les pannes et à garantir un fonctionnement optimal. De son côté, la maintenance prédictive repose sur l'analyse de données pour anticiper les défaillances potentielles avant qu'elles ne surviennent, optimisant ainsi les coûts et la fiabilité des équipements.

Dans ce chapitre, nous explorerons les principales techniques d'IA appliquées à la détection d'anomalies et à la maintenance prédictive, en mettant en évidence leurs avantages, leurs défis et leurs applications dans divers domaines industriels.

2. Introduction à la détection d'anomalies :

Les anomalies se réfèrent aux points ou groupes de données qui diffèrent de manière significative des autres. La détection des anomalies est essentielle dans divers domaines, car elle contribue à améliorer les performances et à réduire les coûts. En maintenance prédictive , elle aide à prédire les pannes avant qu'elles ne se produisent. En fabrication, elle est utilisée pour détecter les produits défectueux. Dans le domaine médical, elle joue un rôle crucial dans la détection précoce des conditions de santé anormales. De plus, elle joue un rôle clé dans la détection des fraudes financières, renforçant ainsi la transparence et la confiance. [14] Les anomalies peuvent être classées en trois types principaux :

2.1 Les types d'anomalies :

- **L'anomalie ponctuelle** est un point de données dans un flux de données qui s'écarte considérablement des autres points, représentant un comportement anormal. Par exemple, lors de l'envoi de données de température par un capteur dans un bâtiment, les données suivent généralement un modèle régulier avec quelques hausses et baisses. Si la

température monte soudainement à 50°C à 17 heures, cela est considéré comme une anomalie ponctuelle, pouvant résulter d'un dysfonctionnement du capteur .[15]

- **L'anomalie collective** est un groupe de données qui apparaît comme anormal par rapport au reste des données. Les observations individuelles de ce groupe peuvent être normales, mais c'est lorsqu'elles apparaissent ensemble qu'elles suscitent des questions sur le comportement global des données.[16]

- **L'anomalie contextuelle** : est un cas détecté lorsqu'on considère les données dans un contexte spécifique, comme le jour de la semaine ou une période de temps définie. Cette anomalie peut apparaître normale lorsqu'elle est examinée individuellement, mais devient anormale lorsqu'elle est analysée à la lumière des observations voisines ou du contexte global.[17]

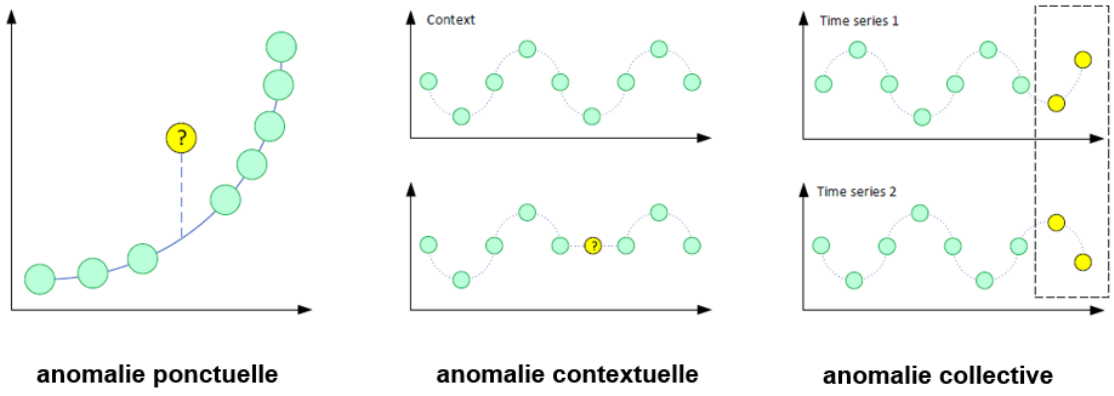


Figure 2.1 : Les types d'anomalies

2.2 les catégories des techniques de détection des anomalies :

Les techniques de détection d'anomalies peuvent être classées en trois catégories principales en fonction des scénarios d'apprentissage utilisés :

- **Techniques supervisées** : Les techniques de détection des anomalies supervisées reposent sur des modèles qui classent les données comme normales ou anormales. Cependant, l'entraînement de ces modèles nécessite des données étiquetées, ce qui constitue un défi courant. Dans la plupart des cas, les données d'entraînement sont déséquilibrées, avec un nombre beaucoup plus élevé d'échantillons normaux par rapport

aux échantillons anormaux. De plus, il n'est pas facile de trouver des ensembles de données réels et fiables pour développer ces modèles, ce qui complique la création de systèmes efficaces de détection des anomalies. [11]

- **Techniques non supervisées** : L'apprentissage non supervisé analyse les données sans besoin de résultats préétablis, ce qui est utile pour détecter des anomalies sans étiquetage. Un défi dans les réseaux de capteurs est l'étiquetage manuel des données. Mais avec l'apprentissage non supervisé, on peut détecter des anomalies sans étiquetage, réduisant ainsi les coûts. Ces algorithmes supposent que les anomalies sont rares et différentes des données normales. [13]
- **Techniques semi-supervisées** : La détection des anomalies semi-supervisée utilise uniquement des modèles de données normales pour identifier si de nouvelles données sont anormales. Par exemple, dans le domaine des transports intelligents, un système peut être utilisé pour détecter des anomalies dans les données de température des drones. Si la température d'un moteur augmente de manière inhabituelle par rapport aux données normales enregistrées auparavant, cela est classé comme une anomalie. Cela permet d'identifier rapidement les problèmes sans avoir à étiqueter toutes les données à l'avance, ce qui améliore la maintenance et la sécurité . [14]

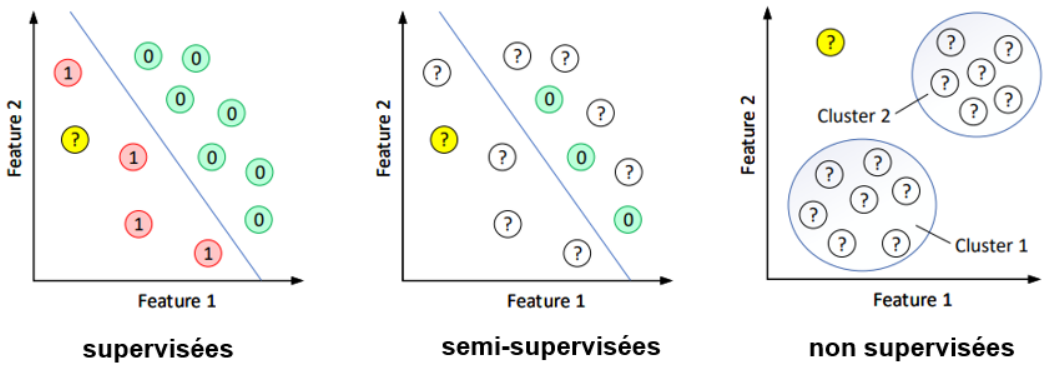


Figure 2.2 : les techniques de détection des anomalies [11]

3. Techniques d'IA pour la détection d'anomalies :

Les recherches sur la détection des anomalies varient en fonction du scénario utilisé. Les approches et les techniques changent selon le type de données et les défis à relever. Certaines études utilisent des algorithmes d'apprentissage automatique classiques, comme SVM et XGBoost, tandis que d'autres exploitent l'apprentissage profond, avec des modèles comme les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les réseaux adversariaux génératifs (GAN). De plus, des modèles hybrides combinant plusieurs techniques ont été développés pour améliorer la précision et l'efficacité, notamment dans les environnements intelligents comme les usines, les maisons connectées et les systèmes de surveillance. Voici un aperçu des principales recherches dans ce domaine, avec un focus sur les méthodes et technologies utilisées

- Système d'apprentissage hibride HMLCC : selon [18] Les chercheurs ont proposé un modèle hybride basé sur l'algorithme de regroupement Hierarchical Affinity Propagation (HAP) et les arbres de décision (Decision Trees). Le modèle a été testé sur les ensembles de données LWSNDR et Landsat Satellite. Il a obtenu une précision de **99,33%** sur les données Landsat Satellite .
- Dans les travaux de Velásquez et al. [19], un modèle hybride a été proposé pour détecter les anomalies en temps réel dans les systèmes industriels. Il combine LOF, OCSVM et Autoencodeur pour analyser les données des capteurs et identifier les comportements anormaux. Testé sur des machines de soufflage d'air, Il a obtenu une précision F1-score de 0,904, surpassant les modèles traditionnels. Ce modèle est performant et bien adapté aux industries intelligentes.

- Modèle Hybride Intelligent pour la Détection d'Anomalies dans la Surveillance des Villes Intelligentes : selon [20] Les chercheurs ont proposé un modèle hybride pour détecter les anomalies dans la surveillance des villes intelligentes. Il utilise 2D-CNN pour analyser les vidéos, un auto-encodeur pour améliorer les données, et ESN pour repérer les événements anormaux. Le modèle a été testé sur Hockey Fight avec une précision de 99,8% et sur Violent Flow avec 99,81%. Il est léger et fonctionne bien sur les appareils Edge.
- S-KDGAN : selon [21] Cette recherche propose un modèle qui utilise GAN et KD (Knowledge Distillation) . Un grand modèle (Teacher) est d'abord entraîné, puis il apprend à un modèle plus petit (Student) pour qu'il fonctionne sur des appareils intelligents. Le modèle a été testé sur trois ensembles de données : SWMRU (données de capteurs

environnementaux), KDDCup99 (données de détection d'intrusions réseau) et HomeC (données de maisons intelligentes). Malgré une perte de 2,27% de précision, il reste efficace et léger .

- Le modèle DSA-CNN détecte les anomalies dans les capteurs des voitures autonomes. Le modèle [22] utilise l'auto-attention et les réseaux CNN pour analyser les données. Il a été testé sur les données du projet SPMD, qui incluent la vitesse réelle, la vitesse GPS et l'accélération. Les résultats montrent qu'il est plus précis que LSTM-CNN et Kalman Filter, avec 2 à 4% d'amélioration, ce qui rend les voitures plus sûres.
- Ce projet [23] propose un modèle pour détecter les anomalies dans une usine intelligente. Les capteurs et caméras thermiques collectent des données, analysées par CNN pour repérer les changements visuels. En combinant CNN avec les capteurs, la détection des anomalies a augmenté de 13% et les erreurs ont diminué de 3%. CNN s'est montré plus efficace que SVM et Random Forest, aidant l'usine à réduire les pannes et améliorer la sécurité.
- L'étude [24] propose un modèle hybride (LR-HGBC-CNN) combinant LR, HGBC et CNN pour détecter les anomalies et reconnaître les visages dans les maisons intelligentes. Testé sur AnoML-IoT (capteurs, journaux, trafic réseau) et Real and Fake Face Detection, il atteint 91 % de précision en détection d'anomalies et 86 % en reconnaissance faciale. L'étude recommande d'améliorer la généralisation et la protection de la vie privée.
- La recherche [25] vise à détecter les comportements anormaux dans les maisons intelligentes en analysant les activités de la cuisine, comme manger et préparer des repas simples, en utilisant l'apprentissage automatique. Des données provenant de capteurs de la maison intelligente ont été utilisées, et des données anormales ont été créées pour simuler différents scénarios. Les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont montré une précision entre 86,67% et 100% pour détecter les anomalies, tandis que XGBoost et SVM étaient moins stables .
- Le modèle proposé, FS-GAN, [26] combine l'apprentissage avec peu d'exemples (Few-Shot Learning) et un réseau génératif adversarial (AnoGAN) pour détecter les défauts dans les usines intelligentes. Il a été testé sur un ensemble de données (Kolektor Surface-Defect) contenant 399 images de surfaces métalliques, dont seulement 52 ont des défauts. Le modèle a obtenu une précision de 90%, surpassant d'autres modèles comme AnoGAN, BiGAN et AutoEncoder.

4. Comparaison des techniques classiques et basées sur l'IA :

Article	Approche proposée	Domaine d'application	Ensemble de données	Performance		
				precision	F-score	Accuracy
[18]	modèle hybride basé sur HAP et DT	Internet des objets (IoT)	LWSNDR Landsat Satellite	99, 33%	99,6%	99,22%
[19]	Model hybride basé sur LOF, OCSVM et Autoencodeur	Industrie 4.0	Données industrielles privées	99%	90.4%	91,3 %
[20]	modèle hybride basé sur 2 D-CNN autoencodeur et ENS ,	Villes intelligentes	Hockey Fight Violent Flow			99.81%
[21]	modèle hybride basé sur GAN et KD	Internet des objets (IoT)	SWMRU KDDCup99 HomeC		92,73%	
[22]	modèle hybride basé sur DSA et CNN	Véhicules autonomes	données du projet SPMD	98.66%	96.40 %	96.65%
[24]	modèle hybride basé sur LR, HGBC et CNN	Sécurité des maisons intelligentes	AnoML-IoT Real and Fake Face Detection	91%	93%	94%
[26]	modèle hybride basé sur Few-Shot Learning et AnoGAN	Fabrication intelligente	Kolektor Surface-Defect	91%	89%	90%
[25]	Approche basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN)	Maisons intelligentes	Données de capteurs de maison intelligente			93.34 %

[23]	Modèle basé sur CNN pour analyser les changements visuels	usine intelligente	Données de capteurs et caméras thermiques	92%	91%	

Tableau 2.1: Comparaison des modèles d'IA pour la détection d'anomalies

5. Synthèse

Les recherches présentées utilisent l'intelligence artificielle pour détecter les anomalies dans les systèmes Internet des objets (IoT). Elles sont appliquées dans plusieurs domaines comme les villes intelligentes, les voitures autonomes, les usines intelligentes et les maisons connectées. Ces études analysent les données pour trouver des comportements inhabituels qui peuvent indiquer des pannes, des problèmes de sécurité ou des erreurs de fonctionnement.

Une étude propose un modèle hybride qui mélange l'apprentissage profond et l'apprentissage non supervisé pour détecter les anomalies dans les données non classées de l'IoT. Cela permet d'améliorer la précision et de réduire le besoin de données étiquetées. Un autre modèle utilise les réseaux de neurones pour analyser les vidéos de surveillance dans les villes intelligentes et identifier automatiquement les événements suspects.

Dans le domaine des voitures autonomes, un modèle avec des réseaux de neurones et un mécanisme d'attention aide à repérer les erreurs des capteurs, améliorant ainsi la sécurité des véhicules. Pour les usines intelligentes, un modèle combinant l'apprentissage profond et l'apprentissage avec peu d'exemples permet de détecter les défauts de fabrication même avec peu de données, ce qui améliore la qualité et l'efficacité de la production.

Dans les maisons intelligentes, des systèmes d'apprentissage automatique surveillent les activités des habitants et signalent les comportements inhabituels dans la cuisine ou les appareils connectés. Une autre étude combine la reconnaissance faciale et la détection des anomalies pour empêcher les intrusions non autorisées.

Malgré ces avancées, toutes ces recherches ont un problème commun : elles dépendent beaucoup des données de formation. Si les modèles rencontrent des données qu'ils n'ont jamais vues avant, leur précision diminue. De plus, ces systèmes ont besoin d'un grand nombre de données bien classées, ce qui peut être difficile à obtenir. Enfin, certains modèles demandent

trop de puissance informatique, ce qui complique leur utilisation en temps réel sur des petits appareils

6. Concept de maintenance prédictive :

La maintenance prédictive est une méthode utilisée pour prévoir les pannes des machines avant qu'elles ne se produisent, en s'appuyant sur l'analyse des données et l'intelligence artificielle. Des informations sur l'état de fonctionnement des équipements sont collectées pour détecter d'éventuels signes de défaillance, ce qui permet d'effectuer la maintenance au bon moment et d'éviter les pannes inattendues.[27] Cette approche se distingue des autres méthodes de maintenance comme suit :

- **La maintenance réactive :** signifie utiliser les machines jusqu'à ce qu'elles tombent en panne avant de les réparer. Cette méthode permet de maximiser l'utilisation des équipements, mais peut coûter cher si la panne cause d'autres dommages. Pour éviter les retards, les entreprises doivent avoir des pièces de rechange ou compter sur des fournisseurs pour les obtenir rapidement. [28]
- **La maintenance préventive :** consiste à effectuer un entretien régulier des équipements, même s'ils fonctionnent normalement. Cela permet de réduire le risque de pannes imprévues et d'assurer un bon fonctionnement des machines. Cependant, cette méthode peut parfois engendrer des coûts élevés, notamment si des pièces encore en bon état sont remplacées inutilement . [29]
- **La maintenance prédictive** : est différente des autres types de maintenance, car elle utilise les données pour décider quand intervenir. Au lieu de suivre un planning fixe ou d'attendre une panne, elle surveille l'état des équipements et prédit les pannes avant qu'elles ne se produisent. Cela permet de réduire les coûts et d'éviter les arrêts imprévus. [29]

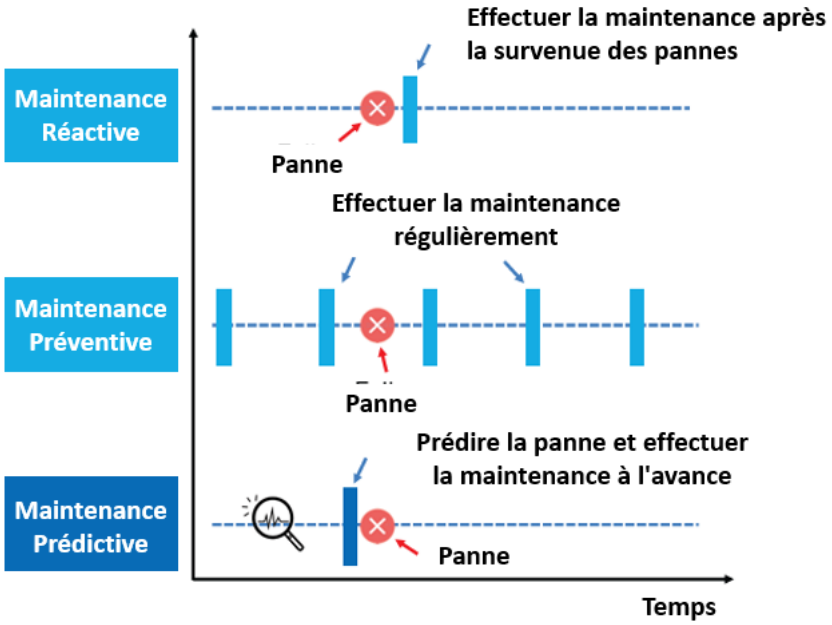


Figure 2.3 : Plans de maintenance de la MR, MP et MPr [28]

6.1 Les Types de maintenance prédictive :

La maintenance prédictive peut être classée en deux types principaux : la prévision des pannes et l'estimation de la durée de vie restante.

6.1.1 Prévision des pannes :

La prévision des pannes consiste à surveiller l'état des machines avec des capteurs et à analyser les données avec l'intelligence artificielle pour détecter les signes d'une panne prochaine. Elle utilise des valeurs numériques, comme la température et la pression, ainsi que des séries temporelles pour repérer des changements anormaux. Cette méthode est utilisée dans les usines pour surveiller les équipements, dans les avions pour suivre l'état des moteurs et dans les voitures pour détecter les problèmes mécaniques à l'avance.[27]

6.1.2 Estimation de la durée de vie restante des équipements

L'estimation de la durée de vie restante d'un équipement permet de savoir combien de temps une machine peut fonctionner avant de tomber en panne. Cela aide à planifier la maintenance et à éviter les arrêts imprévus. Cette estimation se base sur l'analyse des données des capteurs, comme la température, les vibrations et la vitesse. Elle est utilisée dans les usines

pour surveiller les machines, dans les avions pour suivre l'état des moteurs, et même dans les voitures pour prévenir les pannes .[27]

7. Processus de maintenance prédictive :

La maintenance prédictive consiste à collecter des informations sur les équipements, puis à les traiter et les analyser à l'aide de capteurs, d'outils d'analyse de données et de techniques d'intelligence artificielle. Voici les étapes principales de ce processus :

1. **Collecte des données** : Installer des capteurs sur les équipements pour surveiller des paramètres comme la température, les vibrations et la pression, puis envoyer les données à un système centralisé.[29]
2. **Traitement et préparation des données** : Nettoyer les données, supprimer le bruit, gérer les valeurs manquantes et détecter les anomalies pour assurer leur précision .[30][29]
3. **Ingénierie des caractéristiques** : Extraire les caractéristiques importantes des données, comme les variations de température et la fréquence des vibrations, pour améliorer la précision du modèle.[29]
4. **Entraînement du modèle** : À cette étape, les données historiques des équipements sont analysées à l'aide de techniques d'apprentissage automatique pour identifier les modèles qui distinguent le fonctionnement normal des pannes possibles. Le modèle est entraîné sur ces données afin de pouvoir prédire l'état futur des équipements et détecter les signes avant-coureurs d'un problème avant qu'il ne se produise.[29]
5. **Évaluation et déploiement du modèle** : Vérifier la précision et la pertinence du modèle avant de le déployer pour surveiller les données en temps réel.[29][30]
6. **Prédiction et prise de décision** : Utiliser le modèle pour détecter les signes précoces de pannes et planifier la maintenance au bon moment afin d'éviter les pannes inattendues. [29]

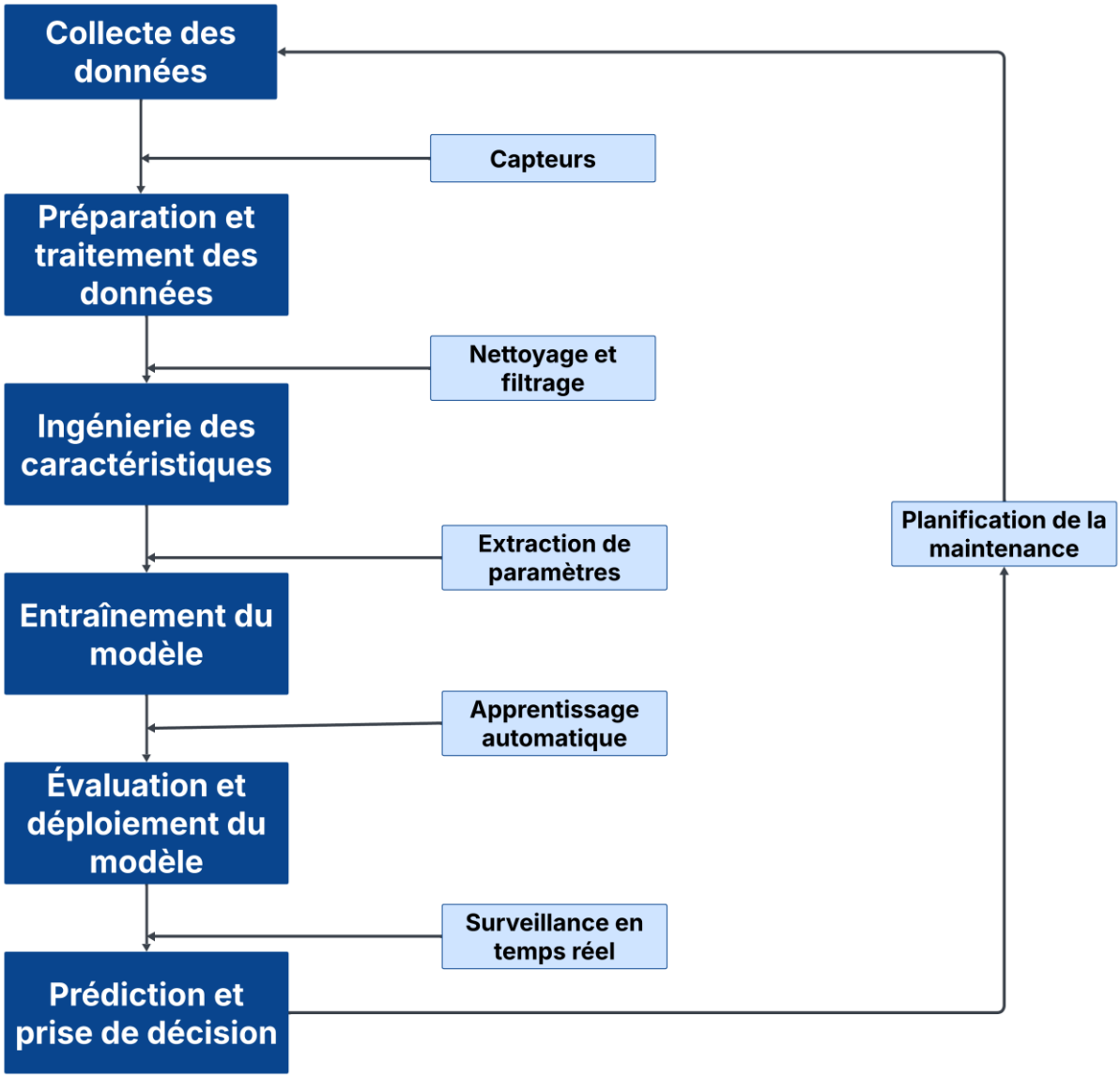


Figure 2.4 : Processus de maintenance prédictive

8. Applications de la Maintenance Prédictive :

8.1 L'industrie du transport :

La maintenance prédictive aide à améliorer la performance des trains en détectant les pannes avant qu'elles ne se produisent. Cette technologie analyse les données des capteurs placés sur les rails, les roues et les portes.

Par exemple, elle peut surveiller la dilatation des rails due à la chaleur ou prévoir l'usure des roues pour éviter les accidents. Elle permet aussi de réduire les retards du métro en anticipant les pannes des portes et en planifiant leur entretien à l'avance.

Grâce à cette technologie, les compagnies ferroviaires peuvent réduire les coûts, améliorer la sécurité et offrir des trajets plus fluides aux passagers.[31]

8.2 Secteur du pétrole et du gaz :

Les entreprises utilisent des capteurs pour surveiller en permanence l'état des pipelines et des installations pétrolières. Ces capteurs détectent les signes de fuites, de corrosion ou d'autres anomalies avant qu'elles ne causent des problèmes graves. Grâce à cette surveillance préventive, il est possible d'intervenir rapidement, de réduire les risques d'accidents et d'assurer un fonctionnement plus sûr et plus efficace des infrastructures pétrolières.[29]

8.3 La maintenance prédictive des avions :

Les compagnies aériennes utilisent l'intelligence artificielle pour analyser les données recueillies par les capteurs de l'avion pendant le vol. Ces données incluent des informations sur l'état des moteurs, la température, la pression et la vitesse de rotation. En analysant ces informations, il est possible de détecter un problème ou une usure avant qu'il ne cause une panne. Grâce à ce système, les réparations peuvent être faites avant qu'une panne soudaine ne se produise, rendant les vols plus sûrs pour les passagers et réduisant les retards . [32]

8.4 La maintenance prédictive dans l'industrie :

Dans les usines, des capteurs collectent des données sur les machines et les lignes de production, comme la température, les vibrations et la pression. Ces données sont analysées grâce à l'apprentissage automatique, un système intelligent qui peut détecter les premiers signes de problèmes ou de pannes. Par exemple, si une machine commence à vibrer plus que d'habitude, le système peut prévoir qu'une panne risque de se produire bientôt. Au lieu d'attendre qu'elle s'arrête complètement, la réparation est effectuée à l'avance. Cela permet d'éviter l'arrêt soudain de la production, de maintenir le travail fluide et de réduire les coûts liés aux pannes . [32]

8.5 secteur d'énergie :

Le secteur de l'énergie utilise la maintenance prédictive pour surveiller des équipements comme les turbines et les transformateurs. Cette technologie repose sur des capteurs et l'intelligence artificielle pour détecter les problèmes à l'avance et éviter des pannes majeures. Par exemple, dans les parcs éoliens, elle permet de suivre l'état des turbines et de prévoir le bon

moment pour la maintenance, réduisant ainsi les arrêts et améliorant la production d'énergie. Cela aide à assurer un approvisionnement stable en électricité et à diminuer les coûts.[32]

9. Modèles prédictifs utilisés en IA

La maintenance prédictive utilise différentes techniques qui combinent l'intelligence artificielle et l'Internet des objets pour analyser les données des machines et prévoir les pannes avant qu'elles ne se produisent. Les recherches ont utilisé plusieurs algorithmes, comme Random Forest, LSTM, CNN et XGBoost, ainsi que des modèles hybrides qui mélangent l'apprentissage profond et l'apprentissage automatique classique. Ces méthodes ont été appliquées dans plusieurs domaines industriels et médicaux pour améliorer l'efficacité des équipements et réduire les pannes imprévues. Parmi ces recherches, on peut citer les suivantes :

- L'étude [33] propose un modèle de maintenance prédictive utilisant l'apprentissage automatique avec l'algorithme Random Forest. Un total de 530 731 lectures de données ont été collectées à partir de capteurs et d'unités PLC, puis analysées sur la plateforme Azure Machine Learning. Le modèle a atteint une exactitude (accuracy) de 95 % dans la prédiction des états de la machine, aidant ainsi à réduire les pannes imprévues et à améliorer la fiabilité des équipements industriels. La méthodologie repose sur l'analyse des données temporelles et l'utilisation de la classification binaire et multi-classes pour prévoir les futures pannes.[33]
- Ce projet [34] utilise l'Internet des objets (IoT) et l'intelligence artificielle pour détecter les pannes des machines à tricoter. Des capteurs collectent des données, et l'algorithme AdaBoost avec un arbre de décision analyse les arrêts des machines. Le système atteint une exactitude (accuracy) de 92%, aidant à réduire les pannes et améliorer la production. Cette méthode peut être utilisée dans d'autres industries pour une maintenance plus intelligente.
- L'étude [35] propose un système de maintenance prédictive pour les moteurs électriques avec l'IoT et le machine learning. Des capteurs mesurent les vibrations, le courant et la température, et envoient les données au cloud via MQTT. Après avoir testé cinq modèles, Random Forest (RF) a donné la meilleure précision. Le système, testé sur 35 600 enregistrements, détecte les pannes avant qu'elles ne causent des arrêts, réduisant ainsi les coûts de maintenance .

- L'étude [36] propose un système de maintenance prédictive (PdM) basé sur l'IoT pour surveiller les pannes des machines de production de fils synthétiques en utilisant l'apprentissage automatique et profond. Le système collecte les données de vibration, énergie et température à l'aide de capteurs et d'un module ESP32, puis les analyse sur ThingSpeak. Cinq algorithmes ont été testés, et le Deep Learning (DNN) a obtenu la meilleure accuracy (96%), tandis que SVM et DT étaient plus rapides. Le système envoie des alertes automatiques et réduit les coûts par rapport aux solutions commerciales.
- L'étude [37] propose un système de maintenance prédictive pour les ventilateurs mécaniques en utilisant l'apprentissage automatique afin d'améliorer leur fiabilité et de réduire les pannes. Les données de 1350 appareils ont été analysées avec des algorithmes comme Random Forest, XGBoost et KNN, et XGBoost a obtenu la meilleure précision avec une exactitude (accuracy) de 99%. Les résultats montrent que la maintenance prédictive peut améliorer la sécurité des équipements médicaux, mais il est nécessaire d'élargir la base de données avec des appareils d'autres pays.
- L'étude [38] propose un modèle de maintenance prédictive en utilisant les réseaux LSTM pour analyser les données des systèmes électriques et prévoir les pannes avant qu'elles ne se produisent. Cela aide à réduire les arrêts imprévus et à améliorer la fiabilité. La base de données utilisée est AI4I 2020, avec 10 000 enregistrements et 14 variables comme la température et la vitesse de rotation. Après le traitement et l'entraînement du modèle, LSTM a obtenu une exactitude (accuracy) de 98%, montrant que l'intelligence artificielle peut améliorer la maintenance des machines.
- L'étude [39]propose un modèle hybride de maintenance prédictive pour les transformateurs électriques. Il combine CNN pour analyser les images thermiques et détecter les pannes, et RNN avec LSTM pour analyser les données temporelles et prédire les défaillances. Les données utilisées incluent la température, la tension, le courant et la charge électrique, avec des images thermiques des transformateurs. Le modèle a atteint une exactitude (accuracy) de 98%, aidant à réduire les pannes, améliorer la gestion de l'énergie et diminuer les coûts de maintenance.
- L'étude [40] propose une approche hybride d'apprentissage profond qui combine les Convolutional Neural Networks (CNN) et les Long Short-Term Memory (LSTM) pour détecter les pannes dans les boîtes de vitesses des éoliennes. Le modèle a été évalué sur le jeu de données AI4I Prédictive Maintenance de Kaggle, contenant des relevés réels de capteurs provenant d'une boîte de vitesses d'éolienne. Les résultats montrent une

excellente performance, avec une exactitude (accuracy) de 97,9 % pour la classification des pannes et une perte d'entraînement de 0,0059 après dix cycles d'apprentissage.

- Cette étude [41] a utilisé un modèle combinant CNN et GRU pour prédire la durée de vie restante (RUL) des moteurs d'avion en utilisant la base de données C-MAPSS. Chaque sous-ensemble de données (FD001 à FD004) a été traité séparément, avec une préparation des données basée sur la technique de **windowing**. Le modèle a montré une bonne précision et a obtenu le meilleur résultat sur l'ensemble FD001 avec une valeur de **RMSE = 16.29**, surpassant des modèles classiques comme MLP et SVR.
- Cette étude [42] propose une méthode pour prédire la durée de vie restante des moteurs d'avion en utilisant l'apprentissage ensembliste basé sur différents modèles CNN. L'ensemble de données FD001 de la base C-MAPSS a été utilisé, avec la sélection de 14 caractéristiques des capteurs et l'application de la technique de windowing avec une fenêtre de 30 cycles. Le modèle ensembliste a obtenu de très bons résultats avec une valeur de RMSE = 11.28, dépassant les modèles individuels .
- Cet article [43] propose un modèle de prédiction basé sur un réseau LSTM profond pour estimer la durée de vie restante des moteurs d'avion, en utilisant l'ensemble complet de la base de données C-MAPSS. Les capteurs pertinents ont été sélectionnés à l'aide d'une analyse de corrélation, et un prétraitement a été appliqué pour éliminer le bruit et améliorer la qualité des données. Le modèle a obtenu son meilleur résultat sur l'ensemble FD001 avec une valeur de RMSE = 7.78, surpassant plusieurs modèles précédents, surtout dans les cas simples.
- Cet article [44] propose un nouveau modèle appelé TTSNet pour prédire la durée de vie restante des moteurs d'avion, en utilisant l'ensemble complet de la base C-MAPSS. Le modèle combine trois techniques : Transformer pour capter les relations longues, TCN pour détecter les variations locales, et Self-Attention pour identifier les capteurs les plus importants. Les données ont été préparées avec le windowing, la normalisation et le filtrage du bruit. Le meilleur résultat a été obtenu sur FD001 avec un RMSE de 11.02.
- Cet article [45] propose un modèle de prédiction de la durée de vie restante des moteurs, en combinant un CNN avec un mécanisme d'attention par canal (CAM) et un GRU avec un mécanisme d'attention temporelle (SAM). Le modèle est entraîné sur la base C-MAPSS, après sélection de 14 capteurs pertinents, normalisation des données et découpage par fenêtres glissantes. Le modèle a obtenu sa meilleure performance sur l'ensemble FD001 avec une valeur de RMSE = 13.03.

- Cet article [46] propose un nouveau modèle appelé STAR, basé sur un Transformer hiérarchique intégrant une double attention séquentielle : d'abord temporelle, puis axée sur les capteurs. L'approche utilise une architecture encodeur-décodeur multi-échelle pour capter des informations à différentes échelles temporelles. Le modèle est entraîné sur la base C-MAPSS, après sélection de 14 capteurs pertinents et normalisation des données. Il a obtenu sa meilleure performance sur l'ensemble FD001 avec une RMSE = **10.61**, dépassant plusieurs méthodes récentes

10. Tableau de comparaison des modèles prédictifs :

Article	**Approche proposée**	**Ensemble de données**	Accuracy	RMSE
[33]	Apprentissage automatique avec Random Forest sur Azure Machine Learning	530 731 lectures de données collectées à partir de 15 caractéristiques de la machine (capteurs, etc.)	**95%**	—
[34]	AdaBoost et un arbre de décision (profondeur 8) pour classifier les arrêts	Données des machines PAILONG	**92%**	—
[35]	Système de maintenance prédictive basé sur l'IoT et l'apprentissage automatique (Random Forest, SVM, KNN, NB, LR)	35 600 enregistrements de moteurs AC avec données de vibration, courant et température	**100%**	—
[36]	Système de maintenance prédictive basé sur l'IoT et Deep Learning (DNN), SVM, RF, DT, GPR)	Données des capteurs (vibration, température, énergie) de la machine BCF (fil synthétique)	**96%**	—
[37]	Système de maintenance prédictive pour les ventilateurs mécaniques basé sur	1350 ventilateurs mécaniques de 15 fabricants et 30 modèles différents	**99%**	—

	l'apprentissage automatique (Random Forest, XGBoost, KNN)			
[38]	Maintenance prédictive basée sur Deep Learning (LSTM)	AI4I 2020	**98%**	—
[39]	Maintenance prédictive hybride avec Deep Learning (CNN + RNN + LSTM)	Données opérationnelles des transformateurs	**98%**	—
[40]	Approche hybride de Deep Learning avec CNN et LSTM (Conv-LSTM)	AI4I Prédictive Maintenance	**97,9%**	—
[41]	Prédiction de la durée de vie restante avec CNN-GRU	C-MAPSS (FD001-FD002-FD003-FD004)	—	**16.29**
[42]	Apprentissage profond avec CNN et méthode d'ensemble (Ensemble CNN)	C-MAPSS (FD001)	—	**11.28**
[43]	Prédiction RUL avec LSTM profond et prétraitement optimisé	C-MAPSS (FD001-FD002-FD003-FD004)	—	**7.78**
[44]	TTSNet : Transformer + TCN + Self-Attention	C-MAPSS (FD001-FD002-FD003-FD004)	—	**11.02**
[45]	Fusion de caractéristiques spatiales et temporelles avec double attention (CNN-CAM + GRU-SAM)	C-MAPSS (FD001-FD002-FD003-FD004)	—	**13.03**
[46]	Transformer à double attention hiérarchique (STAR)	C-MAPSS (FD001-FD002-FD003-FD004)	—	**10.61**

Tableau 2.2 : Comparaison des modèles de maintenance prédictive

11. Synthèse

Les travaux précédents ont proposé plusieurs approches pour améliorer la maintenance prédictive. Certaines études ont utilisé des algorithmes d'apprentissage automatique comme Random Forest et AdaBoost pour analyser les données industrielles et détecter les pannes, avec des taux de précision élevés allant jusqu'à 99 %. Ces travaux se sont principalement concentrés sur la classification des défauts et la prévention des arrêts imprévus dans les systèmes industriels et médicaux.

D'un autre côté, plusieurs recherches ont porté sur la prédiction de la durée de vie restante (RUL) en utilisant des modèles profonds comme LSTM, CNN, GRU et Transformer. La plupart de ces modèles ont été testés sur la base de données C-MAPSS, connue dans le domaine des moteurs d'avion. Certains modèles ont obtenu de bons résultats, comme le LSTM amélioré (RMSE = 7.78) ou le modèle STAR basé sur Transformer (RMSE = 10.61).

Cependant, malgré les bonnes performances de ces modèles, la majorité présente une faiblesse méthodologique commune. En effet, ils prédisent directement la valeur numérique du RUL à partir de l'ensemble des données, sans distinguer la phase saine (où il n'y a pas encore de dégradation) de la phase de dégradation réelle. Cette hypothèse implicite — que la dégradation commence dès le début — ne correspond pas à la réalité des systèmes industriels. En pratique, une machine peut fonctionner normalement pendant longtemps avant que le moindre signe de dégradation n'apparaisse. Cela rend les prédictions moins fiables, et peut entraîner des décisions de maintenance prématurées ou, au contraire, des retards dans la détection des vraies pannes. De plus, se baser uniquement sur la valeur du RUL sans savoir dans quelle phase elle a été prédite (saine ou dégradée) limite l'efficacité du modèle dans l'aide à la décision. Il devient donc nécessaire de penser à des approches qui prennent en compte l'état de santé du système comme une phase distincte, et pas seulement comme un simple chiffre à estimer.

12. Conclusion

L'intelligence artificielle transforme profondément les approches de détection d'anomalies et de maintenance prédictive. Grâce aux algorithmes avancés, il est désormais

possible d'identifier les anomalies plus efficacement et d'anticiper les pannes avant qu'elles ne surviennent, réduisant ainsi les coûts et améliorant la fiabilité des systèmes industriels.

Bien que ces technologies offrent de nombreux avantages, leur mise en œuvre présente encore certains défis, notamment en matière de précision des modèles et de gestion des données. Cependant, avec les avancées continues en IA, ces solutions deviennent de plus en plus performantes et accessibles, ouvrant la voie à des systèmes industriels plus intelligents et autonomes.

Chapitre 03

Chapiter 3 : Conception et mise en œuvre du système

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'architecture proposée que nous avons développée dans ce travail. L'objectif est d'améliorer la prédiction de la durée de vie restante des équipements en utilisant l'intelligence artificielle. Nous avons choisi une combinaison de modèles qui travaillent ensemble : d'abord, la détection du début de dégradation avec un Autoencoder utilisant le mécanisme d'Attention, ensuite la classification de l'état du système avec la méthode Balanced Random Forest, et enfin la prédiction de la durée de vie restante à l'aide d'un réseau LSTM avec Attention.

Nous expliquons aussi la méthodologie suivie pour préparer les données et entraîner le modèle, ainsi que les résultats obtenus et les outils logiciels utilisés.

2. Architecture proposée

Le modèle que nous proposons repose sur une approche en trois étapes complémentaires, conçues pour améliorer la précision de la prédiction de la durée de vie restante (Remaining Useful Life, RUL) des moteurs. Contrairement à de nombreux travaux qui cherchent à prédire directement le RUL sans tenir compte de l'état réel du système, notre méthode commence par identifier si l'équipement est en phase de dégradation ou non. Cela permet d'éviter de fausser l'apprentissage avec des données non pertinentes.

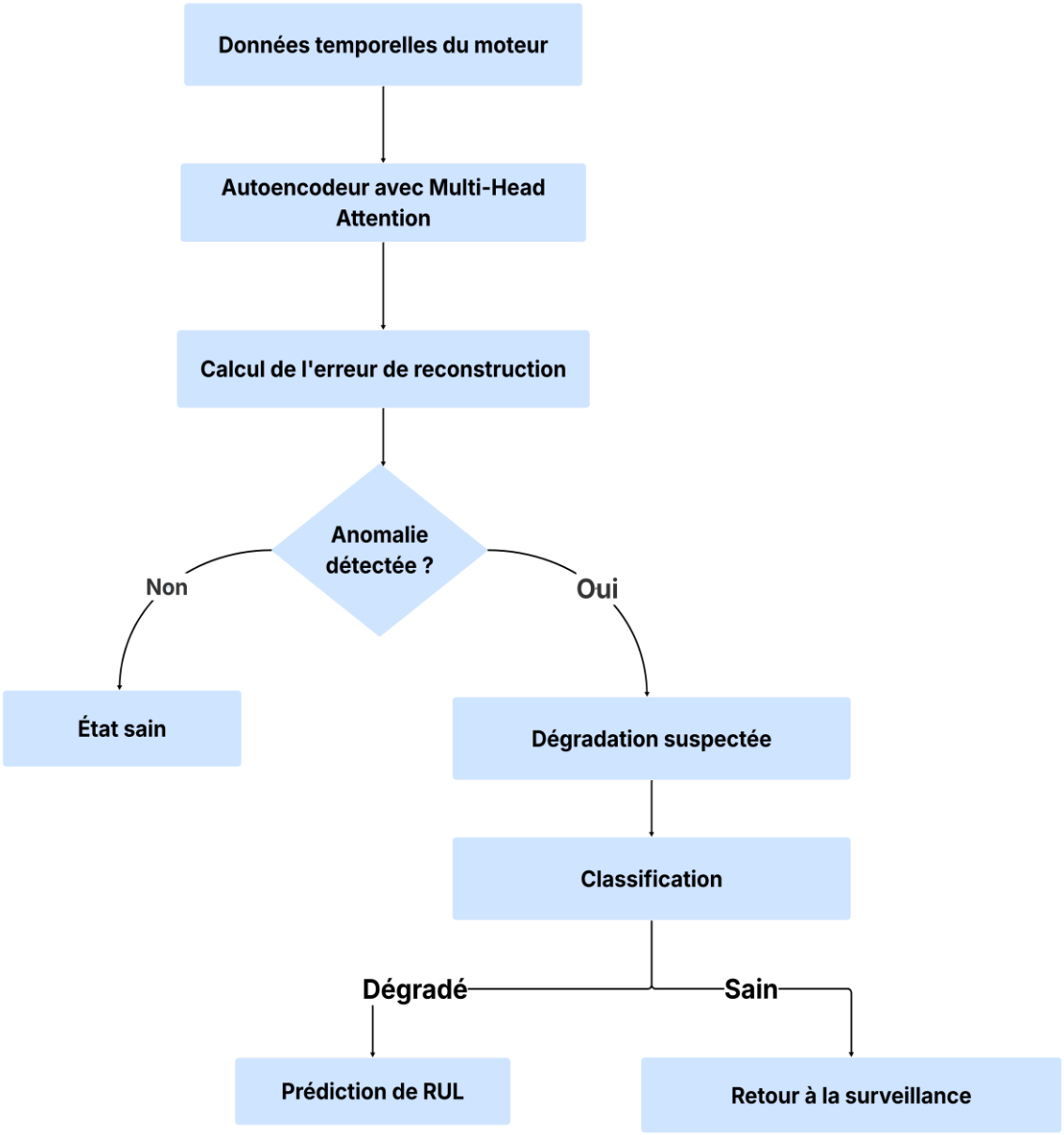


Figure 3.1 : Architecture du modèle proposée

La première étape consiste à utiliser un Autoencoder avec un mécanisme d'attention multi-tête (Multi-Head Attention) pour détecter automatiquement les signes précoces de dégradation, en apprenant à reconnaître les comportements normaux du système. Une fois qu'un échantillon est détecté comme suspect, il est transmis à une deuxième étape de classification, basée sur un classifieur Balanced Random Forest. Ce dernier permet de distinguer entre les états « normal » et « dégradé », tout en gérant le déséquilibre des données à l'aide d'une méthode de rééchantillonnage.

Enfin, seules les séquences identifiées comme étant en phase de dégradation sont utilisées pour entraîner un modèle de prédiction du RUL basé sur un réseau LSTM enrichi par un mécanisme d'attention. Cette séparation des étapes permet au modèle de se concentrer uniquement sur les données pertinentes pour la prédiction, ce qui contribue à améliorer la précision globale.

2.1 Autoencoder avec Multi-Head Attention

Un Autoencoder (AE) est un réseau de neurones non supervisé qui apprend à reconstruire ses propres données d'entrée. Il réduit d'abord les données dans un espace plus petit, puis essaie de les reconstruire. Cela lui permet de garder les informations importantes et d'ignorer le bruit. On utilise souvent l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour mesurer la qualité de la reconstruction. Grâce à cela, l'AE peut détecter les anomalies quand la reconstruction est mauvaise.[47]

Mais l'AE classique ne regarde que des fenêtres courtes dans le temps. Pour mieux capturer les relations dans les données, on peut ajouter un mécanisme d'attention, comme le **Multi-Head Attention**. Ce mécanisme aide le modèle à se concentrer sur différentes parties de la séquence en même temps, ce qui améliore la compréhension globale du signal. [48]

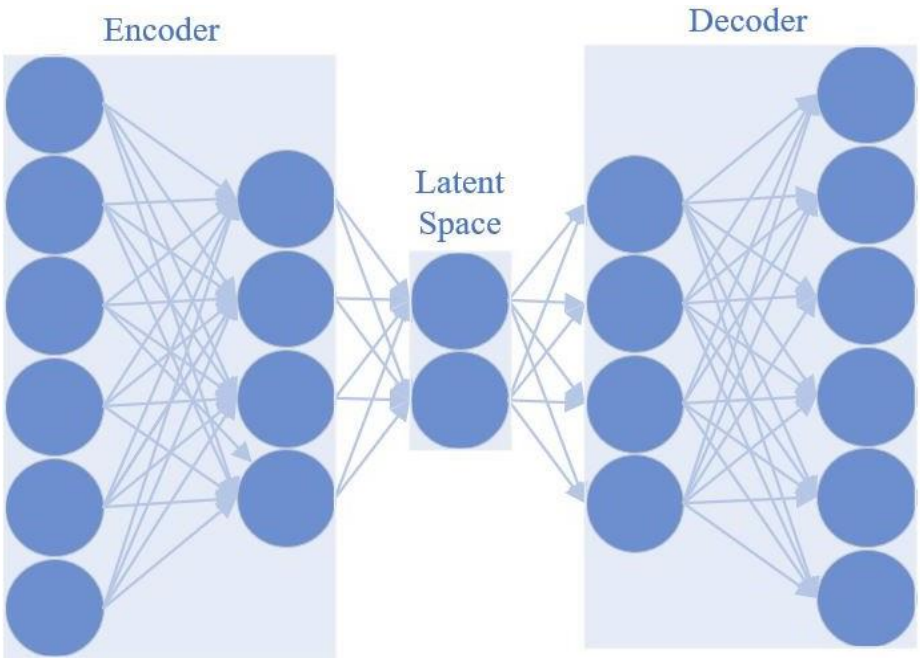


Figure 3.2 : Architecture de base de l'auto-encodeur [47]

2.2 Balanced Random Forest (BRF)

Un **Balanced Random Forest (BRF)** est une version améliorée du Random Forest, conçue pour mieux gérer les données déséquilibrées. Dans un problème comme le nôtre, où les exemples de panne sont rares par rapport aux données normales, un classifieur classique peut être biaisé. Le BRF corrige cela en utilisant une technique appelée "sous-échantillonnage" : pour chaque arbre de la forêt, il prend un nombre égal d'exemples de chaque classe, ce qui permet un apprentissage plus équilibré. Cela aide à mieux détecter les cas rares, comme les débuts de dégradation. Toutefois, cette méthode peut parfois ignorer des données utiles, car elle écarte une partie des données majoritaires pour équilibrer les classes. [49]

2.3 LSTM avec Attention :

LSTM est un type de réseau de neurones qui peut garder en mémoire des informations anciennes. Il est très utile pour analyser des données dans le temps, comme les capteurs d'un moteur. Mais parfois, toutes les infos ne sont pas aussi importantes.

C'est pour ça qu'on ajoute l'attention. Grâce à elle, le modèle peut se concentrer sur les parties les plus utiles de la séquence. Cela aide à faire de meilleures prédictions, par exemple pour estimer la durée de vie restante d'un moteur.[50]

3. Méthodologie :

3.1 Collecte et traitement des données

3.1.1 Présentation de la base de données C-MAPSS :

La base de données C-MAPSS (*Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation*) est l'une des plus utilisées dans le domaine de la maintenance prédictive des moteurs d'avion. Elle a été développée par la NASA pour simuler la dégradation progressive des moteurs turbofan sous différentes conditions de fonctionnement, jusqu'à leur panne. Cette base fournit des données réalistes et de haute qualité, permettant aux chercheurs de concevoir et tester des modèles capables d'estimer la durée de vie restante (*Remaining Useful Life – RUL*) des moteurs.[51]

a) Structure de la base

La base C-MAPSS repose sur un modèle de moteur virtuel très précis, qui simule le comportement thermodynamique du moteur. Chaque moteur est représenté sous forme d'une série chronologique de cycles, commençant par un état sain, puis évoluant progressivement vers une panne.

Un cycle correspond à une période de fonctionnement du moteur (comme un vol ou une phase d'utilisation). À chaque cycle, plusieurs valeurs physiques sont enregistrées pour décrire l'état du moteur.

Les données sont organisées sous forme de tableaux. Chaque ligne représente une mesure prise pour un moteur donné à un cycle spécifique. Les colonnes contiennent :

- l'identifiant du moteur (Unit Number)
- le numéro du cycle (Cycle)
- 3 variables de réglage représentant les paramètres opérationnels
- 21 mesures de capteurs correspondant à des grandeurs physiques internes du moteur

Moteur	cycle	Réglage 1	Réglage 2	Réglage 3	Capteur1	……	Capteur21
1	1	0,0005	0.0006	100	518,67	…..	1400,6
1	2	0.0003	0.0007	100	518,67	….	1400,7
1	3	0.0002	0,0007	100	518,67	…..	1400,9
1	4	0.0002	0.0008	100	518,67	…..	1400,0
1	5	0.0003	0.0009	100	518,67	…..	1400,2

Tableau 3.1: Structure des données C-MAPSS

b) Découpage de la base

La base de données C-MAPSS est composée de quatre sous-ensembles : FD001, FD002, FD003 et FD004. La différence principale entre eux vient de la façon dont les réglages du moteur changent ou non pendant le fonctionnement.

- **FD001** : Réglages identiques et constants pour tous les moteurs.
- **FD002** : Réglages constants pour chaque moteur, mais différents entre moteurs.
- **FD003** : Réglages identiques pour tous les moteurs, mais qui évoluent de la même manière au cours du temps (variation temporelle synchronisée).
- **FD004** : Réglages différents entre moteurs et évolutifs dans le temps (variation indépendante par moteur).

Dans ce travail, nous avons choisi d'utiliser **FD001** et **FD003** pour comparer deux niveaux de difficulté :

- **FD001** est un cas simple avec des réglages stables
- **FD003** est plus complexe car les réglages varient d'un cycle à l'autre.

c) Les capteurs

Le moteur d'avion turbofan est une machine complexe composée de plusieurs modules essentiels qui assurent la compression, la combustion et l'expulsion de l'air afin de produire de la poussée. Ses principaux composants sont :

- **Fan (Ventilateur)** : aspire une grande quantité d'air.
- **LPC (Low Pressure Compressor)** : compresse l'air à basse pression.
- **HPC (High Pressure Compressor)** : augmente davantage la pression de l'air.
- **Combustor (Chambre de combustion)** : mélange l'air comprimé avec le carburant pour initier la combustion .
- **HPT (High Pressure Turbine)** : récupère de l'énergie pour entraîner le HPC.
- **LPT (Low Pressure Turbine)** : entraîne le LPC et le ventilateur.
- **Nozzle (Tuyère)** : expulse les gaz brûlants pour générer de la poussée.

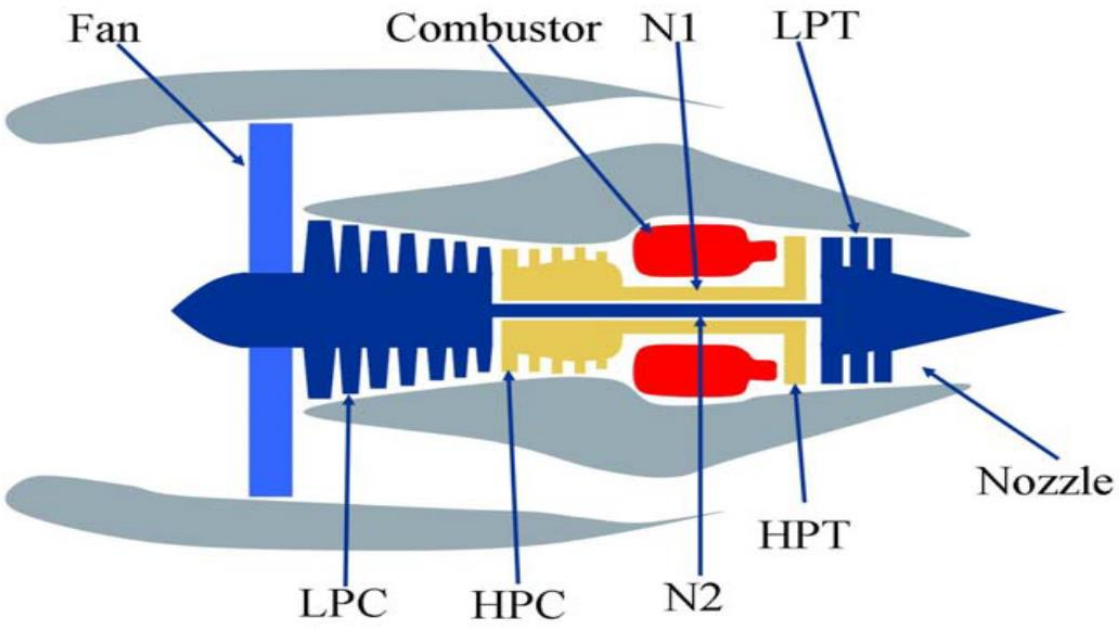


Figure 3.3 : Principaux éléments d'un moteur d'avion

Pour surveiller l'état de santé de ces composants au fil du temps, la base de données C-MAPSS fournit des mesures de 21 capteurs enregistrées à chaque cycle de vol. Ces capteurs permettent de suivre les paramètres physiques internes du moteur, tels que les températures, pressions, vitesses de rotation, et débits.

Dans ce travail , nous avons sélectionné 14 capteurs considérés comme les plus pertinents pour détecter le vieillissement des composants et prédire la durée de vie restante (Remaining Useful Life, RUL).

Voici les capteurs retenus, accompagnés de leur signification et de leur position approximative dans le moteur :

- **T2** : température de l'air à l'entrée du moteur
- **T24** : température après le compresseur basse pression (LPC)
- **T30** : température après le compresseur haute pression (HPC)
- **T50** : température après la turbine basse pression (LPT)
- **P15** : pression dans le canal de dérivation (bypass)
- **Ps30** : pression statique après le compresseur haute pression
- **Nf** : vitesse physique du ventilateur
- **Nc** : vitesse physique du cœur du moteur (généralement liée à NH)
- **epr** : rapport de pression moteur (P50 / P2)
- **phi** : ratio carburant / pression statique (Ps30)
- **BPR** : taux de dilution (bypass ratio)
- **farB** : ratio carburant / air dans la chambre de combustion
- **W31** : débit d'air entrant dans la chambre de combustion
- **W32** : débit d'air sortant de la chambre de combustion

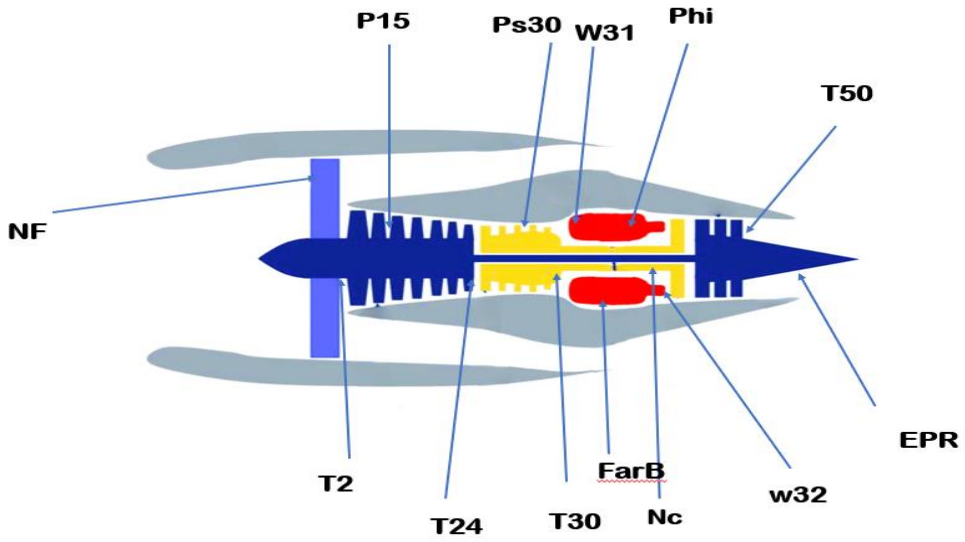


Figure 3.4 : Emplacement des capteurs sur un turbofan

d) Durée de Vie Résiduelle (RUL)

La RUL (*Remaining Useful Life*) représente le nombre de cycles de fonctionnement restants avant la défaillance du moteur.

- **Dans les données d'entraînement** :
  La RUL est calculée directement par la formule :
  RUL = Dernier cycle du moteur - Cycle actuel.

- **Dans les données de test** :
  Cette valeur n'est pas fournie. L'objectif est de la prédire en utilisant les mesures des capteurs.

3.1.2 Traitement des données

Une série d'étapes a été suivie pour préparer les données des sous-ensembles FD001 et FD003 du jeu de données C-MAPSS, en vue de leur utilisation dans le modèle proposé. Le prétraitement s'est articulé autour des points suivants :

- **Filtrage des capteurs non pertinents** : Les variables ne présentant pas d'informations significatives (telles que les signaux constants ou quasi invariants) ont été éliminées,

afin de ne conserver que les capteurs jugés pertinents pour suivre l'évolution de la dégradation.

- **Normalisation** : Une normalisation Min-Max a été appliquée pour ramener les valeurs des capteurs dans l'intervalle [0, 1]. Cela permet de réduire l'influence des différences d'échelle et d'unité entre les variables.
- **Fenêtrage temporel** : Les séries temporelles ont été segmentées en fenêtres de taille fixe, chacune contenant une séquence de mesures successives. Cette étape facilite l'apprentissage des motifs dynamiques par les modèles profonds.
- **Définition de la dégradation** : Afin d'entraîner le modèle à reconnaître la dégradation, tout échantillon associé à une RUL inférieure à 90 a été considéré comme représentant un état de début de dégradation. Ce critère permet de distinguer les dégradations progressives des anomalies ponctuelles.
- **Détection des cas anormaux à l'aide d'un Autoencoder** : L'Autoencoder a été entraîné uniquement sur les données normales. Un seuil de MSE a été déterminé expérimentalement. Lorsqu'un échantillon dépasse ce seuil et que sa RUL est également inférieure à 90, il est alors classé comme dégradé.
- **Traitement du déséquilibre des classes** : Une fois les classes « normal » et « dégradé » définies, un déséquilibre important a été observé. Pour le corriger, la technique SMOTE a été employée afin de générer des exemples synthétiques pour la classe minoritaire, permettant ainsi un apprentissage plus équilibré du classifieur.

3.2 Entraînement du modèle :

L'approche proposée a été appliquée séparément sur les sous-ensembles FD001 et FD003 de la base C-MAPSS. Trois modèles ont été entraînés de manière successive : un autoencodeur pour la détection de dégradation, un classificateur BRF pour identifier les états du moteur, puis un modèle LSTM-Attention pour prédire le RUL. Les architectures et les hyperparamètres sont restés identiques pour les deux sous-ensembles afin d'assurer une comparaison cohérente. Les détails de chaque phase sont présentés dans les tableaux suivants.

A. Autoencodeur avec mécanisme d'attention

Élément	Description
Données utilisées	Séquences normales (RUL > 125), séparément pour chaque set
Entrée	(20 pas de temps × 17 variables : 14 capteurs + 3 paramètres de fonctionnement)
Encodeur	2 couches BiLSTM (64 → 32 unités), dropout 0.2
Attention	Multi-têtes (4 têtes)
Décodeur	2 couches LSTM (32 → 64 unités)
Fonction de perte	MSE
Optimiseur	Adam
Batch size	128
Époques	50
Validation split	10 %
Seuil d'anomalie	90e percentile des erreurs de reconstruction

Tableau 3.2 : Architecture de l'Autoencodeur avec mécanisme d'attention

B. Classificateur BRF avec SMOTE

Elément	Description
Données utilisées	Séquences normal + dégradé (après détection) , séparées
Prétraitement	Aplatissement (20×17 → 340 features), SMOTE (1:1)
Modèle	Balanced Random Forest (100 arbres, Gini)
Profondeur max	Non limitée
Min samples split	2
Poids des classes	"balanced" (automatique)
Évaluation	Accuracy, F1-score, Matrice de confusion

Tableau 3.3 : Classificateur BRF

C. Prédiction de RUL par LSTM-Attention

Élément	**Description**
Données utilisées	Séquences "dégradées" uniquement
Architecture	2 BiLSTM (64 → 32), Attention multi-têtes, Global average
Sortie	Couche linéaire
Batch size	64
Époques	50 (avec early stopping, patience=5)
Optimiseur	Adam
Perte	MSE
Évaluation	RMSE, MAE

Tableau 3.4 : Paramètres du modèle LSTM-Attention pour la prédiction du RUL

Le modèle proposé a été évalué sur deux sous-ensembles de la base de données C-MAPSS : FD001 et FD003. L'évaluation s'est faite en trois étapes principales : la détection de la dégradation, la classification de l'état, et la prédiction de la durée de vie restante (RUL). Ci-dessous, je présente les résultats obtenus à chaque étape.

a) Détection de la dégradation (avec Autoencoder et mécanisme d'attention)

Le seuil de détection a été fixé en utilisant le 90^{e} percentile des erreurs de reconstruction des séquences normales (RUL > 125). Cela a permis de bien séparer les séquences saines de celles qui indiquent le début d'une dégradation.

FD001 : Le modèle a bien distingué les deux types de séquences. Les erreurs de reconstruction des séquences normales sont restées en dessous du seuil, tandis que la plupart des séquences dégradées ont dépassé cette limite.

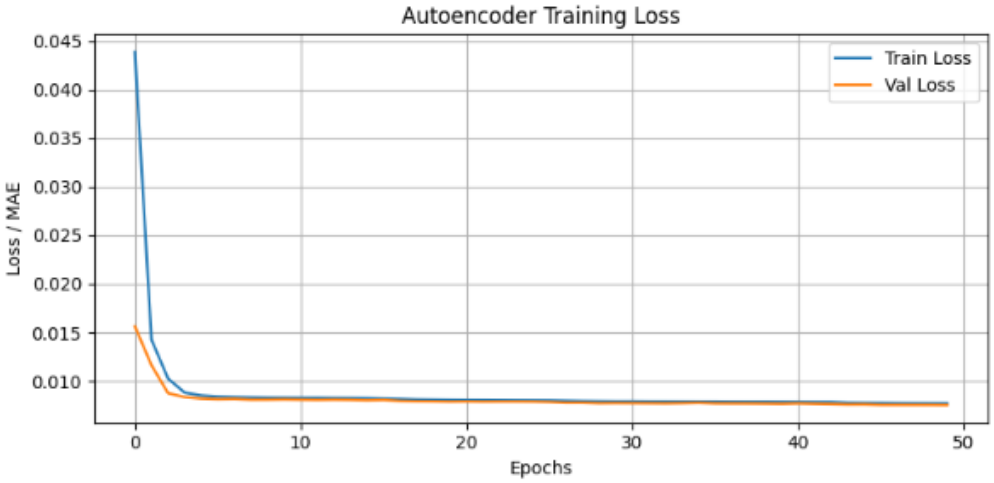


Figure 3.5 : Évolution de la perte (Loss) lors de l'entraînement d'un auto-encodeur FD001

FD003 : Un comportement similaire a été observé, mais avec une légère variation dans la distribution des erreurs. Cela montre une certaine complexité dans les modes de fonctionnement de ce sous-ensemble.

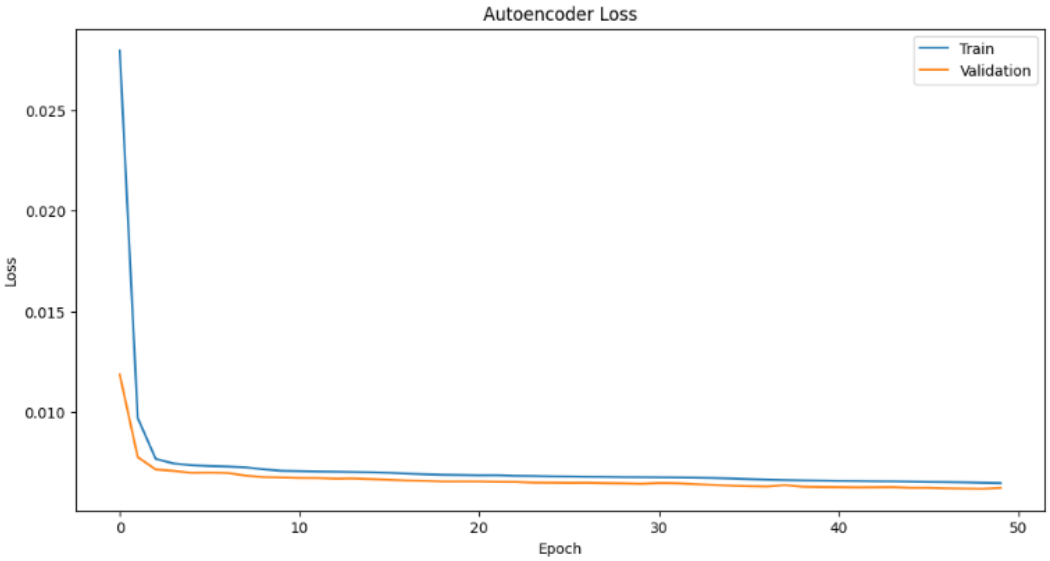


Figure 3.6 : Évolution de la perte (Loss) lors de l'entraînement d'un auto-encodeur FD003

b) Classification de l'état (avec Balanced Random Forest et SMOTE)

Après avoir isolé les séquences dégradées, le modèle BRF a été utilisé pour classer les états (sain / dégradé). Pour équilibrer les classes, des exemples synthétiques ont été générés avec la méthode SMOTE .

FD001 :

- Précision (Accuracy) : 100 %
- F1-score (classe "dégradé") : 100 %
- Rappel (classe "dégradé") : 100 %
- F1-score (classe "sain") : 100 %
- Rappel (classe "sain") : 100 %

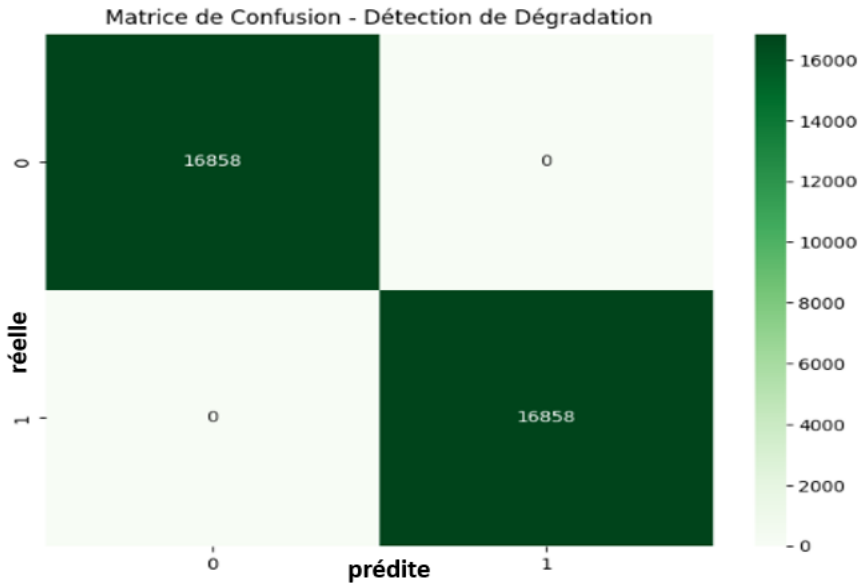


Figure 3.7 : Matrice de Confusion - Résultats d'entraînement du modèle de détection de degradation

FD003 :

- Précision (Accuracy) : 100 %
- F1-score (classe "dégradé") : 100 %
- Rappel (classe "dégradé") : 100 %
- F1-score (classe "sain") : 100 %

- Rappel (classe "sain") : 100 %

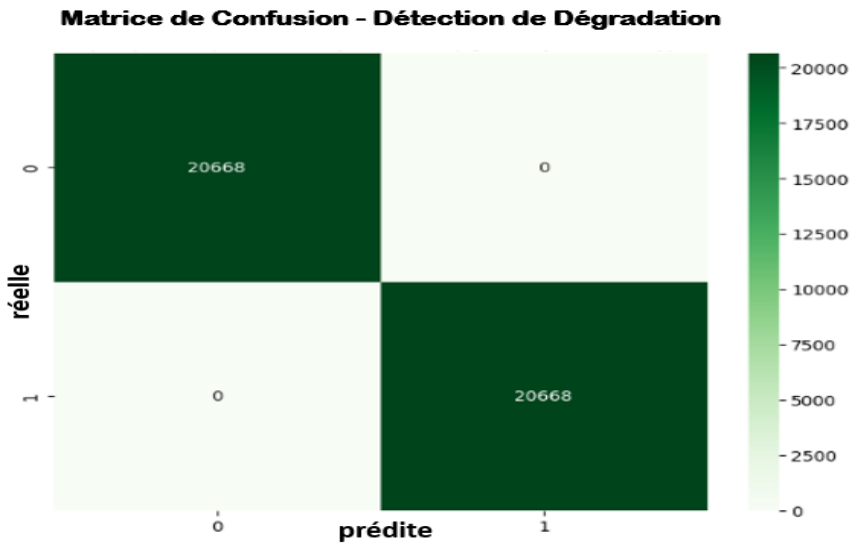


Figure 3.8 : Matrice de Confusion - Résultats d'entraînement du modèle de détection de degradation

c) Prédiction du RUL (avec LSTM-Attention)

Après la classification des séquences comme "dégradées", seules ces dernières ont été utilisées pour entraîner le modèle de prédiction du RUL. L'évolution des courbes de perte (Loss) et de MAE pendant l'entraînement montre que le modèle apprend de manière stable, sans signes évidents de surapprentissage.

Pour chaque sous-ensemble, les courbes ci-dessous illustrent les performances pendant l'apprentissage :

FD001

Le modèle a montré une bonne capacité de généralisation. La perte et le MAE diminuent rapidement au début, puis se stabilisent. Cela suggère que le modèle est bien entraîné.

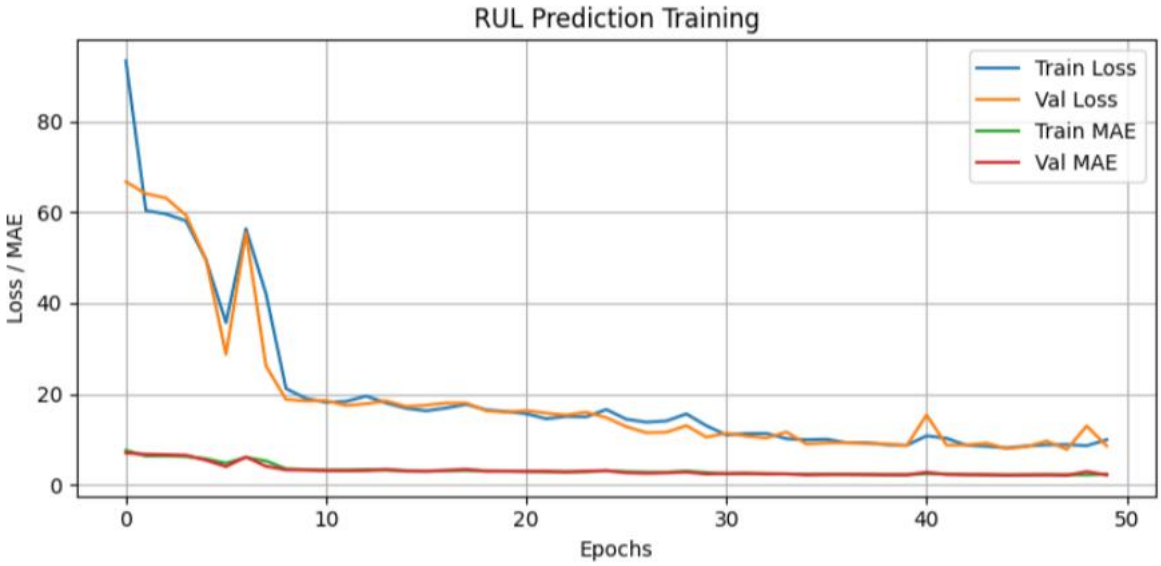


Figure 3.9 : Évolution de la perte et de la MAE lors de l'entraînement - Modèle de prédiction du RUL FD001

FD003

Les courbes présentent une évolution similaire à FD001, bien que les erreurs soient légèrement plus élevées. Cela reflète une plus grande complexité dans les données de cette sous-base.

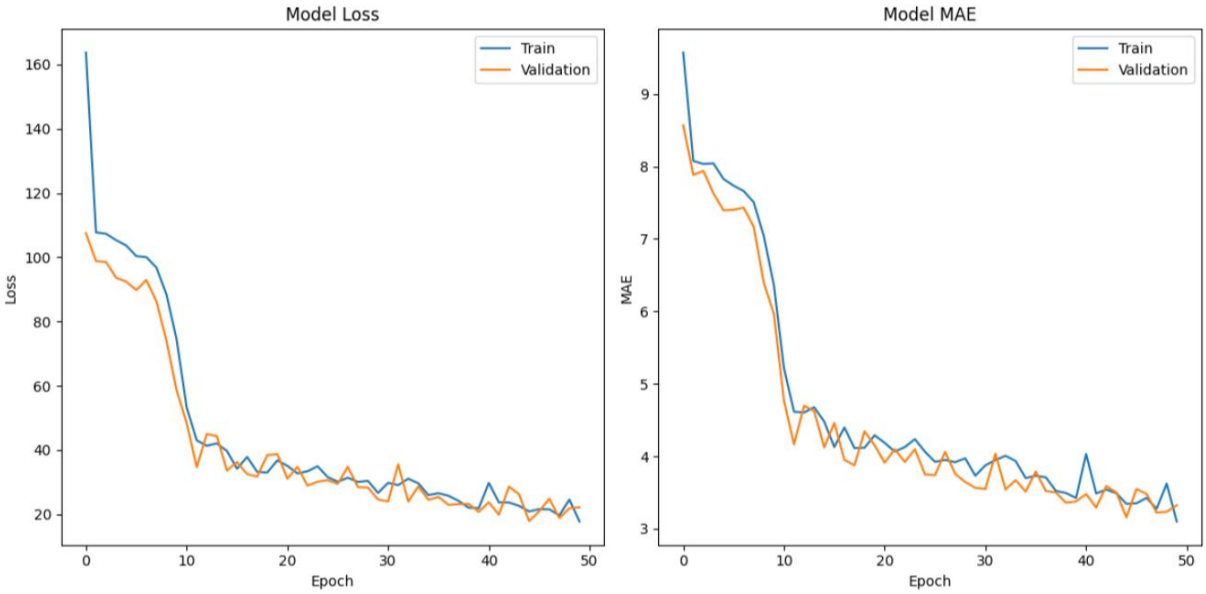


Figure 3.10 : : Évolution de la perte et de la MAE lors de l'entraînement - Modèle de prédiction du RUL FD003

4. Résultats et discussion :

Le modèle proposé a été évalué sur les sous-ensembles FD001 et FD003 de la base C-MAPSS, en suivant les trois étapes : détection de la dégradation, classification de l'état, puis prédiction du RUL. Les résultats obtenus sont globalement satisfaisants et montrent que le modèle fonctionne bien.

Pour la détection de la dégradation, le modèle a montré une grande précision pour distinguer entre les séquences normales et celles en dégradation. Sur FD001, la précision globale était de 100 %, avec un rappel de 1.00 pour la classe dégradée. Par contre, la précision pour cette classe était de 0.59, ce qui a donné un **F1-score de 0.74**. Malgré cela, le modèle a pu identifier toutes les séquences dégradées. Pour FD003, les résultats étaient meilleurs : précision de 0.84, rappel de 0.93, et **F1-score de 0.88**, ce qui montre que le modèle s'adapte bien même dans des situations plus complexes.

Pour la prédiction du RUL, on a utilisé uniquement les séquences détectées comme dégradées. Sur FD001, le modèle a donné des résultats très précis avec un RMSE de 2.97 et un MAE de 2.30. Sur FD003, les erreurs étaient un peu plus élevées (RMSE = 4.92, MAE = 3.73), ce qui est compréhensible vu la complexité plus grande de ce sous-ensemble.

En résumé, le modèle proposé a bien réussi à détecter les signes de dégradation et à prédire avec précision la durée de vie restante. Les résultats montrent qu'il peut s'adapter à différents types de données, ce qui le rend utile pour des applications de maintenance prédictive.

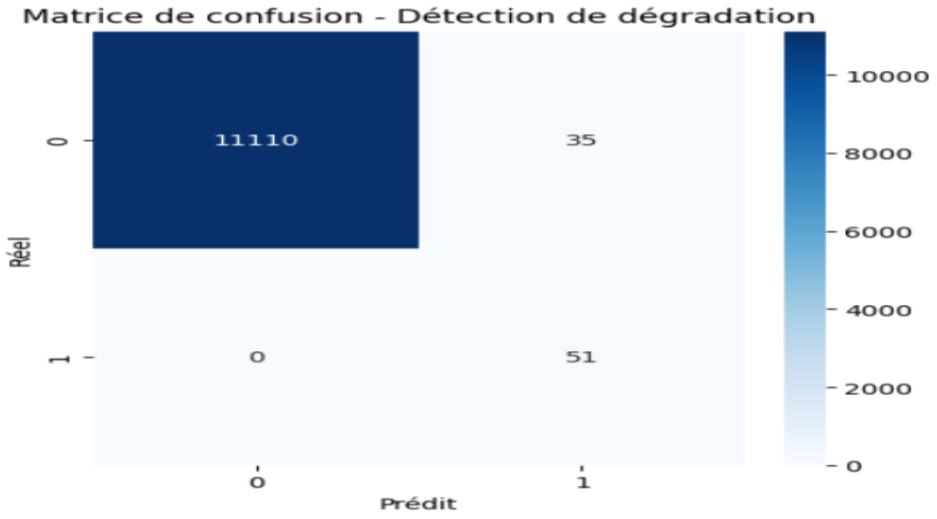


Figure 3.11 : Matrice de Confusion - Résultats de test du modèle de détection de dégradation FD001

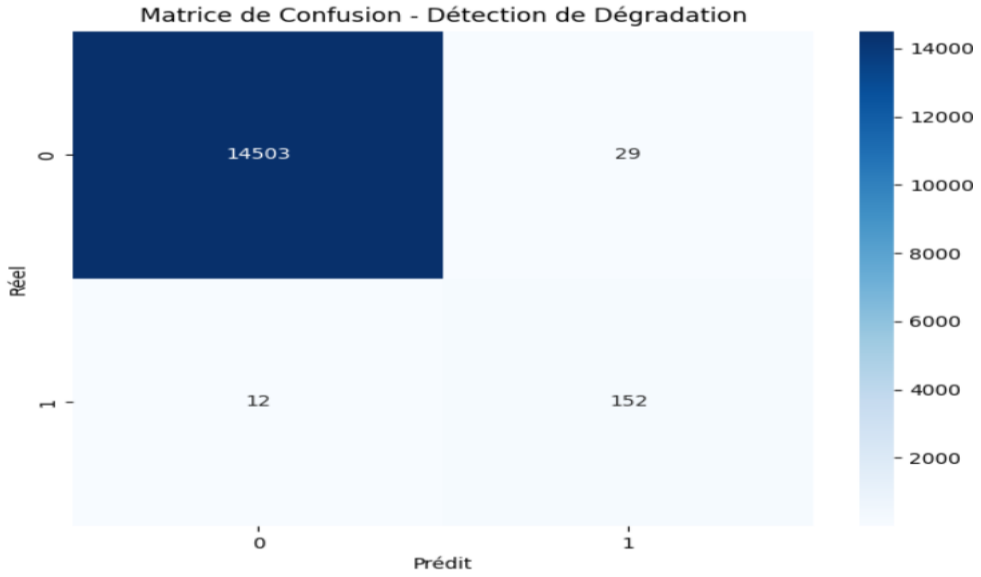


Figure 3.12 : Matrice de Confusion - Résultats de test du modèle de détection de dégradation FD003

5. Comparaison avec l'autre approche :

Les résultats obtenus par notre modèle ont été directement comparés à ceux rapportés dans plusieurs travaux récents appliqués aux sous-ensembles FD001 et FD003 de la base C-MAPSS. Comme illustré dans le tableau ci-dessous, notre approche affiche les **meilleures performances globales**, avec un **RMSE de 2.97** pour FD001 et **4.92** pour FD003. Ces résultats soulignent l'apport de notre stratégie en trois étapes, qui permet de mieux isoler la phase de dégradation et d'optimiser la prédiction du RUL.

Article	Méthode proposée	RMSE (FD001)	RMSE (FD003)
Notre approche	AE + BRF + LSTM-Attention	2.97	4.92
[41]	CNN-GRU	16.29	23.71
[42]	Ensemble CNN	11.28	–
[43]	LSTM profond avec prétraitement optimisé	7.78	8.03
[44]	TTSNet (Transformer + TCN + Self-Attention)	11.02	11.06
[45]	CNN-CAM + GRU-SAM (double attention)	13.03	12.21
[46]	STAR (Transformer hiérarchique)	10.61	10.71

Tableau 3.5 : Résultats comparatifs entre notre approche et les modèles existants

6. Limites du système proposé

Malgré les bons résultats obtenus par le système proposé, il y a quelques limites à prendre en compte :

- **Dépendance à la phase de détection** : Le modèle repose beaucoup sur la qualité de la détection de dégradation. Si certaines séquences dégradées ne sont pas bien classées au début, elles ne seront pas utilisées pour prédire le RUL (temps restant avant panne). Ça peut réduire la précision des résultats finaux.

- **Mêmes paramètres pour des données différentes** : On a utilisé la même architecture et les mêmes réglages pour deux jeux de données (FD001 et FD003), alors que les moteurs se comportent différemment. Du coup, le modèle pourrait moins bien performer sur les cas complexes comme FD003.

- **Manque de tests en conditions réelles** : Le modèle n'a pas encore été testé avec des données industrielles réelles. Donc, il faut vérifier s'il marcherait aussi bien dans la vraie vie.

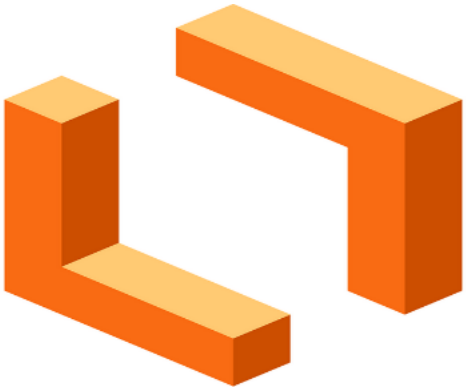
7. Environnement de Travail.

Dans cette partie, nous décrivons l'environnement logiciel et les outils utilisés pour développer notre modèle.

7.1 Environnement logiciel .

Dans ce travail les logiciels utilisés sont :

- **Lucid Chart** est un outil en ligne de création de diagrammes (organigrammes, frises chronologiques, UML, etc.), accessible via navigateur ou application mobile. Il permet de concevoir des schémas avec des formes, du texte et des connecteurs, et offre des fonctionnalités collaboratives comme l'édition en temps réel et la messagerie instantanée. Principalement utilisé en milieu professionnel, il facilite le travail d'équipe avec des droits d'accès personnalisables. [52]



- **Google Colab** est un service cloud gratuit qui permet d'exécuter et de partager du code Python directement depuis un navigateur, sans installation requise. Inspiré des Jupyter Notebooks, il offre des ressources informatiques puissantes (GPU/TPU) pour le machine learning et l'analyse de données. Idéal pour les projets de data science, il combine code exécutable, visualisations et



documentation dans un seul notebook. Cet outil simplifie la collaboration et le partage des travaux entre développeurs et chercheurs.[53]

- **Python** est un langage de programmation simple et puissant, très apprécié pour sa syntaxe claire et facile à apprendre. Il permet de développer rapidement des applications grâce à sa flexibilité et ses nombreuses bibliothèques gratuites. Comme il ne nécessite pas de compilation, on peut tester et corriger le code instantanément, ce qui le rend idéal pour les débutants comme pour les experts. De plus, ses outils de débogage efficaces aident à résoudre les erreurs facilement . [54]



7.2 Bibliothèques du python:

Dans ce travail les bibliothèques utilisés sont :

- **NumPy** est une bibliothèque Python gratuite et open source, créée en 2005, spécialisée dans le calcul numérique. Elle permet de manipuler facilement des tableaux (arrays) et d'effectuer des opérations mathématiques avancées comme l'algèbre linéaire ou les transformations de Fourier. Son nom vient de "Numerical Python" (Python Numérique). C'est un outil essentiel pour les calculs scientifiques en Python.[55]
- **Pandas** est une bibliothèque Python qui simplifie l'analyse et la manipulation des données. Elle permet de nettoyer, trier et explorer facilement des tableaux complexes, ce qui en fait un outil essentiel pour les data scientists. Son nom combine "Panel Data" et "Python Data Analysis", reflétant sa vocation pour le traitement des données. [56]
- **Scikit-learn** est une bibliothèque Python puissante et open source dédiée au machine learning**.** Elle permet de créer et d'entraîner des modèles prédictifs comme les forêts aléatoires ou les machines à vecteurs de support, mais n'est pas adaptée pour la manipulation de données brutes. Optimisée pour la performance avec des parties écrites en Cython, elle inclut des fonctionnalités pour la classification, la régression, le clustering

et la réduction de dimensionnalité, ce qui en fait un outil essentiel pour les data scientists.[57]

- **TensorFlow** est une plateforme open-source très populaire pour le machine learning, développée à l'origine par Google. Elle utilise des graphes de flux de données où les nœuds représentent des opérations mathématiques et les arêtes des tenseurs (tableaux multidimensionnels). Son architecture flexible permet d'exécuter des modèles sur différents matériels (CPU, GPU, TPU) sans modifier le code, ce qui en fait un outil puissant et accessible pour les développeurs et chercheurs.[58]
- **Matplotlib** : est une bibliothèque Python essentielle pour créer des graphiques et visualisations de données. Elle permet de générer facilement des courbes, histogrammes, diagrammes et autres représentations visuelles, aussi bien pour l'analyse rapide que pour des rapports professionnels. Très populaire dans les domaines scientifiques et techniques, elle s'intègre parfaitement avec NumPy et Pandas, offrant un outil puissant et flexible pour explorer et présenter des données . [59]
- **Keras :** est une bibliothèque Python qui simplifie la création et l'entraînement de réseaux de neurones pour le deep learning. Intégrée à TensorFlow, elle est idéale pour des tâches comme la reconnaissance d'images, le traitement du langage ou la prédiction de séries temporelles. Son interface intuitive la rend accessible aux débutants tout en restant puissante pour les projets complexes.[60]
- **Imbalanced-learn :** est une bibliothèque Python open source utilisée pour gérer le déséquilibre des classes dans les jeux de données. Ce déséquilibre peut fausser les résultats d'un modèle, car les classes majoritaires sont souvent privilégiées. Grâce à des techniques comme SMOTE, cette bibliothèque permet de mieux représenter les classes minoritaires et d'améliorer les performances globales du modèle. [61]

8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les étapes de conception du modèle proposé, en expliquant le rôle de chaque composant et la manière dont ils interagissent. L'évaluation sur les ensembles FD001 et FD003 a montré que notre approche combinée permet une détection efficace de la dégradation et une prédiction précise du RUL, avec des performances supérieures à plusieurs méthodes récentes.

Malgré ces résultats satisfaisants, certaines limites demeurent, notamment la nécessité de tester le modèle sur des ensembles plus complexes et d'explorer davantage les techniques de traitement du déséquilibre des données. Ces pistes d'amélioration seront discutées dans le chapitre suivant.

Conclusion Générale

Conclusion Générale :

Ce mémoire vise à contribuer au développement de solutions intelligentes pour renforcer la maintenance prédictive dans les systèmes industriels basés sur les technologies de l'Internet des objets. Un scénario applicatif concret a été choisi : la surveillance des moteurs d'avion, en raison des exigences élevées de précision et de réactivité que ces systèmes imposent.

À partir de l'analyse des données issues des capteurs, un modèle a été proposé, reposant sur l'intelligence artificielle, et structuré en trois étapes complémentaires : la détection des comportements anormaux, la classification de l'état de santé du système, puis la prédiction de la durée de vie restante. Les résultats obtenus montrent que ce modèle offre de bonnes performances en termes de précision et d'efficacité, ce qui permet d'améliorer la prise de décision en matière de maintenance et de réduire les arrêts imprévus.

Ce travail constitue une contribution dans le domaine de la maintenance intelligente, en proposant une approche intégrée applicable à des données industrielles réelles. Il ouvre également la voie à des perspectives d'amélioration, comme l'adaptation du modèle à d'autres types de systèmes industriels, ou l'intégration de sources de données multiples pour une vision plus complète. Par ailleurs, des expérimentations futures en environnement réel pourraient permettre d'évaluer les performances du modèle dans des conditions de fonctionnement concrètes et d'identifier de nouvelles pistes d'optimisation.

Bibliographie

Bibliographie

[1] RONGO, “Internet of Things (Iot) Devices,” no. September, 2015, [Online]. Available: https://patentimages.storage.googleapis.com/29/f5/d9/011c0f94befc3b/US20150121470A1.pdf

[2] B. Mary Havilah Haque, D. Jackuline Moni, and D. Gracia, “A Literature Survey on the Applications of Internet of Things,” *Prz. Elektrotechniczny*, vol. 97, no. 12, pp. 51–56, 2021, doi: 10.15199/48.2021.12.08.

[3] P. Upadhyay and P. D. Upadhyay, “Internet of things - A Survey,” *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 3307, pp. 417–438, 2021, doi: 10.32628/cseit217394.

[4] S. A. Ahmed, N. F. Alwan, and A. M. Ali, “Overview for Internet of Things: Basics, Components and Applications,” *J. Univ. Anbar Pure Sci.*, vol. 12, no. 3, pp. 47–58, 2022, doi: 10.37652/juaps.2022.171846.

[5] | Published By Gjr Publication, “An overview of the Internet of Things (IoT) Architecture,” *INDIA Glob. J. Res. Eng. Comput. Sci.*, no. September, 2024, doi: 10.5281/zenodo.13750012.

[6] K. K. Patel, S. M. Patel, and P. G. Scholar, “Internet of Things-IOT: Definition, Characteristics, Architecture, Enabling Technologies, Application & Future Challenges,” *Int. J. Eng. Sci. Comput.*, vol. 6, no. 5, pp. 1–10, 2016, doi: 10.4010/2016.1482.

[7] N. M. Kumar and P. K. Mallick, “The Internet of Things: Insights into the building blocks, component interactions, and architecture layers,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, no. June, pp. 109–117, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.05.170.

[8] A. R. Nimodiya and S. S. Ajankar, “A Review on Internet of Things,” *Int. J. Adv. Res. Sci. Commun. Technol.*, no. June, pp. 135–144, 2022, doi: 10.48175/ijarsct-2251.

[9] M. M. Rahaman, “A Review on Internet of Things-IoT- Architecture , Technologies , Future Applications & Challenges,” *Int. J. Sci. Bus.*, vol. 14, no. 1, pp. 80–92, 2022, doi: 10.5281/zenodo.7066810.

[10] S. Dhiviya, S. Malathy, and D. Rajesh Kumar, “Internet of Things (IoT) elements, trends

and applications," *J. Comput. Theor. Nanosci.*, vol. 15, no. 5, pp. 1639–1643, 2018, doi: 10.1166/jctn.2018.7354.

[11] D. Fahrmann, L. Martin, L. Sanchez, and N. Damer, "Anomaly Detection in Smart Environments: A Comprehensive Survey," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 64006–64049, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3395051.

[12] M. Mansour *et al.*, "Internet of Things: A Comprehensive Overview on Protocols, Architectures, Technologies, Simulation Tools, and Future Directions," *Energies*, vol. 16, no. 8, pp. 1–39, 2023, doi: 10.3390/en16083465.

[13] S. M. Dickson, "Detection of Anomalies in Internet of Things (IoT) Devices and Sensors," vol. 2, no. 3.

[14] R. Al-Amri, R. K. Murugesan, M. Man, A. F. Abdulateef, M. A. Al-Sharafi, and A. A. Alkahtani, "A review of machine learning and deep learning techniques for anomaly detection in iot data," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 12, 2021, doi: 10.3390/app11125320.

[15] M. Fahim and A. Sillitti, "Anomaly Detection, Analysis and Prediction Techniques in IoT Environment: A Systematic Literature Review," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 81664–81681, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2921912.

[16] B. Manasa and P. Venkata Krishna, "Comparative Study on Techniques Used for Anomaly Detection in IoT Data," *Int. J. Comput. Eng. Res. Trends*, vol. 10, no. 4, pp. 177–181, 2023, doi: 10.22362/ijcert/2023/v10/i04/v10i0406.

[17] S. H. Haji and S. Y. Ameen, "Attack and Anomaly Detection in IoT Networks using Machine Learning Techniques: A Review," *Asian J. Res. Comput. Sci.*, vol. 9, no. 2, pp. 30–46, 2021, doi: 10.9734/ajrcos/2021/v9i230218.

[18] N. Alghanmi, R. Alotaibi, and S. M. Buhari, "HLMCC: A Hybrid Learning Anomaly Detection Model for Unlabeled Data in Internet of Things," *IEEE Access*, vol. 7, no. January, pp. 179492–179504, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2959739.

[19] D. Velasquez *et al.*, "A Hybrid Machine-Learning Ensemble for Anomaly Detection in Real-Time Industry 4.0 Systems," *IEEE Access*, vol. 10, no. June, pp. 72024–72036, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3188102.

[20] M. Islam, A. S. Dukyil, S. Alyahya, and S. Habib, "An IoT Enable Anomaly Detection System for Smart City Surveillance," *Sensors*, vol. 23, no. 4, 2023, doi:

10.3390/s23042358.

[21] W. Cheng, Y. Li, and T. Ma, “S-KDGAN: Series-Knowledge Distillation with GANs for Anomaly Detection of Sensor Time-Series Data in Smart IoT,” *IEEE Sens. J.*, vol. 24, no. 15, pp. 24344–24354, 2024, doi: 10.1109/JSEN.2024.3415390.

[22] Z. Zhang, Y. Yao, W. Hutabarat, M. Farnsworth, D. Tiwari, and A. Tiwari, “Time Series Anomaly Detection in Vehicle Sensors Using Self-Attention Mechanisms,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. PP, pp. 1–13, 2024, doi: 10.1109/tits.2024.3415435.

[23] A. Jaramillo-Alcazar, J. Govea, and W. Villegas-Ch, “Anomaly Detection in a Smart Industrial Machinery Plant Using IoT and Machine Learning,” *Sensors*, vol. 23, no. 19, 2023, doi: 10.3390/s23198286.

[24] A. Rahim, Y. Zhong, T. Ahmad, S. Ahmad, P. Pławiak, and M. Hammad, “Enhancing Smart Home Security: Anomaly Detection and Face Recognition in Smart Home IoT Devices Using Logit-Boosted CNN Models,” *Sensors*, vol. 23, no. 15, 2023, doi: 10.3390/s23156979.

[25] S. A. Alnaqbi and H. M. Tawfik, “Anomaly Detection in Smart Homes Based on Kitchen Activities and Machine Learning,” *Proc. - Int. Conf. Dev. eSystems Eng. DeSE*, no. December 2023, pp. 331–336, 2023, doi: 10.1109/DeSE60595.2023.10469231.

[26] T. Y. Kim, J. Lee, S. Gong, J. Lim, D. Kim, and J. Jeong, “A Novel FS-GAN-Based Anomaly Detection Approach for Smart Manufacturing,” *Machines*, vol. 13, no. 1, 2025, doi: 10.3390/machines13010021.

[27] T. V. Andrianandrianina Johanesa, L. Equeter, and S. A. Mahmoudi, “Survey on AI Applications for Product Quality Control and Predictive Maintenance in Industry 4.0,” *Electron.*, vol. 13, no. 5, pp. 1–19, 2024, doi: 10.3390/electronics13050976.

[28] T. Zhu, Y. Ran, X. Zhou, and Y. Wen, “A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches,” no. Dl, pp. 1–38, 2019, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1912.07383

[29] A. Mohapatra, “Generative AI for Predictive Maintenance : Predicting Equipment Failures and Optimizing Maintenance Schedules Using AI,” vol. 12, no. 11, pp. 1648–1672, 2024, doi: 10.18535/ijsrm/v12i11.ec03.

[30] M. Achouch *et al.*, “On Predictive Maintenance in Industry 4.0: Overview, Models, and

Challenges,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 16, 2022, doi: 10.3390/app12168081.

[31] R. Sahal, J. G. Breslin, and M. I. Ali, “Big data and stream processing platforms for Industry 4.0 requirements mapping for a predictive maintenance use case,” *J. Manuf. Syst.*, vol. 54, no. November 2019, pp. 138–151, 2020, doi: 10.1016/j.jmsy.2019.11.004.

[32] A. I. Udofot, O. M. Oluseyi, and E. Bassey, “Machine Learning for Predictive Maintenance in Industrial Iot : A Comparative Study of Algorithms and Applications,” no. December 2024, 2025, doi: 10.35629/5252-0612192203.

[33] M. Paolanti, L. Romeo, A. Felicetti, A. Mancini, E. Frontoni, and J. Loncarski, “Machine Learning approach for Predictive Maintenance in Industry 4.0,” *2018 14th IEEE/ASME Int. Conf. Mechatron. Embed. Syst. Appl. MESA 2018*, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/MESA.2018.8449150.

[34] S. Elkateb, A. Métwalli, A. Shendy, and A. E. B. Abu-Elanien, “Machine learning and IoT – Based predictive maintenance approach for industrial applications,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 88, no. January, pp. 298–309, 2024, doi: 10.1016/j.aej.2023.12.065.

[35] N. A. Mohammed, O. F. Abdulateef, and A. H. Hamad, “An IoT and Machine Learning-Based Predictive Maintenance System for Electrical Motors,” *J. Eur. des Syst. Autom.*, vol. 56, no. 4, pp. 651–656, 2023, doi: 10.18280/jesa.560414.

[36] T. Akyaz and D. Engin, “Machine Learning based Predictive Maintenance System for Artificial Yarn Machines,” *IEEE Access*, vol. PP, p. 1, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3454548.

[37] L. G. Pokvic and A. Badnjevic, “Enhancing mechanical ventilator reliability through machine learning,” no. December, 2024, doi: 10.1177/09287329241301665.

[38] J. Basit, A. Zeb, and I. Jr, “Predictive Maintenance Using Deep Learning: Enhancing Reliability and Reducing Electrical System Downtime,” no. August, 2024.

[39] P. Pande, K. Hussain, B. Pravallika, M. S. Al Ansari, R. M. Tharsanee, and S. Acharya, “Predictive Maintenance of Power Transformers in Distribution Network with Energy Management Using Deep Learning,” *Proc. - 2024 5th Int. Conf. Intell. Commun. Technol. Virtual Mob. Networks, ICICV 2024*, no. March, pp. 581–586, 2024, doi: 10.1109/ICICV62344.2024.00098.

[40] M. T. Stow, “Hybrid Deep Learning Approach for Predictive Maintenance of Industrial

Machinery using Convolutional LSTM Networks," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 12, no. 4, pp. 1–11, 2024, doi: 10.26438/ijcse/v12i4.111.

[41] A. F. Azyus, S. K. Wijaya, and B. Kurniawan, "Remaining Useful Life Prediction of Turbofan Engines Using CNN-GRU: A Comparative Study on C-MAPSS Dataset," pp. 19–27, 2025, doi: 10.32996/jmcie.

[42] T. Ravichandran, B. Cui, Y. Liu, S. Namachchivaya, A. Kumar, and A. Srivatsava, "Ensemble Learning Based Convolutional Neural Networks for Remaining Useful Life Prediction of Aircraft Engines," *Proc. Annu. Conf. Progn. Heal. Manag. Soc. PHM*, vol. 15, no. 1, pp. 1–12, 2023, doi: 10.36001/phmconf.2023.v15i1.3517.

[43] O. Asif, S. A. L. I. Haider, S. R. Naqvi, J. F. W. Zaki, K. S. Kwak, and S. M. R. Islam, "A Deep Learning Model for Remaining Useful Life Prediction of Aircraft Turbofan Engine on C-MAPSS Dataset," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 95425–95440, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3203406.

[44] Z. Li, S. Luo, H. Liu, C. Tang, and J. Miao, "TTSNet: Transformer–Temporal Convolutional Network–Self-Attention with Feature Fusion for Prediction of Remaining Useful Life of Aircraft Engines," *Sensors*, vol. 25, no. 2, pp. 1–19, 2025, doi: 10.3390/s25020432.

[45] F. Wang, A. Liu, C. Qu, R. Xiong, and L. Chen, "A Deep-Learning Method for Remaining Useful Life Prediction of Power Machinery via Dual-Attention Mechanism," *Sensors*, vol. 25, no. 2, pp. 1–19, 2025, doi: 10.3390/s25020497.

[46] Z. Fan, W. Li, and K. C. Chang, "A Two-Stage Attention-Based Hierarchical Transformer for Turbofan Engine Remaining Useful Life Prediction," *Sensors*, vol. 24, no. 3, 2024, doi: 10.3390/s24030824.

[47] S. A. Najafi, M. H. Asemani, and P. Setoodeh, "Attention and Autoencoder Hybrid Model for Unsupervised Online Anomaly Detection," 2024, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2401.03322

[48] J.-B. Cordonnier, A. Loukas, and M. Jaggi, "Multi-Head Attention: Collaborate Instead of Concatenate," pp. 1–15, 2020, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2006.16362

[49] Z. P. Agusta and Adiwijaya, "Modified balanced random forest for improving imbalanced data prediction," *Int. J. Adv. Intell. Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 58–65,

2019, doi: 10.26555/ijain.v5i1.255.

[50] Q. Kang, E. J. Chen, Z. C. Li, H. Bin Luo, and Y. Liu, “Attention-based LSTM predictive model for the attitude and position of shield machine in tunneling,” *Undergr. Sp.*, vol. 13, pp. 335–350, 2023, doi: 10.1016/j.undsp.2023.05.006.

[51] G. N. and S. L., “Growth factors in pregnancies complicated by intrauterine growth restriction,” *J. Perinat. Med.*, vol. 41, 2013, [Online]. Available: http://www.embase.com/search/results?subaction=viewrecord&from=export&id=L71115746%5Cnhttp://dx.doi.org/10.1515/jpm-2013-2003%5Cnhttp://sfx.aub.aau.dk/sfxaub?sid=EMBASE&issn=03005577&id=doi:10.1515%2Fjpm-2013-2003&atitle=Growth+factors+in+pregnancies+comp

[52] “Lucidchart à télécharger - ZDNet.” Accessed: May 12, 2025. [Online]. Available: https://www.zdnet.fr/telecharger/logiciel/lucidchart-40369097s.htm

[53] “Google Colab: What, How, and Features.” Accessed: May 12, 2025. [Online]. Available: https://geekflare.com/dev/google-colab/

[54] “What is Python? Executive Summary | Python.org.” Accessed: May 13, 2025. [Online]. Available: https://www.python.org/doc/essays/blurb/

[55] “Introduction to NumPy.” Accessed: May 12, 2025. [Online]. Available: https://www.w3schools.com/python/numpy/numpy_intro.asp

[56] “Pandas Introduction.” Accessed: May 13, 2025. [Online]. Available: https://www.w3schools.com/python/pandas/pandas_intro.asp

[57] “Scikit-learn: A Beginner’s Guide to Machine Learning in Python | DigitalOcean.” Accessed: May 13, 2025. [Online]. Available: https://www.digitalocean.com/community/tutorials/python-scikit-learn-tutorial

[58] “TensorFlow – What Is It and Why Does It Matter?” Accessed: May 14, 2025. [Online]. Available: https://www.nvidia.com/en-us/glossary/tensorflow/

[59] “What is Matplotlib and use cases of Matplotlib? - DevOpsSchool.com.” Accessed: May 14, 2025. [Online]. Available: https://www.devopsschool.com/blog/what-is-matplotlib-and-use-cases-of-matplotlib/

[60] “What is Keras and use cases of Keras? - DevOpsSchool.com.” Accessed: May 14, 2025.

[Online]. Available: https://www.devopsschool.com/blog/what-is-keras-and-use-cases-of-keras/

[61] “Imbalanced Learn: the Python library for rebuilding ML datasets.” Accessed: May 14, 2025. [Online]. Available: https://datascientest.com/en/imbalanced-learn-the-python-library-for-rebuilding-ml-datasets