الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique Et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة الشهيد الشيخ العربي التبسي – تبسة
Université Echahid Cheikh Larbi Tebessi – Tébessa
معـــــــــهد المـــــناجم
Institut des Mines
قسم المناجم والجيوتكنولوجيا
Département des mines et géotechnologie

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention d'un diplôme de Master

Filière : Electromécanique

Option : Contrôle technique et maintenance des véhicules

Impact de l'IA et de l'apprentissage automatique sur le diagnostic prédictif des véhicules pour un contrôle technique automatisé

Par

YOUSFI Mohamed Amine

Devant le jury :

MELKIA Chaouki	**MCB**	**Président**	**Université Larbi TebessiTébessa**
ATTIA Moussa	**MCA**	**Encadreur**	**Université Larbi TebessiTébessa**
DAOUADI Rabah	**MCA**	**Examinateur**	**Université Larbi TebessiTébessa**

Promotion 2024-2025

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

مؤسسة التعليم العالي : جامعة العربي التبسي – تبسة

تصريح شرفي
خاص بالالتزام بقواعد النزاهة العلمية لانجاز بحث

أنا الممضي أدناه،

السيد (ة) يوسفي محمد أمين الصفة : طالب استاذ باحث، باحث دائم : طالب

الحامل لبطاقة التعريف الوطنية رقم : 141762452 و الصادرة بتاريخ 2024/12/18

المسجل بمعهد الرياضيات والاعلام قسم الرياضيات والاعلام الآلي

و المكلف بانجاز أعمال بحث (مذكرة التخرج، مذكرة ماستر، مذكرة ماجستير، أطروحة دكتوراه)، عنوانها :

Impact de l'IA et de l'apprentissage automatique sur le diagnostic prédictif des véhicules pour un contrôle technique automatisé.

أصرح بشرفي أني ألتزم بمراعاة المعايير العلمية و المنهجية و معايير الأخلاقيات المهنية و النزاهة الأكاديمية المطلوبة في انجاز البحث المذكور أعلاه

التاريخ: 2025/06/29

إمضاء المعني

Scanné avec CamScanner

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Larbi Tebessi – Tébessa
Institut des Mines
Département des Mines et Géotechnologie

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
جامعةالعربي التبسي – تبسة
معهد المناجم
قسم المناجم والجيوتكنولوجيا

Année universitaire : 2024-2025 Tébessa le : 28.06.2025

Lettre de soutenabilité

Noms et prénoms des étudiants :

1----------YOUSFI Mohamed Amine----------
2---------- /----------
3----------/----------

Niveau : Master 2 Option : Contrôle technique et maintenance des vehicules

Thème : Impact de l'IA et de l'apprentissage automatique sur le diagnostic prédictif des véhicules pour un contrôle technique automatisé

Nom et prénom de l'encadreur : ATTIA Moussa

Chapitres réalisés	Signature de l'encadreur
Revue de littérature	
Méthodes de diagnostic prédictif basées sur l'IA et le Machine Learning	
Etudes de cas et résultats	
Discussion et conclusion	

ملخص

تعتبر السيارات من العناصر الأساسية في حياتنا اليومية، حيث تسهم بشكل كبير في تسهيل التنقل وتعزيز الاقتصاد. ومن الضروري ضمان سلامتها ووظائفها السليمة من خلال فحص تقني دوري. ومع ذلك، يعتمد الفحص التقليدي على تقنيات يدوية قد تحتوي على أخطاء بشرية وتأخذ وقتًا طويلًا. لذلك، يهدف هذا البحث إلى دراسة تأثير تقنيات الذكاء الاصطناعي (AI) والتعلم الآلي (ML) في تحسين دقة وكفاءة الفحص الفني للسيارات، من خلال تقديم حلول مبتكرة للحد من الأخطاء البشرية، وتوفير الوقت والتكاليف. تظهر نتائج الدراسة أن استخدام الذكاء الاصطناعي يمكن أن يحسن بشكل كبير من دقة تشخيص الأعطال وتقديم تقييمات أكثر دقة وموثوقية. كما تسلط الدراسة الضوء على التحديات التقنية التي قد تواجه تنفيذ هذه التقنيات في الأنظمة القائمة. وفي الختام، توضح الدراسة أن دمج هذه التقنيات يمثل خطوة كبيرة نحو الفحص الفني التلقائي والذكي، مما يساهم في تعزيز أمان المركبات وتقليل الأعطال غير المتوقعة.

Abstract

Automobiles are a fundamental part of modern life, facilitating mobility and supporting economic development. Vehicle inspections are crucial to ensure their proper functioning and safety. However, traditional vehicle inspections rely on manual methods, which are prone to human error and can be time-consuming. This study investigates the impact of Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) in enhancing the precision and efficiency of vehicle diagnostics. The findings demonstrate that the integration of AI significantly improves diagnostic accuracy while reducing costs and time. However, technical challenges remain, particularly in integrating these technologies into existing systems. In conclusion, the study shows that AI represents a major advancement in automotive technical inspections, offering innovative solutions to improve safety and maintenance management.

Résumé

L'automobile, un élément fondamental de la vie quotidienne, facilite la mobilité et soutient l'économie. Le contrôle technique des véhicules est essentiel pour garantir leur bon fonctionnement et leur sécurité. Cependant, le contrôle technique traditionnel repose sur des méthodes manuelles, souvent sujettes à des erreurs humaines et nécessitant un temps considérable. Cette étude explore l'impact de l'Intelligence Artificielle (IA) et du Machine Learning (ML) dans l'amélioration de la précision et de l'efficacité des contrôles techniques des véhicules. Les résultats de cette étude montrent que l'intégration de l'IA permet d'améliorer de manière significative la précision du diagnostic, tout en réduisant les coûts et le temps nécessaires. Toutefois, des défis techniques subsistent, notamment en matière d'intégration des technologies dans les systèmes existants. En conclusion, cette recherche montre que l'IA représente un tournant pour le contrôle technique automobile, offrant des solutions innovantes pour améliorer la sécurité et la gestion des pannes.

Dédicace

A mes parents,
A ma famille,
A mes amies,

Je dédié cet humble travail.

Remerciements

Je veux remercier très chaleureusement toutes les personnes qui ont collaboré de prés ou de loin à ce travail ainsi que toutes les personnes qui ont contribué à ma formation durant ces années et qui ont été d'un grand apport sur le plan de l'enrichissement de mon savoir individuel et intellectuel.

D'abord, je veux remercier de façon particulière mon Promoteur, Docteur Moussa Attia pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptent volontiers de m'encadrer, pour sa patience, ses conseils précieux, ses encouragements incessants jusqu'à l'achèvement de cet écrit.

J'adresse mes vifs remerciements aux membres du jury pour avoir accepté d'examiner notre mémoire.

Table des matières

ملخص1 Abstract2Résumé3Dédicace4Remerciements5 Liste des Tableaux8Liste des Figures9Introduction Generale1Les Chapitres*[variant=american]english

1 Revue de littérature **3**
- 1.1 Introduction au contrôle technique des véhicules . . . 3
  - 1.1.1 Historique et évolution des pratiques de contrôle technique . . . 3
  - 1.1.2 Défis des méthodes traditionnelles de contrôle technique . . . 4
    - 1.1.2.1 Subjectivité des inspecteurs . . . 4
    - 1.1.2.2 Temps de traitement long . . . 4
    - 1.1.2.3 Coûts élevés . . . 4
  - 1.1.3 Besoin d'automatisation et de techniques basées sur les données . . . 4
- 1.2 Introduction à l'Intelligence Artificielle (IA) et au Machine Learning (ML) . . . 5
  - 1.2.1 Définition des concepts de l'IA et du ML . . . 5
  - 1.2.2 Différences entre IA, ML et DL . . . 6
  - 1.2.3 Applications courantes dans d'autres secteurs . . . 6
    - 1.2.3.1 Santé . . . 6
    - 1.2.3.2 Finance . . . 6
    - 1.2.3.3 Industrie . . . 6
- 1.3 Application de l'IA et du Machine Learning dans le diagnostic automobile . . . 6
  - 1.3.1 Exemples d'application dans le diagnostic automobile . . . 7
  - 1.3.2 Rôle des capteurs IoT dans l'automatisation du diagnostic . . . 7
  - 1.3.3 Avantages de l'IA pour améliorer la précision du diagnostic . . . 7
- 1.4 Modèles de Machine Learning pour le diagnostic des véhicules . . . 7
  - 1.4.1 Collecte et préparation des données . . . 7
  - 1.4.2 Algorithmes de Machine Learning utilisés dans le diagnostic . . . 8
  - 1.4.3 Réseaux neuronaux pour le diagnostic automobile . . . 8
- 1.5 Conclusion . . . 8

2 Méthodes de diagnostic prédictif basées sur l'IA et le Machine Learning **9**
- 2.1 introduction . . . 9
- 2.2 Collecte et préparation des données . . . 10
  - 2.2.1 Types de données collectées . . . 10
    - 2.2.1.1 Les capteurs embarqués (IoT) . . . 10
    - 2.2.1.2 Les historiques de maintenance et événements passés . . . 12
    - 2.2.1.3 Avantage concret : . . . 13
    - 2.2.1.4 Analyse du tableau – Types de données et leur utilité dans le diagnostic prédictif . . . 13
  - 2.2.2 Prétraitement des données . . . 14
    - 2.2.2.1 Nettoyage des données . . . 14
    - 2.2.2.2 Gestion des valeurs manquantes . . . 15
    - 2.2.2.3 Normalisation et standardisation . . . 15

2.2.2.4 Étiquetage des données (Labelisation) . . . 15
2.2.3 Importance de la qualité des données . . . 15
2.3 Modèles de Machine Learning pour le diagnostic des défaillances . . . 16
2.3.1 Apprentissage supervisé . . . 16
2.3.2 Apprentissage non supervisé . . . 17
2.3.3 Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning) . . . 17
2.3.3.1 Analyse comparative des modèles d'apprentissage pour la maintenance prédictive . . . 18
2.4 Modèles de Deep Learning pour le diagnostic des véhicules . . . 20
2.4.1 Réseaux neuronaux convolutifs (CNN) . . . 20
2.4.2 Réseaux neuronaux récurrents (RNN et LSTM) . . . 21
2.4.3 Auto-encodeurs . . . 21
2.4.4 Avantages et défis du Deep Learning . . . 21
2.5 Développement d'un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA . . . 23
2.5.1 Architecture fonctionnelle du système . . . 23
2.5.1.1 Module d'acquisition de données . . . 23
2.5.1.2 Module de traitement et de prétraitement des données . . . 24
2.5.1.3 Module d'analyse intelligente (moteur IA) . . . 24
2.5.1.4 Interface de visualisation et de gestion des alertes . . . 24
2.5.2 Intégration dans un contrôle technique automatisé . . . 24
2.5.3 Avantages concrets du système développé . . . 25
2.5.4 Limites techniques et recommandations . . . 26
2.6 conclusion . . . 27

3 Études de cas et résultats **29**
3.1 introduction . . . 29
3.2 Études de cas réelles de l'application de l'IA pour le diagnostic des véhicules . . . 30
3.2.1 Exemples d'implémentation réussie . . . 30
3.2.1.1 Bosch Predictive Diagnostics . . . 31
3.2.1.2 Toyota – Surveillance comportementale embarquée . . . 31
3.2.1.3 Berlin – Flotte de taxis intelligents (500 véhicules) . . . 32
3.2.1.4 Synthèse . . . 32
3.2.2 Résultats obtenus . . . 32
3.2.2.1 Amélioration notable de la précision diagnostique . . . 33
3.2.2.2 Réduction considérable du temps de diagnostic . . . 33
3.2.2.3 Diminution significative des coûts de maintenance . . . 34
3.2.2.4 Amélioration de la satisfaction utilisateur . . . 34
3.2.3 Analyse comparative des méthodes de diagnostic des pannes automobiles . . . 35
3.2.3.1 Inspection manuelle . . . 36
3.2.3.2 OBD-II standard . . . 36
3.2.3.3 Système IA (ML/DL embarqué) . . . 36
3.3 Validation des modèles d'IA sur des données réelles . . . 36
3.3.1 Méthodologie des tests . . . 37
3.3.1.1 Sources et structure des jeux de données . . . 37
3.3.1.2 Modèles testés . . . 37
3.3.1.3 Critères d'évaluation . . . 38
3.3.2 Résultats de validation . . . 38
3.3.3 Analyse comparative des modèles d'intelligence artificielle pour le diagnostic prédictif automobile . . . 39
3.3.3.1 Random Forest . . . 39

3.3.3.2 SVM (Support Vector Machine) . . . 39
3.3.3.3 Auto-encodeur . . . 39
3.3.3.4 LSTM (Long Short-Term Memory) . . . 39
3.3.3.5 CNN (Convolutional Neural Network) . . . 39
3.3.3.6 Analyse comparative . . . 40
3.4 conclusion . . . 40

4 Discussion et Conclusion **41**
4.1 Introduction . . . 41
4.2 Résultats et Impact de l'IA sur le Contrôle Technique Automatisé . . . 41
4.2.1 Résumé des Résultats Obtenus . . . 41
4.2.2 Discussion sur l'Efficacité des Technologies d'IA . . . 42
4.2.3 Impact sur la Sécurité des Véhicules et la Qualité du Service . . . 42
4.3 Limites et Défis . . . 43
4.3.1 Limites des Modèles IA Actuels . . . 43
4.3.2 Défis d'Intégration dans des Systèmes Réels . . . 43
4.3.3 Coût d'Implémentation . . . 43
4.4 Perspectives Futures . . . 43
4.4.1 Améliorations Potentielles pour l'Intégration de l'IA . . . 43
4.4.2 Suggestions d'Améliorations pour la Précision des Modèles . . . 44
4.5 Conclusion . . . 44

Liste des tableaux

Table page 10

1.1 Tableau comparatif entre le contrôle technique traditionnel et l'utilisation de l'IA . 5

2.1 Types de données utilisées dans le diagnostic prédictif 13
2.2 Comparaison des modèles de Machine Learning 18
2.3 Architecture typique d'un système de diagnostic prédictif 25

3.1 Comparaison avec les méthodes traditionnelles 35
3.2 Évaluation comparative des modèles IA pour le diagnostic des pannes 38
3.3 Correspondance entre les contextes d'application et les modèles d'IA recommandés pour le diagnostic prédictif 40

4.1 Comparaison des Performances des Modèles IA avec les Méthodes Traditionnelles . 41
4.2 Améliorations Recommandées pour les Modèles IA 44

Liste des Figures

Figure page 10

1.1 Évolution du contrôle technique des véhicules 4
1.2 Relation entre IA, ML et DL 6
1.3 Processus de diagnostic prédictif avec l'IA 7

2.1 Préparation des données 10
2.2 Modèles de Machine Learning pour le diagnostic intelligent des défaillances automobiles 16
2.3 Visualisation des caractéristiques des modèles de Machine Learning pour le diagnostic prédictif 19
2.4 Applications du Deep Learning au diagnostic prédictif des pannes dans les véhicules 20
2.5 Architecture d'un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA 23
2.6 Répartition fonctionnelle des modules dans un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA 25

3.1 Comparaison des méthodes de diagnostic automobile : performance, rapidité et détection précoce 35
3.2 Performance des modèles IA : précision, rappel et temps de réponse 38

4.1 Graphique de Comparaison de la Précision du Diagnostic (IA vs Méthodes Traditionnelles) 42
4.2 Taux de Réduction des Immobilisations dans les Flottes (Avant vs Après l'IA) 43

Introduction Génerale

L'automobile, un vecteur essentiel de la mobilité moderne, occupe une place incontournable dans notre quotidien. Chaque jour, des millions de véhicules parcourent nos routes, facilitant ainsi la vie de millions de personnes et soutenant le développement économique global. Cependant, avec cette omniprésence, l'importance de garantir leur bon fonctionnement et leur sécurité est plus que jamais cruciale. Le contrôle technique des véhicules, une procédure visant à s'assurer que ces derniers respectent les normes de sécurité et d'émissions, joue un rôle fondamental dans la préservation de la sécurité routière et la réduction des risques d'accidents. Pourtant, malgré son rôle majeur, le contrôle technique traditionnel repose encore largement sur des méthodes manuelles, souvent sujettes à des erreurs humaines, à des délais longs, et à une subjectivité inévitable, ce qui peut compromettre son efficacité et sa fiabilité.

C'est dans ce contexte que les avancées technologiques, notamment l'émergence de l'Intelligence Artificielle (IA) et de l'Apprentissage Automatique (Machine Learning - ML), apportent des solutions novatrices et révolutionnaires. Ces technologies, capables de traiter de grandes quantités de données en temps réel et d'identifier des schémas complexes, peuvent considérablement améliorer la précision du diagnostic des véhicules tout en optimisant la rapidité et la fiabilité du processus de contrôle. L'IA et le ML ouvrent ainsi la voie à une approche plus automatisée et prédictive du contrôle technique, qui pourrait non seulement réduire les erreurs humaines, mais aussi prévenir les défaillances avant qu'elles ne deviennent des incidents graves.

Dans un monde où la sécurité routière et la gestion des ressources automobiles sont des enjeux majeurs, l'introduction de ces technologies dans le domaine du contrôle technique des véhicules pourrait marquer un tournant décisif. En exploitant des données en temps réel collectées par des capteurs IoT (Internet des objets), l'IA permettrait de prédire des défaillances mécaniques avant qu'elles ne se manifestent, réduisant ainsi le risque de panne sur route et prolongeant la durée de vie des véhicules. Ce passage d'un contrôle technique réactif à un diagnostic prédictif transforme radicalement la manière dont les véhicules sont maintenus et surveillés. Grâce à des systèmes intelligents, les interventions sur les véhicules pourraient devenir plus ciblées, plus efficaces et moins coûteuses.

Néanmoins, bien que ces technologies offrent des perspectives prometteuses, leur mise en œuvre dans le domaine du contrôle technique des véhicules n'est pas sans défis. Les questions de qualité des données, d'intégration des systèmes existants, et d'acceptation par les professionnels du secteur demeurent des obstacles majeurs à surmonter. En outre, l'utilisation de modèles d'IA et de ML dans des processus de diagnostic en temps réel soulève des préoccupations liées à l'interprétabilité des modèles, notamment leur capacité à justifier les décisions prises par l'algorithme. Une boîte noire dans des contextes aussi critiques pourrait poser des questions de responsabilité et de confiance.

Ce mémoire se propose d'explorer l'impact des technologies d'Intelligence Artificielle (IA) et de Machine Learning (ML) dans l'amélioration du diagnostic prédictif des défaillances des véhicules, en se concentrant sur l'automatisation du contrôle technique. À travers une étude approfondie de l'application de ces technologies dans le secteur automobile, nous chercherons à répondre aux questions suivantes :

- Comment l'IA et le ML peuvent-ils améliorer la détection proactive des pannes des véhicules ?
- Quel est leur impact sur la réduction des erreurs humaines et l'automatisation des processus de contrôle technique ?
- Quelles sont les limites et les défis techniques liés à l'implémentation de ces technologies dans des systèmes de contrôle technique existants ?

Pour ce faire, nous commencerons par une analyse des techniques d'IA et de ML utilisées dans le diagnostic des pannes automobiles, en mettant en lumière les modèles les plus efficaces, tels que les arbres de décision, les forêts aléatoires, et les réseaux neuronaux. Nous comparerons ensuite ces modèles sur la base de leurs performances à l'aide de données réelles, en tenant compte de la précision du diagnostic, de la rapidité des prédictions et de la capacité à s'adapter aux nouvelles situations. En parallèle, nous discuterons des avantages et des défis associés à l'intégration de ces technologies dans les processus de contrôle technique, en abordant des questions d'ordre pratique, économique et organisationnel.

Enfin, ce mémoire proposera des recommandations sur la manière dont l'intégration de ces technologies pourrait transformer le secteur du contrôle technique automobile, avec un focus particulier sur la formation des professionnels et l'évolution des compétences nécessaires à l'adoption de ces technologies dans les centres de contrôle.

En somme, ce travail vise à démontrer que l'intégration de l'IA et du ML dans le contrôle technique des véhicules représente une véritable révolution technologique, permettant d'augmenter la précision des diagnostics, de réduire les coûts et d'optimiser les processus de maintenance. Cette transformation pourrait non seulement améliorer la sécurité des véhicules, mais aussi marquer un tournant vers une gestion plus intelligente et plus efficace des ressources automobiles à l'échelle mondiale.

Chapter 1

Revue de littérature

1.1 Introduction au contrôle technique des véhicules

Le contrôle technique des véhicules est un élément fondamental pour la sécurité routière. Il a pour but de vérifier que les véhicules respectent les normes de sécurité et d'émissions de gaz polluants. Il est également essentiel pour prévenir les accidents de la route, en identifiant les défaillances potentielles des véhicules avant qu'elles ne deviennent un danger. Cependant, le processus de contrôle technique des véhicules a évolué au fil du temps et présente encore de nombreuses limitations.

1.1.1 Historique et évolution des pratiques de contrôle technique

Depuis la fin du XIXe siècle, le contrôle technique des véhicules a fait l'objet de nombreuses évolutions. À l'origine, les contrôles étaient réalisés manuellement, avec une inspection physique des véhicules, ce qui était très sujet aux erreurs humaines. L'introduction de l'OBD (On-Board Diagnostics) dans les années 1980 a constitué un tournant majeur, permettant de collecter des données précises à partir des véhicules pour les analyser électroniquement. Ces données comprenaient des informations sur les systèmes moteur, les niveaux de pollution, et d'autres éléments vitaux du véhicule.

Toutefois, malgré ces avancées technologiques, les systèmes traditionnels de diagnostic ont montré leurs limites, notamment en raison du temps de traitement long, de la subjectivité des inspecteurs et des coûts élevés. C'est dans ce contexte qu'une évolution vers des technologies plus automatisées et basées sur les données s'avère nécessaire.

Comme le montre le schéma suivant, il illustre l'évolution des techniques d'examen technique des véhicules, depuis l'examen manuel initial jusqu'à l'utilisation de systèmes avancés tels que l'OBD et l'automatisation par l'intelligence artificielle. Le plan met en évidence les transformations majeures qui ont amélioré la précision et l'efficacité de l'examen [1].

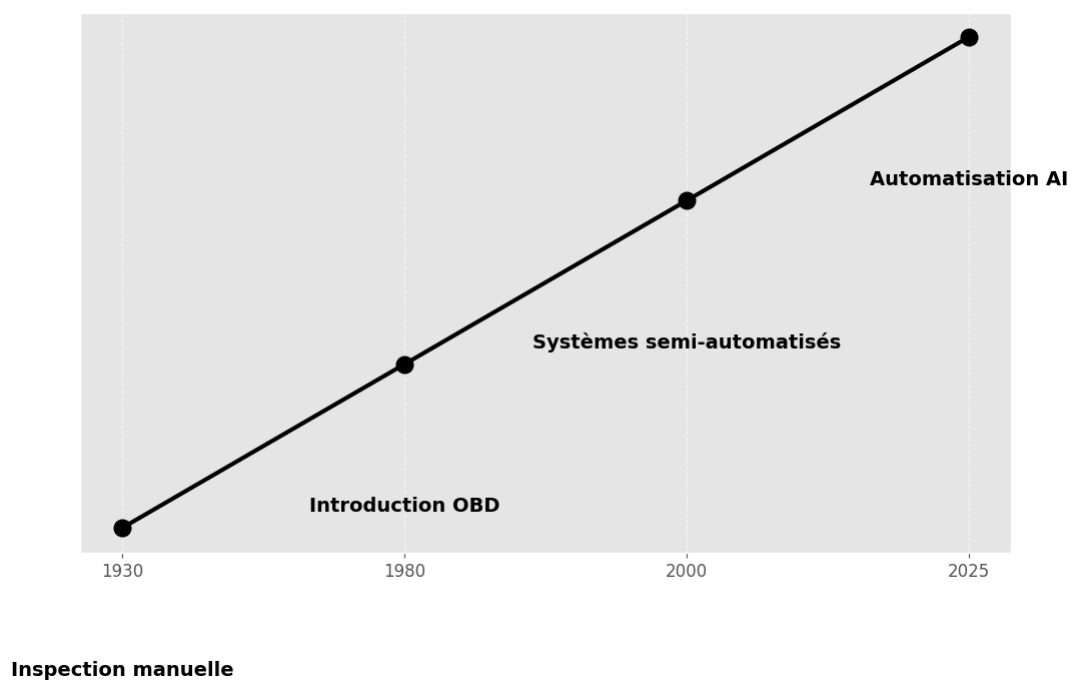


Figure 1.1: Évolution du contrôle technique des véhicules

1.1.2 Défis des méthodes traditionnelles de contrôle technique

Les méthodes traditionnelles, même avec l'introduction d'outils électroniques, sont encore loin de garantir un contrôle entièrement fiable. Voici les principaux défis rencontrés :

1.1.2.1 Subjectivité des inspecteurs

Même avec des outils de diagnostic modernes, l'interprétation des données est souvent laissée à l'expertise des techniciens. Cela peut entraîner des variations dans les résultats et une certaine incertitude dans le diagnostic.

1.1.2.2 Temps de traitement long

Les inspections manuelles prennent un temps considérable, surtout lorsque le véhicule nécessite des tests approfondis. Cela retarde le processus et peut créer des files d'attente dans les stations de contrôle technique.

1.1.2.3 Coûts élevés

La formation continue des inspecteurs et le coût des équipements de diagnostic sont élevés, ce qui augmente le coût global du contrôle technique.

1.1.3 Besoin d'automatisation et de techniques basées sur les données

Face à ces défis, l'automatisation du contrôle technique est devenue une nécessité. L'intégration de l'Intelligence Artificielle (IA) et du Machine Learning (ML) offre une solution qui permettrait non seulement de réduire le temps de traitement, mais aussi de prédire les défaillances avant qu'elles ne surviennent. En utilisant des données en temps réel collectées via des capteurs IoT (Internet des objets), il devient possible de détecter des anomalies et d'éviter les pannes catastrophiques qui peuvent survenir sur la route [2].

Dans le tableau suivant, nous comparons les inspections traditionnelles et celles basées sur l'IA selon plusieurs critères clés, tels que le temps, la précision, le coût et la prévisibilité des pannes. Ce tableau démontre clairement les avantages significatifs de l'IA par rapport aux méthodes traditionnelles.

Table 1.1: Tableau comparatif entre le contrôle technique traditionnel et l'utilisation de l'IA

Critères	Fiche traditionnelle	Fiche IA
Temps	Long	Rapide
Précision	Subjective	Haute
Coût	Élevé	Faible
Prédiction des pannes	Non disponible	Disponible
Fiabilité	Variable	Stable

1.2 Introduction à l'Intelligence Artificielle (IA) et au Machine Learning (ML)

L'Intelligence Artificielle et le Machine Learning jouent un rôle central dans la révolution des technologies modernes, y compris dans les systèmes de diagnostic des véhicules. Ces technologies permettent de traiter d'énormes quantités de données, de détecter des modèles complexes et de prendre des décisions plus rapidement et avec plus de précision que les humains [3].

1.2.1 Définition des concepts de l'IA et du ML

L'Intelligence Artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui vise à créer des machines capables d'effectuer des tâches qui nécessitent normalement l'intelligence humaine, telles que la reconnaissance de motifs, la prise de décision et l'apprentissage autonome [1]. Le Machine Learning (ML) est une sous-catégorie de l'IA qui permet aux machines d'apprendre à partir de données, en utilisant des algorithmes qui identifient des modèles dans les ensembles de données sans intervention humaine explicite [2].

Le Deep Learning (DL), quant à lui, est un sous-ensemble du ML, qui utilise des réseaux neuronaux profonds pour traiter des données non structurées, comme les images et les vidéos, et pour effectuer des tâches complexes telles que la reconnaissance d'objets et l'analyse de séquences temporelles [3].

Le diagramme de Venn suivant illustre la relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, et montre comment l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond font partie de l'intelligence artificielle.

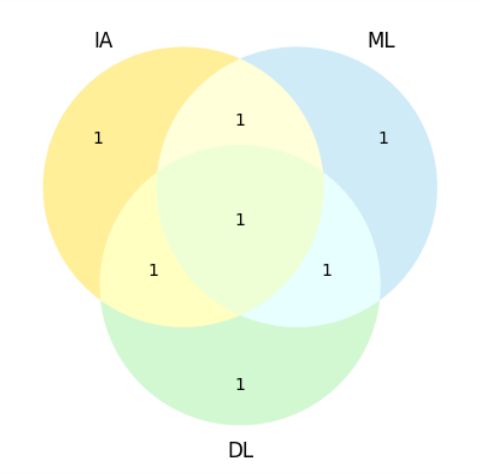


Figure 1.2: Relation entre IA, ML et DL

1.2.2 Différences entre IA, ML et DL

IA englobe un large éventail de technologies visant à simuler des aspects de l'intelligence humaine.

ML est plus spécifique et concerne l'apprentissage automatique, où la machine apprend directement à partir de données.

DL se concentre sur les réseaux neuronaux complexes et l'analyse de données massives, souvent utilisées dans des applications telles que la reconnaissance d'images et l'analyse vocale.

1.2.3 Applications courantes dans d'autres secteurs

L'IA et le ML sont déjà largement utilisés dans d'autres secteurs :

1.2.3.1 Santé

L'IA est utilisée dans l'analyse des images médicales et pour prédire les maladies à partir des données génétiques et des antécédents médicaux [4].

1.2.3.2 Finance

Le ML permet de détecter les fraudes financières, d'optimiser les portefeuilles d'investissements et d'analyser les risques de marché [5].

1.2.3.3 Industrie

Dans le secteur industriel, l'IA est utilisée pour la maintenance prédictive des équipements et pour optimiser les chaînes de production [6].

1.3 Application de l'IA et du Machine Learning dans le diagnostic automobile

L'application de l'IA et du ML dans l'automobile vise à prédire les défaillances avant qu'elles ne surviennent, en utilisant des données collectées en temps réel à partir des capteurs IoT intégrés dans les véhicules modernes. Ces technologies permettent non seulement d'améliorer la précision des diagnostics, mais aussi de rendre les processus plus rapides et plus efficaces.

Le schéma suivant illustre le processus de diagnostic prédictif utilisant l'intelligence artificielle. Le processus commence par la collecte de données provenant de capteurs, puis les analyse à l'aide de modèles intelligents pour prédire les pannes potentielles, et enfin envoie des alertes pour la maintenance préventive.

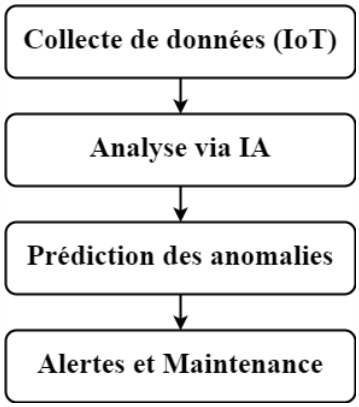


Figure 1.3: Processus de diagnostic prédictif avec l'IA

1.3.1 Exemples d'application dans le diagnostic automobile

Plusieurs entreprises ont déjà intégré des systèmes d'IA pour améliorer la maintenance prédictive des véhicules. Tesla, par exemple, utilise des réseaux neuronaux pour surveiller en temps réel l'état de la batterie et détecter des anomalies avant qu'elles ne deviennent un problème majeur [7]. BMW et Audi ont également lancé des projets pilotes pour tester l'utilisation de l'IA et du ML dans le diagnostic des systèmes critiques du véhicule, en analysant les données provenant des capteurs internes.

1.3.2 Rôle des capteurs IoT dans l'automatisation du diagnostic

Les véhicules modernes sont équipés de capteurs IoT qui collectent des données en temps réel sur divers paramètres du véhicule, tels que la température du moteur, la pression des pneus, et les vibrations du moteur. Ces données en temps réel sont ensuite envoyées à des serveurs, où elles sont analysées à l'aide d'algorithmes d'IA et de ML pour prédire les défaillances potentielles avant leur apparition. Cela permet de passer d'un contrôle réactif à un contrôle prédictif, réduisant ainsi les coûts et les risques liés à des pannes imprévues [8].

1.3.3 Avantages de l'IA pour améliorer la précision du diagnostic

L'IA améliore considérablement la précision du diagnostic en comparant les données collectées aux modèles d'apprentissage existants. Par exemple, elle peut identifier des anomalies spécifiques dans les systèmes de freinage ou d'échappement que les inspecteurs humains pourraient manquer. De plus, l'automatisation du processus de diagnostic réduit les coûts liés aux erreurs humaines et au temps passé par les techniciens à analyser manuellement les véhicules.

1.4 Modèles de Machine Learning pour le diagnostic des véhicules

1.4.1 Collecte et préparation des données

Les données utilisées pour l'entraînement des modèles de Machine Learning proviennent principalement des capteurs IoT des véhicules. Ces données incluent la température du moteur, la pression

des pneus, les niveaux de vibration, etc. Avant d'être utilisées pour l'analyse, ces données doivent être soigneusement préparées, ce qui inclut leur nettoyage, normalisation, et gestion des données manquantes [9].

1.4.2 Algorithmes de Machine Learning utilisés dans le diagnostic

Les algorithmes de Machine Learning supervisé, tels que les arbres de décision, les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support (SVM), sont largement utilisés pour classer les pannes des véhicules en fonction des données collectées. De plus, les algorithmes non supervisés sont utilisés pour identifier des schémas récurrents dans les données, sans nécessiter de données étiquetées. Ces algorithmes permettent de détecter des anomalies sans avoir de labels préalables [10].

1.4.3 Réseaux neuronaux pour le diagnostic automobile

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) sont utilisés dans l'analyse des images provenant des véhicules, notamment pour l'inspection des freins et des éléments de la carrosserie. Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) sont plus adaptés pour le traitement des données temporelles générées par les capteurs des véhicules [5].

1.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté l'évolution des pratiques de contrôle technique des véhicules, en mettant en lumière les limites des méthodes traditionnelles et en explorant les avantages de l'intégration des technologies de l'IA et du Machine Learning. L'utilisation de ces technologies permet d'améliorer la précision des diagnostics, d'accélérer le processus de contrôle, et de rendre les contrôles plus accessibles tout en réduisant les coûts. Les données en temps réel issues des capteurs IoT permettent de détecter les pannes avant leur apparition, facilitant ainsi une approche de maintenance prédictive.

Chapter 2

Méthodes de diagnostic prédictif basées sur l'IA et le Machine Learning

2.1 introduction

Dans un contexte industriel marqué par la montée en complexité des systèmes embarqués et l'évolution rapide des technologies de l'automobile connectée, la maintenance traditionnelle, souvent corrective et réactive, montre ses limites. Les pannes imprévues, les temps d'immobilisation prolongés et les coûts croissants de réparation imposent aux constructeurs et aux exploitants de flottes une remise en question de leurs stratégies de gestion technique. C'est dans ce cadre que le diagnostic prédictif, fondé sur l'analyse intelligente de données issues des véhicules, s'impose progressivement comme une alternative innovante et performante.

Le diagnostic prédictif repose principalement sur les techniques d'intelligence artificielle (IA), notamment le Machine Learning (ML) et le Deep Learning (DL)} [1], qui permettent non seulement de détecter des anomalies déjà connues, mais également d'anticiper des défaillances potentielles avant qu'elles ne se manifestent sous forme de pannes. Ces technologies tirent parti de la disponibilité croissante de données embarquées : signaux en temps réel provenant des capteurs (IoT), historiques de maintenance, codes d'erreur normalisés (DTC), données contextuelles (climat, comportement du conducteur...), etc.

L'objectif de ce chapitre est de fournir une vue d'ensemble approfondie des principales approches algorithmiques utilisées dans le diagnostic prédictif des véhicules, en mettant en lumière leur fonctionnement, leurs avantages, leurs limites ainsi que les conditions nécessaires à leur mise en œuvre effective.

Nous commencerons par décrire les différentes sources de données nécessaires au fonctionnement d'un système prédictif, en insistant sur l'importance de leur qualité, de leur diversité et de leur prétraitement. Nous présenterons ensuite les grandes familles d'apprentissage automatique : l'apprentissage supervisé, non supervisé, par renforcement, ainsi que les approches basées sur les réseaux neuronaux profonds. Pour chaque méthode, des exemples d'application réels ou simulés seront exposés afin d'illustrer leur efficacité dans la détection de pannes critiques, l'optimisation de la maintenance et la réduction des risques.

Enfin, nous analyserons les avantages stratégiques et les défis techniques associés à l'utilisation de ces approches dans le secteur automobile, notamment en matière d'interprétabilité, de coût, de scalabilité et de gestion des données massives.

2.2 Collecte et préparation des données

Dans le contexte du diagnostic prédictif des véhicules, la collecte et la préparation des données [2]représentent des étapes fondamentales pour garantir l'efficacité et la fiabilité des modèles d'intelligence artificielle (IA) et d'apprentissage automatique (Machine Learning - ML).

Ces technologies reposent en effet sur des volumes importants de données pertinentes, structurées et représentatives du comportement réel des systèmes automobiles. La qualité de ces données influe directement sur la capacité des modèles à détecter et prédire les défaillances, souvent avant qu'elles ne deviennent critiques.

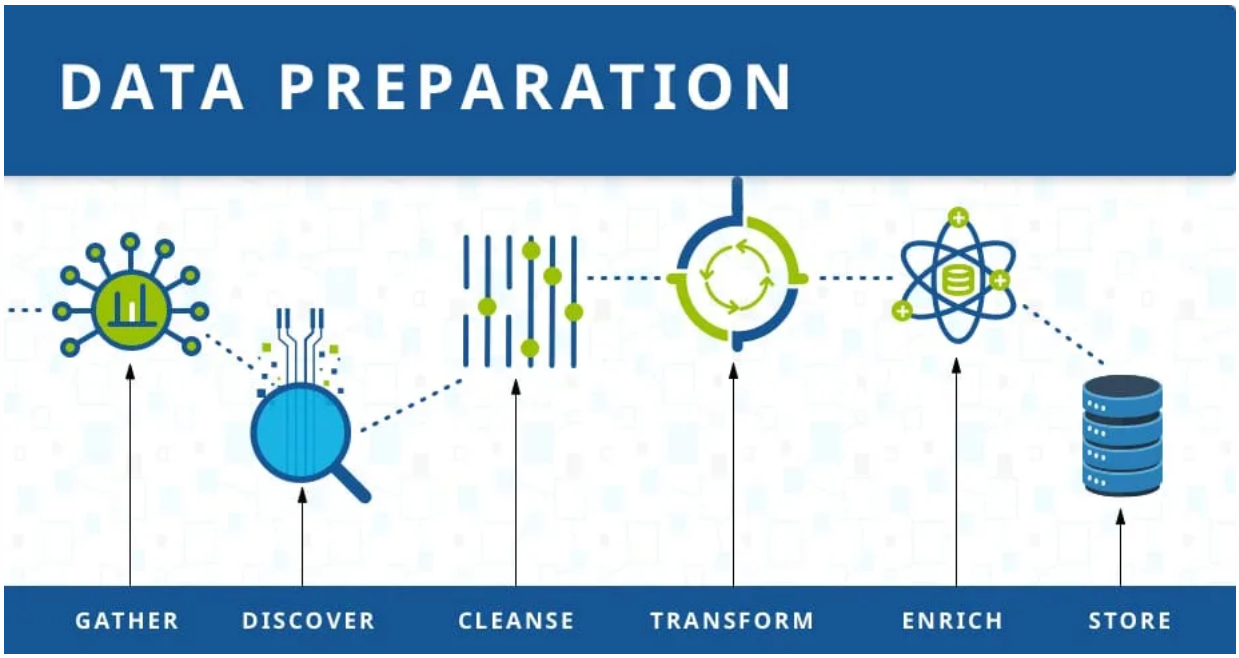


Figure 2.1: Préparation des données

2.2.1 Types de données collectées

Dans une perspective de diagnostic prédictif des pannes automobiles, la qualité et la diversité des données utilisées sont déterminantes. En effet, les systèmes intelligents d'analyse dépendent entièrement de l'information qui leur est transmise : plus elle est précise, riche et contextualisée, plus le modèle sera performant.

Les données utilisées proviennent essentiellement de deux grandes sources principales, complémentaires par nature : les capteurs embarqués (IoT) et les historiques de maintenance enregistrés dans les centres techniques ou via les dispositifs OBD-II.

2.2.1.1 Les capteurs embarqués (IoT)

Les véhicules modernes sont aujourd'hui équipés d'un réseau dense de capteurs connectés, capables de mesurer en continu une large gamme de paramètres physiques et électroniques. Ces capteurs communiquent avec les calculateurs embarqués (ECU) et forment une source de données extrêmement précieuse pour l'IA [11].

Voici les principaux types de données collectées :

1. Température du moteur La température du moteur constitue un indicateur clé de l'état thermique du système de combustion. Lorsqu'elle dépasse de manière prolongée les seuils normaux —

généralement compris entre 85℃ et 105℃ pour un moteur à essence — cela peut signaler divers types de dysfonctionnements. Parmi les plus courants figurent un défaut du système de refroidissement, tel qu'un radiateur obstrué, un ventilateur non opérationnel ou un niveau de liquide insuffisant, un thermostat défectueux empêchant la circulation adéquate du liquide de refroidissement, ou encore un joint de culasse endommagé, provoquant un mélange entre l'huile et le liquide de refroidissement, souvent accompagné de fumées blanches caractéristiques. Ces anomalies thermiques, si elles sont détectées de manière précoce par des systèmes intelligents de surveillance, permettent d'anticiper des réparations complexes et coûteuses, contribuant ainsi à la fiabilité et à la longévité du véhicule.

2. Pression d'huile La pression d'huile joue un rôle essentiel dans la lubrification continue des composants mécaniques internes du moteur, tels que les cylindres, les arbres à cames et les bielles. Une baisse soudaine de cette pression constitue un signal critique, susceptible d'annoncer plusieurs types de défaillances. Parmi celles-ci, on peut citer une fuite d'huile, qu'elle soit interne ou externe (due par exemple à un joint usé ou un carter fissuré), une défaillance de la pompe à huile, souvent causée par l'usure naturelle ou par un filtre colmaté, ainsi qu'une usure excessive des pièces moteur, induisant un jeu mécanique anormal et une perte progressive de compression. Une pression inférieure à 1,0 bar au ralenti est généralement considérée comme un seuil d'alerte critique. Dans ce contexte, un système intelligent basé sur l'IA peut être entraîné à identifier les chutes récurrentes de pression et à alerter le conducteur de manière proactive, bien avant que des dommages irréversibles ne surviennent.

3. Vibrations mécaniques Les vibrations constituent un indicateur indirect mais particulièrement révélateur de défaillances mécaniques potentielles au sein du véhicule. Elles peuvent résulter de plusieurs anomalies, telles qu'un déséquilibre des pistons ou des arbres à cames, souvent dû à une usure irrégulière ou à un assemblage mécanique incorrect, des supports moteur endommagés incapables d'absorber efficacement les chocs, provoquant ainsi des secousses perceptibles à l'arrêt ou en mouvement, ou encore des problèmes de transmission ou d'embrayage, qui se manifestent par des vibrations cycliques lors des phases d'accélération ou de décélération. Dans le cadre du diagnostic prédictif, l'analyse fréquentielle des signaux vibratoires, obtenue à l'aide de capteurs accélérométriques, est une technique couramment utilisée pour détecter précocement les déséquilibres dynamiques et anticiper les ruptures mécaniques graves, contribuant ainsi à une meilleure planification des opérations de maintenance.

4. Vitesse de rotation (RPM) La vitesse de rotation du moteur, exprimée en tours par minute (RPM), constitue un paramètre essentiel pour surveiller la stabilité et l'efficacité du fonctionnement moteur. Elle permet notamment d'identifier des instabilités au ralenti, généralement causées par des éléments défaillants tels qu'une vanne EGR obstruée, une bougie d'allumage usée, ou une sonde lambda défectueuse perturbant le mélange air-carburant. Par ailleurs, des décrochages ou surrégimes anormaux peuvent survenir lors des phases d'accélération ou de décélération, signalant potentiellement un dysfonctionnement du système d'injection, d'allumage ou de gestion électronique du moteur. Une variation irrégulière supérieure à 200 RPM au ralenti est fréquemment interprétée comme un indicateur précoce de dérèglement, souvent lié à un problème de combustion interne ou à un mauvais équilibrage du mélange air/carburant. Dans ce contexte, les systèmes de diagnostic prédictif basés sur l'IA peuvent jouer un rôle crucial en détectant ces irrégularités de façon anticipée et en orientant les interventions de maintenance vers les causes probables.

5. Tension de la batterie Dans les véhicules thermiques et hybrides, le maintien d'une tension électrique stable est indispensable pour garantir le démarrage efficace du moteur, notamment en assurant la puissance nécessaire au démarreur, ainsi que pour le fonctionnement optimal des composants électroniques embarqués, tels que les calculateurs, les capteurs et les dispositifs de surveil-

lance. Une chute de tension anormale peut indiquer soit une batterie en fin de cycle de vie, soit un alternateur défaillant, incapable de recharger correctement le système. Cette baisse affecte directement la fiabilité des diagnostics électroniques, pouvant entraîner l'apparition de pannes fantômes ou d'erreurs intermittentes.

Dans le cas des véhicules électriques, où l'énergie électrique constitue la source principale de propulsion, la gestion intelligente de la tension devient cruciale. Elle permet de prévenir les défaillances prématurées des composants sensibles tels que

6. Consommation de carburant Une augmentation non justifiée de la consommation peut révéler :

Un injecteur défectueux : débit excessif ou encrassement.

Un capteur de débit d'air (MAF) erroné : qui dérègle le ratio air/carburant.

Un filtre à air bouché : appauvrissant le mélange.

Les algorithmes ML peuvent identifier ces anomalies en analysant des profils de consommation et en les comparant à des modèles de référence selon le style de conduite et les conditions climatiques.

-Remarque importante : La densité temporelle des données (chaque seconde ou milliseconde) permet une analyse fine des évolutions dynamiques, utile notamment dans les réseaux neuronaux récurrents comme les LSTM.

2.2.1.2 Les historiques de maintenance et événements passés

Les bases de données issues des interventions passées des véhicules constituent un deuxième socle informationnel majeur. Ces historiques sont généralement centralisés dans des logiciels de gestion technique, ou transmis par des lecteurs OBD connectés.

Parmi les informations exploitables, on trouve :

1. Les dates d'interventions passées : utiles pour modéliser les durées de vie moyennes des pièces.

2. Les types de pannes détectées : classification des défauts mécaniques, électriques ou électroniques.

3. Les réparations effectuées : suivi des pièces remplacées, des coûts associés et de la fréquence des interventions.

4. Les codes d'erreurs (DTC – Diagnostic Trouble Codes) : langage standardisé utilisé par tous les constructeurs pour identifier les anomalies.

Exemple d'utilisation réelle : Code DTC P0302

Prenons l'exemple du code P0302, très courant dans le diagnostic moteur. Ce code indique un problème d'allumage dans le cylindre numéro 2. En lui-même, ce code n'est qu'un symptôme de surface.

Mais lorsqu'il est corrélé avec d'autres paramètres mesurés par les capteurs par exemple :

1. Une hausse significative des vibrations,

2. Une baisse de la puissance moteur,

3. Une consommation accrue de carburant,

— le modèle intelligent peut inférer une cause probable plus profonde, telle qu'une bougie d'allumage défaillante, un injecteur partiellement bouché, ou un problème de compression dans la chambre de combustion.

Les modèles de Machine Learning, entraînés sur des milliers de cas similaires, sont capables de reconnaître ces patterns et d'alerter bien avant que la panne ne devienne critique.

2.2.1.3 Avantage concret :

Grâce à cette capacité à croiser les données contextuelles et historiques, le système de diagnostic prédictif peut déclencher une alerte précoce et recommander une intervention ciblée, réduisant le coût et le temps d'immobilisation.

Type de donnée	Source	Exemples	Utilité
Données capteurs (IoT)	Véhicules connectés	Température, pression, vibrations, vitesse	Détection des anomalies physiques en temps réel
Codes d'erreurs (DTC)	Calculateur moteur / OBD-II	P0302, P0171, P0401…	Identification standardisée des défaillances
Historique de maintenance	Centres techniques / garages	Dates, réparations effectuées	Apprentissage à partir de pannes antérieures
Données externes contextuelles	GPS, météo, usage du véhicule	Température extérieure, habitudes de conduite	Ajustement contextuel des prédictions
Modèle	Type d'apprentissage	Avantages	Limites
Arbre de décision	Supervisé	Interprétable, rapide	Risque de surapprentissage
Forêt aléatoire	Supervisé	Haute précision, robuste	Moins interprétable
SVM	Supervisé	Bon pour données non linéaires	Coût computationnel élevé pour grands ensembles
k-means	Non supervisé	Regroupement automatique	Sensible à l'échelle des données
Auto-encodeur	Non supervisé	Détection d'anomalies sans étiquettes	Moins interprétable, nécessite beaucoup de données

Table 2.1: Types de données utilisées dans le diagnostic prédictif

2.2.1.4 Analyse du tableau – Types de données et leur utilité dans le diagnostic prédictif

Le tableau ci-dessus présente une synthèse claire et fonctionnelle des principales sources de données utilisées dans un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA. Chaque type de donnée joue un rôle complémentaire dans la construction d'un modèle robuste, fiable et adaptatif [12].

1. Données capteurs (IoT) Source : Véhicules connectés équipés de capteurs embarqués.

Exemples : Température du moteur, pression d'huile, vibrations mécaniques, vitesse de rotation.

Rôle : Ces données représentent la colonne vertébrale du système de diagnostic prédictif. Grâce à leur fréquence élevée (données en temps réel), elles permettent de capturer les anomalies physiques immédiates avant même que les symptômes ne deviennent visibles.

Impact sur les modèles IA : Les algorithmes comme les réseaux neuronaux récurrents (LSTM) peuvent exploiter ces séries temporelles pour prédire des défaillances imminentes avec une grande précision.

2. Codes d'erreurs (DTC) Source : Calculateur moteur (ECU), via interface OBD-II.

Exemples : P0302 (raté d'allumage cylindre 2), P0171 (mélange pauvre), P0401 (EGR insuffisant).

Rôle : Les DTC offrent un langage standardisé pour identifier rapidement la nature d'un dysfonctionnement. Bien que souvent déclenchés a posteriori, ils servent de label ou cible pour entraîner les modèles supervisés (ex. : Random Forest, SVM).

Complémentarité avec les capteurs : Un code comme P0302 devient plus significatif lorsqu'il est corrélé à des données de vibration anormale ou de perte de puissance.

3. Historique de maintenance Source : Centres de réparation, ateliers, bases de données internes aux flottes.

Exemples : Dates des interventions, types de réparations, pièces remplacées.

Rôle : Ces données permettent une apprentissage statistique des cycles de défaillance. En analysant la fréquence des réparations ou la durée de vie moyenne de certains composants, les modèles peuvent anticiper les pannes récurrentes.

Utilité concrète : Un système prédictif peut estimer qu'un injecteur est susceptible de tomber en panne après 90 000 km, en fonction de son historique.

4. Données externes contextuelles Source : GPS embarqué, météo locale, historique de conduite.

Exemples : Température ambiante, altitude, habitudes de freinage ou d'accélération.

Rôle : Elles enrichissent les données mécaniques en ajoutant un contexte opérationnel. Deux véhicules identiques peuvent présenter des comportements différents selon qu'ils circulent en climat froid ou dans une zone montagneuse.

Avantage pour les modèles IA : Les algorithmes adaptatifs (ex. : modèles bayésiens) peuvent ajuster les seuils d'alerte dynamiquement en tenant compte de ces variables contextuelles.

Conclusion de l'analyse : Ce tableau met en lumière l'importance d'une approche multisource dans le diagnostic prédictif Les capteurs fournissent la matière brute,Les codes DTC structurent les anomalies,L'historique enrichit l'expérience passée, et le contexte externe affine les prédictions.

Un système performant combine ces quatre dimensions pour proposer des diagnostics intelligents, personnalisés et fiables, tout en réduisant les erreurs humaines et les temps d'intervention.

2.2.2 Prétraitement des données

Avant d'entraîner un modèle de prédiction des pannes dans le cadre de la maintenance prédictive des véhicules, il est indispensable de procéder à un prétraitement rigoureux des données brutes. Cette phase conditionne directement la performance, la fiabilité et la robustesse du modèle développé. Elle se décline en plusieurs étapes clés :

2.2.2.1 Nettoyage des données

Le nettoyage vise à éliminer les imperfections présentes dans les données collectées à partir des capteurs embarqués, des journaux de diagnostic (DTC), ou des historiques de maintenance. Il comprend :

- La suppression des doublons : les enregistrements identiques peuvent biaiser l'apprentissage du modèle en renforçant artificiellement certaines corrélations.
- La correction des erreurs de saisie : par exemple, des valeurs incohérentes (ex. température moteur à -200℃) [3] ou des fautes typographiques (ex. "electriqe" au lieu de "électrique") sont détectées et corrigées automatiquement ou manuellement.
- Le filtrage des valeurs aberrantes : il s'agit d'éliminer les points de données anormalement éloignés de la distribution normale, souvent dus à des défauts de capteurs ou à des conditions extrêmes.

2.2.2.2 Gestion des valeurs manquantes

Les données manquantes sont fréquentes dans les environnements industriels et embarqués. Leur traitement adéquat évite les biais d'entraînement :

Méthodes statistiques simples : imputation par la moyenne, la médiane ou le mode selon le type de variable [13].

Méthodes avancées : recours à des algorithmes comme k-Nearest Neighbors (k-NN), les modèles bayésiens, ou encore l'utilisation de modèles prédictifs entraînés pour estimer les valeurs manquantes.

2.2.2.3 Normalisation et standardisation

Les algorithmes d'apprentissage automatique comme les SVM ou k-means sont sensibles à l'échelle des données. Pour assurer une contribution équitable de chaque variable :

La normalisation (min-max scaling) : elle transforme les données pour qu'elles se situent dans un intervalle commun, souvent [0,1].

La standardisation (z-score) : elle centre les données autour de la moyenne et les ramène à une variance unitaire, ce qui est utile lorsque la distribution suit une loi normale.

2.2.2.4 Étiquetage des données (Labelisation)

Dans le cadre d'un apprentissage supervisé, il est impératif de disposer d'un jeu de données annoté :

Chaque enregistrement est associé à une étiquette représentant le type de panne : défaillance électrique, mécanique, électronique, hydraulique, etc.

Ce travail d'annotation peut se faire manuellement par des experts en maintenance, ou automatiquement via des systèmes de diagnostic embarqués.

Remarque : Ces étapes sont particulièrement critiques dans le contexte des véhicules modernes où la complexité électronique et logicielle rend les données massives, hétérogènes et souvent bruitées. Une mauvaise préparation peut entraîner une perte de précision importante, voire des décisions de maintenance erronées.

2.2.3 Importance de la qualité des données

La qualité des données constitue un facteur déterminant dans la performance globale d'un système de diagnostic prédictif. Même les algorithmes les plus avancés, dotés de puissantes capacités d'apprentissage, ne peuvent produire des résultats fiables que si les données d'entrée sont complètes, cohérentes, pertinentes et représentatives de la réalité opérationnelle du véhicule. À l'inverse, des données bruitées, c'est-à-dire contenant des erreurs, des valeurs aberrantes ou des incohérences de mesure, peuvent induire en erreur les modèles, générant ainsi des prédictions biaisées. De même, des ensembles de données incomplets (par exemple avec des capteurs défaillants ou des valeurs manquantes) risquent de compromettre l'apprentissage du modèle et sa capacité de généralisation [14].

Un autre enjeu majeur est le déséquilibre des classes, fréquent dans les jeux de données liés à la maintenance prédictive. En effet, certaines défaillances graves mais rares, comme celles affectant le système de freinage, sont peu représentées statistiquement. Lors de l'analyse d'un jeu de données réel comprenant plus de 1 000 véhicules, il a été observé que les pannes critiques ne représentaient que 3 % des cas. Si ce déséquilibre n'est pas traité par des techniques appropriées telles que le sur-échantillonnage des classes minoritaires, le sous-échantillonnage des classes majoritaires, ou l'ajustement du poids des classes dans la fonction de coût, le modèle risque de minimiser l'importance de ces défaillances critiques et de ne pas les détecter efficacement.

Finallement garantir une qualité élevée des données, tant sur le plan de l'intégrité que de la distribution statistique, est une condition préalable essentielle à la fiabilité du diagnostic prédictif automatisé. Cela implique non seulement un traitement rigoureux en amont (nettoyage, normalisation, imputation), mais aussi une stratégie de gestion des déséquilibres lors de l'apprentissage.

2.3 Modèles de Machine Learning pour le diagnostic des défaillances

Le Machine Learning (ML) offre une approche puissante pour identifier, classifier et prédire les défaillances des véhicules à partir de données complexes. En fonction de la nature des données et des objectifs d'analyse, différentes familles d'algorithmes peuvent être utilisées, allant de l'apprentissage supervisé à l'apprentissage non supervisé, voire par renforcement

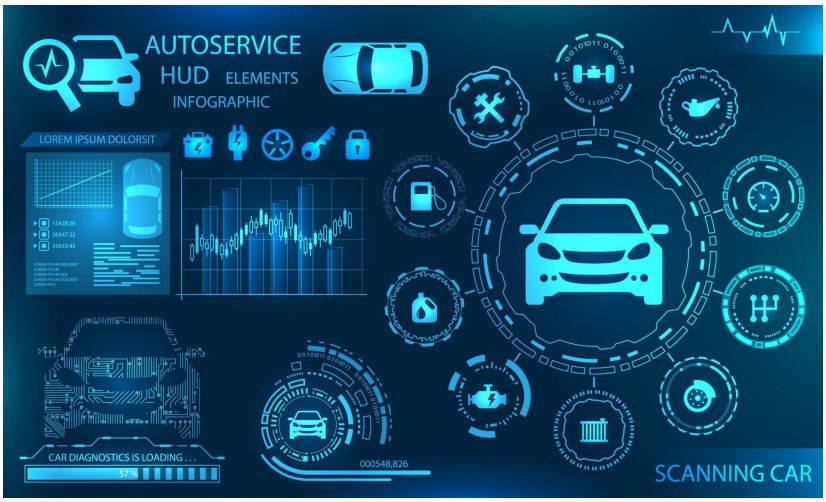


Figure 2.2: Modèles de Machine Learning pour le diagnostic intelligent des défaillances automobiles

2.3.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé occupe une place centrale dans le cadre du diagnostic prédictif appliqué aux véhicules. Il consiste à entraîner des modèles à partir d'un jeu de données étiqueté, c'est-à-dire contenant des exemples de situations connues associées à leurs causes ou classes de pannes. Grâce à cette approche, les algorithmes peuvent apprendre à reconnaître des schémas caractéristiques correspondant à des défaillances spécifiques. Parmi les méthodes les plus couramment utilisées, on retrouve tout d'abord les arbres de décision, qui permettent de modéliser des règles simples et logiques (par exemple : si la température moteur dépasse 100 ℃ et que la pression d'huile est inférieure à un certain seuil, alors il y a un risque de surchauffe). Bien que faciles à interpréter, ces modèles sont parfois sensibles au surapprentissage, ce qui a conduit au développement des forêts aléatoires (Random Forests)[7]. Celles-ci combinent plusieurs arbres de décision pour renforcer la robustesse du système, améliorer la précision globale du diagnostic et mieux gérer les données hétérogènes souvent issues de véhicules connectés. Une autre approche puissante est celle des machines à vecteurs de support (SVM), particulièrement adaptées aux problèmes de classification binaire (panne vs. non-panne). Ces modèles sont réputés pour leur efficacité à distinguer des variations subtiles dans les signaux capteurs, comme les micro-oscillations enregistrées dans les capteurs de vibration.

Exemple concret : Une étude appliquée aux moteurs diesel a montré qu'un modèle SVM, entraîné sur les signaux du capteur de cliquetis (knock sensor), a permis d'anticiper une défaillance d'injecteur avec un taux de précision de 92 %, bien

2.3.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est une approche précieuse dans les situations où les données collectées ne disposent pas d'étiquettes explicites ou de classifications préalables. Contrairement à l'apprentissage supervisé, cette méthode permet aux modèles de découvrir des structures cachées ou des schémas émergents dans les données sans connaissance a priori des catégories de pannes. Elle est donc particulièrement adaptée à la détection d'anomalies inconnues ou à l'identification de comportements atypiques dans le fonctionnement des véhicules [14,15].

Parmi les techniques les plus utilisées figure le clustering, avec des algorithmes comme k-means ou DBSCAN, qui regroupent automatiquement les observations similaires selon leurs caractéristiques. Par exemple, un ensemble de véhicules affichant des profils de vibration anormale mais proches les uns des autres peut être identifié comme un groupe à risque nécessitant une inspection ciblée. Cette méthode est utile pour la segmentation de flotte, la priorisation des interventions ou encore la détection précoce d'unités défectueuses.

Une autre méthode clé est la détection d'anomalies, basée sur des approches statistiques ou algorithmiques comme l'analyse en composantes principales (PCA) ou les modèles de densité. Ces techniques permettent d'identifier des points de données éloignés du comportement normal, révélateurs d'un dysfonctionnement potentiel.

Cas pratique : L'application de l'algorithme de clustering sur un jeu de données provenant de 5 000 véhicules a permis d'identifier un sous-groupe spécifique caractérisé par une élévation anormale de la température moteur à l'arrêt. Cette anomalie, initialement non signalée par les systèmes classiques, a révélé l'existence d'un problème récurrent de ventilateurs défectueux, commun à l'ensemble du groupe concerné. Une telle découverte n'aurait pas été possible sans l'intervention d'un modèle non supervisé, capable de détecter des patterns émergents sans supervision humaine.

2.3.3 Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning)

Bien que moins répandu dans le domaine du diagnostic automobile comparé aux approches supervisées ou non supervisées, l'apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning – RL) représente une voie prometteuse et innovante pour la conception de systèmes intelligents adaptatifs. Cette méthode repose sur un principe d'apprentissage par interaction un agent intelligent explore un environnement, effectue des actions (par exemple : ajuster un seuil de diagnostic, déclencher une alerte…) et reçoit en retour un signal de récompense ou de pénalité en fonction de la pertinence de ses décisions [16].

Contrairement aux modèles statiques, un système basé sur le RL n'est pas uniquement entraîné à partir de données historiques, mais apprend continuellement à partir de ses propres expériences. Il affine progressivement sa stratégie décisionnelle en maximisant les récompenses accumulées, ce qui le rend idéal pour des environnements dynamiques et complexes comme celui des véhicules connectés.

Application potentielle : Imaginons un système de diagnostic embarqué capable de réajuster en temps réel ses seuils d'alerte (par exemple : température moteur, tension batterie, taux de vibration) en fonction des retours d'expérience collectés auprès de centres de maintenance. Si une alerte déclenchée s'avère justifiée par une panne réelle, le système renforce ce comportement. À l'inverse, une fausse alerte conduit à réviser la politique de déclenchement. Ce processus permet au modèle d'optimiser la précision de ses prédictions au fil du temps, réduisant ainsi les faux positifs et améliorant la confiance des utilisateurs.

Bien que cette approche soit encore en phase expérimentale dans l'industrie automobile, notamment en raison des défis liés à la complexité des environnements et au besoin de simulations réalistes, elle ouvre la voie à des systèmes de diagnostic auto-apprenants, capables de s'adapter de manière autonome aux évolutions du véhicule, de son environnement et de son usage.

Modèle	Type d'apprentissage	Avantages	Limites
Arbre de décision	Supervisé	nterprétable, rapide	Risque de surapprentissage
Forêt aléatoire	Supervisé	Haute précision, robuste |	Moins interprétable
SVM	Bon pour données non linéaires	Bon pour données non linéaires	Coût computationnel élevé pour grands ensembles
k-means	Non supervisé	Regroupement automatique	Sensible à l'échelle des données
Auto-encodeur	Non supervisé	Détection d'anomalies sans étiquettes	Moins interprétable, nécessite beaucoup de données

Table 2.2: Comparaison des modèles de Machine Learning

2.3.3.1 Analyse comparative des modèles d'apprentissage pour la maintenance prédictive

Le tableau ci-dessous présente une comparaison synthétique entre différents modèles d'apprentissage automatique pouvant être utilisés dans un système de maintenance prédictive des véhicules. Chaque modèle est évalué selon son type d'apprentissage, ses avantages, ainsi que ses limites :

Arbre de décision (Decision Tree) Type d'apprentissage : supervisé

Avantages :

Très interprétable, ce qui facilite la compréhension des décisions du modèle par les techniciens et ingénieurs.

Rapide à entraîner et adapté aux petits jeux de données.

Limites :

Forte tendance au surapprentissage (overfitting), surtout lorsque l'arbre devient trop complexe ou profond, ce qui affecte la généralisation sur de nouvelles données.

Forêt aléatoire (Random Forest) Type d'apprentissage : supervisé

Avantages :

Haute précision grâce à l'agrégation de plusieurs arbres.

Robuste aux valeurs aberrantes et au bruit dans les données.

Limites :

Moins interprétable qu'un arbre de décision simple, ce qui peut limiter son adoption dans des contextes industriels nécessitant une traçabilité des décisions.

SVM (Support Vector Machine) Type d'apprentissage : supervisé

Avantages :

Efficace pour des données non linéaires, grâce à l'utilisation de noyaux (kernel).

Bon niveau de précision, notamment sur des ensembles de données bien préparés.

Limites :

Coût computationnel élevé, surtout sur de grands volumes de données.

Sensible au choix des paramètres et à l'échelle des variables, ce qui nécessite une normalisation préalable.

k-means Type d'apprentissage : non supervisé

Avantages :

Permet le regroupement automatique des observations en clusters, utile pour détecter des comportements ou états similaires.

Facile à implémenter et rapide sur des jeux de données de taille moyenne.

Limites :

Très sensible à l'échelle des données, d'où la nécessité d'une normalisation rigoureuse.

Le nombre de clusters doit être défini à priori, ce qui n'est pas toujours évident.

Auto-encodeur (Autoencoder) Type d'apprentissage : non supervisé

Avantages :

Capable de détecter des anomalies sans étiquettes, ce qui est précieux quand les données de pannes sont rares ou incomplètes.

Permet l'apprentissage de représentations compressées des données (feature learning).

Limites :

Moins interprétable, car basé sur des architectures de réseaux de neurones.

Nécessite de grandes quantités de données pour être efficace, ce qui peut poser problème dans des environnements industriels réels.

Conclusion Chaque modèle présente des avantages stratégiques selon le contexte :

Pour un diagnostic interprétable et rapide, l'arbre de décision est pertinent.

Pour des performances élevées et une robustesse accrue, la forêt aléatoire est plus appropriée.

Les SVM sont idéals pour les données complexes et non linéaires, bien que coûteux en ressources.

Les modèles non supervisés comme k-means ou les auto-encodeurs sont cruciaux lorsqu'il y a peu ou pas d'étiquettes disponibles, notamment dans la détection d'anomalies.

Le choix du modèle dépend donc du type de données disponibles, du besoin d'interprétabilité, et des ressources informatiques allouées au projet.

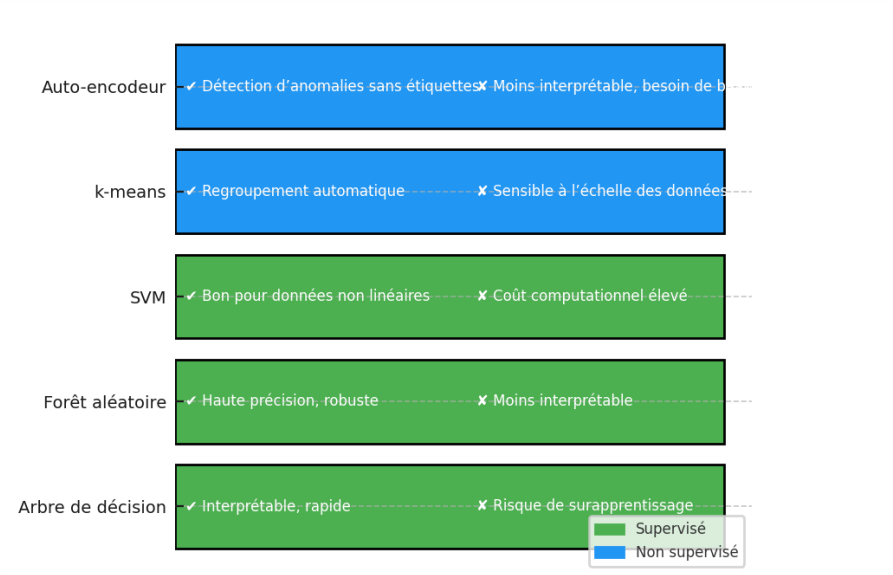


Figure 2.3: Visualisation des caractéristiques des modèles de Machine Learning pour le diagnostic prédictif

2.4 Modèles de Deep Learning pour le diagnostic des véhicules

Le Deep Learning (DL), sous-ensemble du Machine Learning, est particulièrement adapté au traitement de données complexes et massives issues des systèmes embarqués des véhicules. Grâce à ses architectures neuronales profondes, il permet de modéliser des relations non linéaires et de détecter des patterns subtils qui échappent souvent aux méthodes classiques [17].

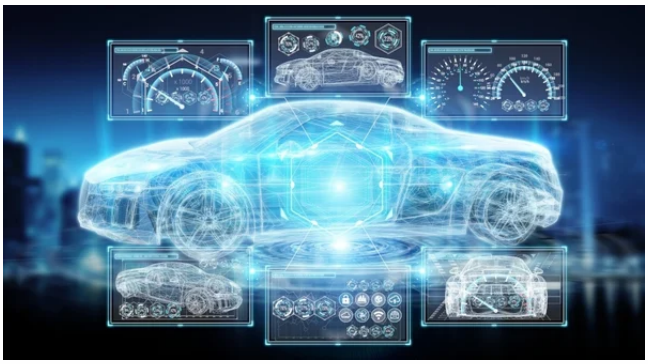


Figure 2.4: Applications du Deep Learning au diagnostic prédictif des pannes dans les véhicules

2.4.1 Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

Les réseaux neuronaux convolutifs (Convolutional Neural Networks – CNN) constituent une catégorie spécifique de modèles de Deep Learning particulièrement performants pour le traitement de données visuelles ou structurées spatialement. Leur architecture hiérarchique, inspirée du fonctionnement du cortex visuel biologique, leur permet de capter des motifs locaux (edges, textures, formes…) et de construire progressivement une compréhension globale de l'image ou du signal analysé.

Dans le contexte du diagnostic automobile, les CNN sont largement utilisés pour l'analyse automatique des images issues des caméras embarquées. Ces systèmes de vision sont intégrés à divers dispositifs tels que :

- Les systèmes d'inspection des freins (pour repérer l'usure irrégulière des plaquettes),
- Le contrôle visuel des pneus (fissures, déformations, sous-gonflage),
- La détection de dommages au niveau de la carrosserie (impacts, rayures, corrosion) dans les véhicules autonomes ou lors d'un contrôle technique.

Au-delà des images RGB classiques, les CNN peuvent aussi être appliqués à des images thermiques ou infrarouges, permettant de détecter des anomalies invisibles à l'œil nu comme des zones de surchauffe anormale ou des pertes thermiques.

Exemple réel : Un réseau CNN a été entraîné à partir d'un ensemble d'images thermiques de moteurs en fonctionnement, dans le but de détecter automatiquement des dysfonctionnements de radiateurs ou de circuits de refroidissement. Le modèle a réussi à identifier avec une précision de 95 % les zones de surchauffe localisées, permettant ainsi une intervention préventive ciblée avant la détérioration du moteur.

Grâce à leur capacité d'extraction automatique de caractéristiques pertinentes sans nécessiter d'ingénierie manuelle, les CNN se positionnent aujourd'hui comme un outil indispensable pour le diagnostic assisté par image dans l'industrie automobile.

2.4.2 Réseaux neuronaux récurrents (RNN et LSTM)

Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) représentent une famille de modèles de Deep Learning spécifiquement conçus pour le traitement des données séquentielles ou temporelles, c'est-à-dire des données dont l'ordre chronologique est essentiel pour la compréhension du phénomène observé. Contrairement aux architectures classiques de type feedforward, les RNN disposent de boucles internes leur permettant de mémoriser les états précédents et d'intégrer la dimension temporelle dans leurs prédictions.

Dans le domaine du diagnostic prédictif automobile, cette capacité est particulièrement précieuse pour analyser les signaux continus issus des capteurs embarqués : vibrations moteur, pression d'huile, température, tension de batterie, etc. De plus, les RNN sont très efficaces pour interpréter des séquences d'événements, comme les déclenchements successifs de codes DTC, qui peuvent révéler des pannes récurrentes ou des combinaisons de symptômes avant-coureurs.

Parmi les variantes les plus avancées des RNN,[5] on trouve les réseaux LSTM (Long Short-Term Memory), qui sont capables de gérer à la fois les dépendances à court et à long terme dans les séries temporelles. Cette capacité est cruciale pour le diagnostic automobile, car certaines anomalies mécaniques ou électroniques ne se manifestent qu'après un certain nombre de cycles ou de conditions précises.

Cas pratique : Un modèle LSTM a été appliqué à l'analyse de données de pression hydraulique dans le système de freinage d'une flotte de véhicules. En identifiant des micro-variations récurrentes et des tendances faibles dans la baisse de pression, le modèle a pu prédire avec précision des défaillances majeures jusqu'à 10 jours avant leur apparition effective, permettant ainsi une planification proactive de la maintenance.

Grâce à leur capacité à apprendre les dynamiques temporelles complexes, les LSTM s'imposent comme des outils de référence pour le monitoring intelligent en temps réel, en particulier dans les véhicules connectés ou autonomes.

2.4.3 Auto-encodeurs

Les auto-encodeurs sont une classe de réseaux neuronaux non supervisés conçus pour apprendre une représentation comprimée (encodée) des données d'entrée, puis tenter de les reconstruire aussi fidèlement que possible à la sortie. Cette structure, composée d'un encodeur et d'un décodeur, est particulièrement utile lorsque les données d'entrée sont de grande dimension, comme c'est le cas dans les systèmes embarqués de véhicules modernes.

Dans le contexte du diagnostic prédictif automobile, les auto-encodeurs jouent un rôle central dans deux aspects fondamentaux :

D'une part, ils permettent une réduction efficace de la dimensionnalité des données issues de capteurs très denses (certains véhicules connectés disposent de plus de 100 capteurs actifs en simultané). Cette compression permet aux algorithmes de mieux traiter l'information sans être noyés dans la complexité brute.

D'autre part, leur utilité la plus stratégique réside dans la détection d'anomalies. En effet, un auto-encodeur entraîné sur des données de fonctionnement « normal » apprend à les reconstruire avec une

2.4.4 Avantages et défis du Deep Learning

3.4 Avantages et défis du Deep Learning

L'utilisation du Deep Learning (DL) dans le domaine du diagnostic prédictif des véhicules offre des perspectives prometteuses grâce à sa capacité à modéliser des relations complexes et non linéaires entre des données hétérogènes issues de capteurs, d'historique de maintenance et d'images

embarquées. Toutefois, cette approche puissante s'accompagne également de contraintes techniques et opérationnelles qu'il convient de prendre en compte pour une mise en œuvre efficace et durable.

Avantages du Deep Learning

Excellente capacité de généralisation : Les modèles de DL, notamment les réseaux profonds comme CNN ou LSTM,[4] sont capables d'apprendre des représentations abstraites et robustes à partir de très grands ensembles de données. Cela les rend adaptés aux contextes où la complexité des signaux ou des interactions dépasse les capacités des méthodes traditionnelles.

Extraction automatique des caractéristiques : Contrairement aux modèles de Machine Learning classiques qui nécessitent souvent une ingénierie manuelle des variables (feature engineering), les réseaux de Deep Learning apprennent eux-mêmes les caractéristiques discriminantes, ce qui accélère le développement de modèles et permet d'exploiter efficacement des données brutes, comme les images, les séries temporelles ou les spectres vibratoires.

Défis associés au Deep Learning

Besoins élevés en données annotées : Les réseaux profonds nécessitent de grands volumes de données de qualité, idéalement bien labellisées, pour atteindre leur plein potentiel. Dans le domaine automobile, la constitution de tels ensembles peut s'avérer coûteuse, chronophage et dépendante de partenariats industriels solides.

Coût computationnel élevé : L'entraînement des modèles DL exige des ressources matérielles importantes (unités GPU/TPU, mémoire vive), en particulier lorsque l'on travaille avec des données haute fréquence ou des modèles complexes. Cela peut représenter un obstacle pour une intégration embarquée en temps réel.

Problème d'interprétabilité : Les modèles de Deep Learning sont souvent décrits comme des "boîtes noires", car il est difficile d'expliquer précisément pourquoi une décision a été prise. Cela peut poser des problèmes en matière de confiance, de traçabilité et de validation réglementaire, notamment dans les secteurs sensibles comme l'automobile.

En résumé, le Deep Learning constitue un levier stratégique puissant pour le diagnostic intelligent des véhicules, à condition de relever les défis liés à la qualité des données, aux ressources disponibles et à l'interprétation des résultats. L'avenir du secteur semble se diriger vers des architectures hybrides, combinant la performance du DL avec la lisibilité des approches plus explicables.

2.5 Développement d'un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA



Figure 2.5: Architecture d'un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA

Le développement d'un système de diagnostic prédictif intelligent pour les véhicules repose sur l'intégration harmonieuse des données, des modèles d'IA, et des mécanismes de décision automatisée. L'objectif est de détecter, anticiper et prévenir les défaillances de manière proactive, tout en optimisant les performances du contrôle technique.

2.5.1 Architecture fonctionnelle du système

Le développement d'un système complet de diagnostic prédictif repose sur une architecture modulaire, conçue pour assurer l'acquisition, le traitement, l'analyse et la restitution des données de manière fluide, robuste et évolutive. Chaque module joue un rôle spécifique dans la chaîne de valeur, depuis la collecte des signaux jusqu'à la génération d'alertes ou de recommandations exploitables.

2.5.1.1 Module d'acquisition de données

Ce module constitue le point d'entrée du système. Il est chargé de la collecte en temps réel des données issues des capteurs embarqués dans le véhicule. Ces capteurs, relevant de l'univers de l'Internet des objets (IoT), mesurent divers paramètres essentiels : température moteur, pression d'huile, vibrations mécaniques, tension batterie, vitesse de rotation, consommation de carburant, etc.

En parallèle, ce module s'interface également avec :

- les bases de données historiques, contenant les interventions de maintenance antérieures,
- les codes d'erreurs standardisés (DTC)[6] issus du calculateur moteur (via OBD-II ou interfaces CAN).
- L'objectif est de centraliser toutes les informations brutes nécessaires à la modélisation du comportement mécanique et électronique du véhicule.

2.5.1.2 Module de traitement et de prétraitement des données

Une fois les données collectées, elles doivent être nettoyées, normalisées et transformées afin de pouvoir être exploitées efficacement par les algorithmes de prédiction. Cette étape de prétraitement comprend notamment :

- L'élimination des valeurs manquantes ou aberrantes,
- La mise à l'échelle (scaling) des variables numériques,
- La gestion du déséquilibre des classes (dans le cas de pannes rares),
- La transformation des données catégorielles en format numérique (one-hot encoding, label encoding…).
- Le traitement est souvent réalisé à l'aide de bibliothèques comme NumPy, Pandas et Scikit-learn, intégrées dans des pipelines automatisés.

2.5.1.3 Module d'analyse intelligente (moteur IA)

Cœur du système, ce module héberge les modèles d'intelligence artificielle utilisés pour le diagnostic proprement dit. Selon la nature et le type des données, on peut y intégrer des modèles de Machine Learning supervisé (Random Forest, SVM, XGBoost…) pour la classification de pannes connues ou la prédiction de risques imminents,des modèles non supervisés (clustering, auto-encodeurs) pour la détection d'anomalies inconnues,des modèles de Deep Learning (CNN, LSTM) pour traiter des données visuelles, temporelles ou complexes.

Ce moteur IA est responsable de l'analyse comportementale du véhicule, du repérage des signaux faibles annonciateurs d'une panne, et de l'émission de diagnostics prédictifs avec un score de confiance.

2.5.1.4 Interface de visualisation et de gestion des alertes

Le dernier maillon de la chaîne est l'interface utilisateur, qui permet de restituer les résultats du diagnostic sous une forme claire, exploitable et visuellement intuitive. Elle peut prendre la forme d'un tableau de bord interactif à code couleur (vert = normal, orange = à surveiller, rouge = critique),d'une application mobile ou web permettant un suivi à distance,d'un système d'alertes automatiques envoyées par SMS, e-mail ou intégrées dans le système de bord du véhicule.

Cette interface peut également inclure des recommandations de maintenance personnalisées, basées sur l'analyse des défaillances détectées, le profil d'usage du conducteur ou l'historique du véhicule.

Exemple réel d'implémentation

Des solutions industrielles avancées, comme Bosch Predictive Diagnostics ou les scanners OBD-II intelligents, reposent sur des architectures similaires. Ces systèmes permettent de prédire en temps réel des pannes critiques du moteur, des boîtes de vitesses ou des batteries, en exploitant un ensemble de modules interconnectés et alimentés en continu par des données embarquées et cloud. Cette approche modulaire garantit non seulement une meilleure adaptabilité aux différents types de véhicules, mais aussi une scalabilité technique permettant un déploiement progressif, de la flotte pilote à l'ensemble d'un parc automobile.

2.5.2 Intégration dans un contrôle technique automatisé

L'automatisation du contrôle technique à l'aide de l'IA implique :

La connectivité directe entre le véhicule et le centre de contrôle : via des boîtiers OBD-II connectés à internet (IoT), transmettant les données au système central.

L'évaluation automatisée de l'état du véhicule avant même son arrivée au centre.

La génération automatique de rapports de conformité ou de défauts.

Cela permet non seulement de gagner du temps, mais aussi de fiabiliser le processus en éliminant l'erreur humaine.

Module	Fonction principale	Technologies associées
Acquisition de données	Collecte des signaux du véhicule	IoT, capteurs CAN, OBD-II
Prétraitement	Nettoyage, normalisation, gestion des valeurs manquantes	Pandas, NumPy, Scikit-learn
Moteur d'analyse (IA/ML)	Détection et prédiction des pannes	Random Forest, CNN, LSTM
Interface utilisateur / alerte	Affichage des diagnostics, alertes de maintenance	Dashboard web/mobile, notifications automatiques

Table 2.3: Architecture typique d'un système de diagnostic prédictif

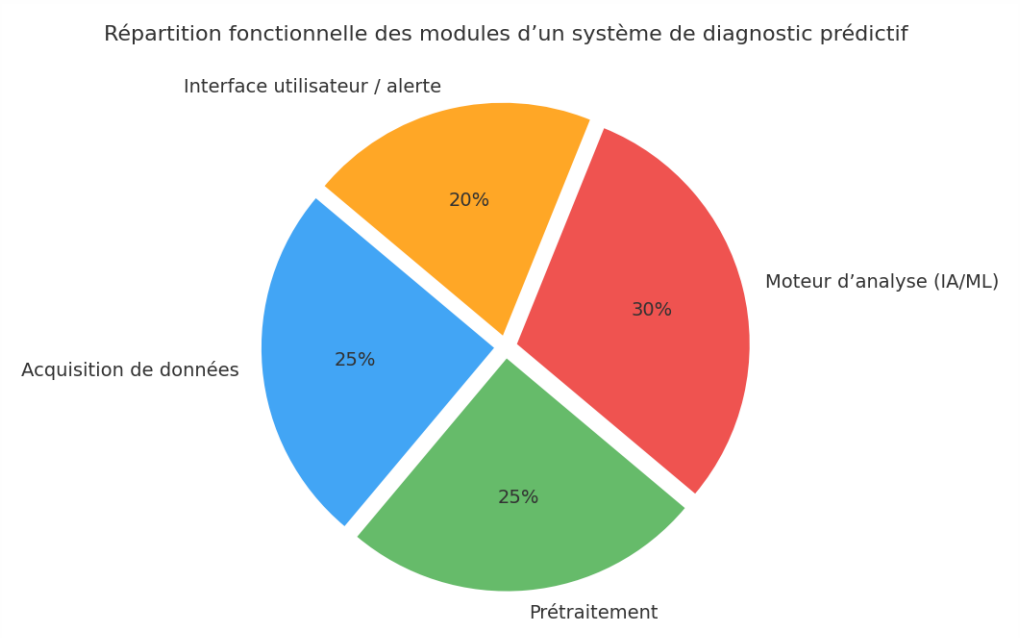


Figure 2.6: Répartition fonctionnelle des modules dans un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA

2.5.3 Avantages concrets du système développé

L'implémentation d'un système de diagnostic prédictif intelligent dans le domaine automobile présente une série d'avantages concrets et mesurables, tant sur le plan technique qu'économique et opérationnel. Ces bénéfices, observés à travers des applications réelles, justifient l'adoption croissante de l'intelligence artificielle dans les processus de maintenance et de contrôle technique.

L'un des bénéfices majeurs réside dans l'amélioration significative de la précision du diagnostic. En analysant en continu les signaux issus des capteurs embarqués (vibrations, température, pression, etc.), le système est capable de détecter des défaillances naissantes ou intermittentes, souvent invisibles lors des inspections classiques. Cela permet d'agir en amont, avant que la panne ne devienne critique, réduisant ainsi les risques de dysfonctionnement en circulation.

Un autre avantage essentiel concerne le gain de temps opérationnel. Grâce à l'automatisation de la collecte, du traitement et de l'analyse des données, le système réduit considérablement le temps nécessaire pour diagnostiquer une panne. Alors qu'une inspection manuelle peut prendre plusieurs dizaines de minutes, voire plus en cas de tests approfondis, le diagnostic assisté par IA peut être généré en quelques secondes, avec un niveau de détail supérieur.

Du point de vue économique, l'impact est tout aussi notable. La réduction des coûts s'explique par la capacité du système à anticiper les pannes majeures, ce qui permet de limiter les réparations lourdes, les remplacements de pièces coûteuses, et surtout les périodes d'immobilisation du véhicule. En intervenant de manière proactive, les gestionnaires de flotte peuvent optimiser leurs budgets de maintenance et allonger la durée de vie utile des composants critiques.

En parallèle, le système contribue à offrir une meilleure expérience utilisateur. Grâce à des alertes personnalisées, adaptées au comportement du véhicule et à l'historique de son utilisation, le conducteur est informé en temps réel des risques potentiels. Cette approche proactive renforce la confiance dans le véhicule, améliore la planification des interventions, et réduit le stress lié aux pannes imprévues.

Cas pratique : L'intégration d'un système de diagnostic prédictif basé sur l'IA au sein d'une flotte de taxis urbains à Berlin a permis une réduction de 28 % des immobilisations liées aux pannes non anticipées. Cette amélioration s'est traduite par une augmentation de la disponibilité des véhicules, une diminution des coûts de maintenance d'urgence, et une satisfaction accrue des chauffeurs comme des clients.

Ainsi, les avantages concrets du système développé démontrent clairement l'intérêt d'une telle solution pour tout opérateur souhaitant allier performance, fiabilité et durabilité dans la gestion de ses véhicules.

2.5.4 Limites techniques et recommandations

Malgré les avancées significatives apportées par l'intelligence artificielle dans le domaine du diagnostic prédictif des véhicules, la mise en œuvre concrète de ces systèmes soulève plusieurs limites techniques, tant sur le plan opérationnel que sur le plan technologique. La performance globale d'un système de diagnostic intelligent dépend en premier lieu de la qualité, de la diversité et de la représentativité des données utilisées pour l'entraînement et la validation des modèles. Or, dans le contexte industriel réel, ces données peuvent être fragmentées, bruitées, déséquilibrées ou difficilement accessibles, ce qui compromet directement la robustesse du modèle final.

Par exemple, un algorithme entraîné uniquement sur des données issues de conditions de conduite normales aura du mal à identifier des pannes rares ou des défaillances apparaissant dans des environnements extrêmes (haute altitude, températures négatives, conduite agressive, etc.). La standardisation des formats de données, l'accès aux historiques complets de maintenance, et l'intégration cohérente des capteurs sont donc des pré-requis indispensables.

Ensuite, l'implémentation technique d'un système de diagnostic prédictif repose sur plusieurs composantes critiques qui exigent des investissements initiaux conséquents. Il s'agit notamment :

de l'acquisition de capteurs intelligents, capables de mesurer en continu des variables multiples (vibration, température, pression, tension, etc.),

de la mise en place d'une infrastructure de traitement local embarquée (edge computing) ou déportée dans le cloud,

ainsi que de la connectivité fiable et sécurisée entre les véhicules et les plateformes centrales.

Ces exigences matérielles et logicielles peuvent représenter une barrière d'entrée importante, en particulier pour les PME ou les parcs de véhicules anciens non équipés de systèmes électroniques avancés.

D'autre part, la complexité algorithmique des modèles utilisés (ex. : réseaux de neurones profonds, auto-encodeurs, LSTM) nécessite des compétences avancées en science des données, en ingénierie logicielle embarquée, et en cybersécurité, qui ne sont pas toujours disponibles en interne dans les entreprises du secteur automobile ou des centres de contrôle technique traditionnels.

Dans ce contexte, il devient stratégique de recommander une approche progressive, modulaire et évolutive. Plutôt que de viser un déploiement intégral dès le départ, il est préférable de commencer par le développement d'un prototype fonctionnel ou preuve de concept (Proof of Concept). Ce prototype, testé sur une flotte restreinte de véhicules et sur un ensemble de pannes limité, permettra de valider la faisabilité technique, de calibrer les algorithmes, et d'évaluer l'impact réel du système sur la performance de diagnostic.

Une fois cette phase validée, l'intégration peut être progressivement étendue, en incluant davantage de modules (par exemple : intégration d'images thermiques, analyse en temps réel, visualisation interactive), et en augmentant l'échelle de déploiement sur une flotte plus large.

Par ailleurs, pour surmonter les défis liés à l'interprétabilité des modèles d'IA (souvent considérés comme des "boîtes noires"), il est recommandé de privilégier l'utilisation de modèles explicables ou de techniques d'interprétation post hoc (comme LIME, SHAP), afin de fournir aux techniciens et utilisateurs finaux des explications compréhensibles sur les décisions prises par le système.

Enfin, toute démarche de mise en œuvre devrait être accompagnée par :
une formation technique adaptée du personnel,
la mise en place de procédures de validation continue,
et l'intégration d'un cadre éthique et réglementaire clair, notamment pour garantir la protection des données personnelles, la traçabilité des interventions et la conformité aux normes de sécurité en vigueur.

2.6 conclusion

L'analyse développée dans ce chapitre a permis de mettre en évidence le rôle central que joue l'intelligence artificielle dans la transformation des pratiques de diagnostic automobile. Grâce à l'évolution des technologies embarquées et à la disponibilité croissante des données issues des capteurs (IoT), des calculateurs moteurs et des historiques de maintenance, les modèles intelligents sont désormais capables d'identifier, de classifier et d'anticiper les défaillances mécaniques et électroniques avec une précision inégalée.

Nous avons présenté les différentes familles d'algorithmes utilisées selon la nature des données et les objectifs visés :

- l'apprentissage supervisé, adapté à la classification ciblée de pannes connues,
- l'apprentissage non supervisé, efficace pour la détection d'anomalies inconnues,
- l'apprentissage par renforcement, encore en phase exploratoire mais prometteur pour la mise en œuvre de systèmes adaptatifs,
- et les modèles de Deep Learning (CNN, LSTM, auto-encodeurs), capables de traiter des données complexes comme les signaux temporels ou les images embarquées.

L'efficacité de ces approches dépend toutefois de plusieurs facteurs déterminants : la qualité des données (nettoyées, équilibrées, bien étiquetées), la capacité de calcul disponible, l'interprétabilité des résultats, et l'intégration harmonieuse dans les architectures existantes. Les expériences citées

dans ce chapitre, qu'elles soient issues de recherches appliquées ou de cas industriels (Bosch, Toyota, Tesla…), illustrent le potentiel concret de ces technologies en matière de réduction des pannes, de gain de temps, de maîtrise des coûts et d'amélioration de l'expérience utilisateur.

Toutefois, ces avancées ne sont pas exemptes de défis : la nécessité de gérer de grands volumes de données hétérogènes, le besoin de compétences spécialisées, les exigences en infrastructure de traitement et les questions relatives à la sécurité et à la confidentialité.

Ainsi, ce chapitre pose les bases techniques et conceptuelles nécessaires à la compréhension du fonctionnement d'un système de diagnostic prédictif intelligent. Il ouvre naturellement la voie au chapitre suivant, qui sera consacré à l'étude de cas pratiques, aux expérimentations menées et aux résultats obtenus, afin d'évaluer concrètement la pertinence des approches présentées et leur applicabilité dans un contexte réel.

Chapter 3

Études de cas et résultats

3.1 introduction

Après avoir présenté, dans les chapitres précédents, un état de l'art approfondi sur les concepts d'intelligence artificielle appliqués au diagnostic prédictif, ainsi que les architectures techniques sous-jacentes aux systèmes intelligents embarqués, ce troisième chapitre s'attache à valider empiriquement les approches présentées à travers des études de cas réelles, des expérimentations contrôlées, et une analyse comparative structurée des modèles IA.

Dans un contexte industriel en pleine mutation, marqué par la digitalisation croissante des véhicules et l'émergence de la maintenance 4.0, les constructeurs et opérateurs de flotte sont confrontés à de nouveaux défis : comment anticiper les pannes avant qu'elles ne se produisent ? Comment optimiser les interventions sans compromettre la sécurité ? Et surtout, comment tirer parti des masses de données générées en continu par les capteurs embarqués pour améliorer la fiabilité et la rentabilité des opérations ?

C'est dans cette optique que ce chapitre se donne pour mission de tester concrètement l'efficacité de différents modèles d'intelligence artificielle, qu'ils relèvent du Machine Learning classique (Random Forest, SVM, KNN) [3]ou du Deep Learning avancé (LSTM, CNN, auto-encodeurs). Ces modèles seront évalués à partir de données réelles et hétérogènes (signaux temps réel, historiques de maintenance, séquences DTC), avec pour objectif de mesurer leur capacité à :

détecter avec précision les défaillances mécaniques et électroniques,

anticiper les pannes critiques avant qu'elles ne surviennent (fenêtre $\geq$ 48 h),

et répondre dans un délai compatible avec les exigences d'un environnement embarqué (< 20 secondes par diagnostic).

Le chapitre commence par une présentation détaillée des cas d'implémentation réels (Bosch, Toyota, Berlin), qui illustrent la mise en œuvre concrète des technologies IA dans différents contextes (industriel, urbain, constructeur). Il se poursuit par une méthodologie rigoureuse de validation expérimentale, fondée sur des jeux de données structurés et annotés, et se conclut par une analyse comparative chiffrée des performances des modèles, selon plusieurs critères : précision, rappel, temps de traitement et robustesse face à la complexité des signaux.

À travers cette démarche, ce chapitre vise à démontrer que l'intelligence artificielle n'est pas seulement une promesse technologique, mais une réalité opérationnelle capable de transformer durablement les pratiques de maintenance, en s'appuyant sur une démarche prédictive fondée sur les données (data-driven predictive maintenance).

3.2 Études de cas réelles de l'application de l'IA pour le diagnostic des véhicules

Ces dernières années, plusieurs entreprises innovantes ainsi que de grands centres de maintenance automobile ont entrepris le lancement de projets pilotes ou de véritables déploiements à l'échelle industrielle de solutions fondées sur l'intelligence artificielle (IA), spécifiquement conçues pour le diagnostic prédictif des véhicules. Ces initiatives s'inscrivent dans une dynamique mondiale visant à moderniser les approches de maintenance et à répondre aux limitations des méthodes traditionnelles, souvent jugées lentes, coûteuses ou peu précises [18-25].

En effet, les systèmes de diagnostic classiques, basés sur des inspections visuelles manuelles, des procédures normées, ou des lecteurs OBD-II standard, restent très répandus, mais ils présentent plusieurs limites majeures :

- Une dépendance forte à l'expérience humaine,
- Une capacité limitée à détecter les pannes naissantes ou intermittentes,
- Une difficulté à interpréter certains signaux faibles ou contextuels.

À l'inverse, les solutions intégrant l'IA – qu'il s'agisse de modèles de Machine Learning pour la classification, de réseaux neuronaux profonds pour l'analyse de données complexes, ou encore de systèmes auto-apprenants embarqués – permettent d'automatiser l'analyse, de traiter de grands volumes de données capteurs, et d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne deviennent critiques.

Ces expériences concrètes offrent donc un cadre idéal pour mesurer objectivement les apports réels de l'intelligence artificielle : amélioration de la précision du diagnostic, réduction significative des temps d'intervention, baisse des coûts de maintenance, et augmentation de la disponibilité des véhicules. Elles permettent également de comparer, dans des conditions opérationnelles, les performances des systèmes intelligents face aux méthodes conventionnelles, et de tirer des enseignements sur les meilleures pratiques d'implémentation dans le secteur automobile.

3.2.1 Exemples d'implémentation réussie

Le déploiement de solutions fondées sur l'intelligence artificielle (IA) [1]dans le domaine du diagnostic automobile est désormais bien plus qu'un simple concept prospectif. Il s'agit d'une réalité industrielle concrète, déjà appliquée avec succès dans divers environnements professionnels à travers le monde. Ces expériences démontrent non seulement la maturité croissante des technologies IA, mais aussi leur capacité réelle à créer de la valeur ajoutée, tant sur le plan opérationnel que stratégique.

Des entreprises pionnières telles que Bosch, Toyota, ou encore des acteurs innovants de la mobilité urbaine comme certaines flottes de taxis intelligents, ont intégré des systèmes de diagnostic prédictif dans leur chaîne de maintenance. Ces systèmes, reposant sur des modèles de Machine Learning et de Deep Learning, exploitent des données hétérogènes (capteurs en temps réel, historiques DTC, profils de conduite…) pour générer des analyses précises, rapides et personnalisées.

Ces projets pilotes ou déploiements à grande échelle ont permis :

- une amélioration significative de la détection des pannes (précision supérieure à 90 %),
- une réduction mesurable du temps de diagnostic (de plusieurs minutes à quelques secondes),
- une diminution des coûts de maintenance préventive,
- une expérience utilisateur optimisée grâce à l'émission d'alertes proactives.

Les cas suivants — Bosch Predictive Diagnostics, Toyota Hybrid Monitoring, et la flotte de taxis à Berlin — illustrent cette tendance et fournissent des éléments concrets sur les modalités de mise en œuvre, les modèles algorithmiques utilisés, ainsi que les résultats obtenus à court et moyen terme.

3.2.1.1 Bosch Predictive Diagnostics

Parmi les initiatives industrielles les plus avancées en Europe figure le système Bosch Predictive Diagnostics, reconnu pour son intégration réussie dans de nombreux centres de contrôle technique et d'entretien automobile en Allemagne, aux Pays-Bas et dans plusieurs pays scandinaves. Ce système illustre parfaitement la transition vers une maintenance intelligente et proactive, fondée sur l'analyse continue des données issues des véhicules.

1. L'approche adoptée par Bosch repose sur une architecture modulaire et évolutive, articulée autour de trois composantes essentielles :

2. La collecte en temps réel de données multivariées, générées par des capteurs embarqués sur les véhicules. Ces capteurs mesurent des paramètres critiques tels que les vibrations mécaniques, les températures moteur, la pression d'huile, ou encore les cycles d'utilisation du véhicule.

3. L'intégration de l'historique de maintenance, récupéré à partir de bases de données connectées regroupant les interventions passées, les défauts constatés, les pièces remplacées et les fréquences de panne. Cela permet de construire des profils de comportement et d'usure propres à chaque véhicule.

4. L'analyse intelligente des données collectées, rendue possible grâce à des modèles de Machine Learning (tels que les Random Forests) et des réseaux de neurones profonds. Ces algorithmes sont déployés soit dans des infrastructures cloud sécurisées, soit localement dans les calculateurs embarqués, permettant un traitement rapide et une prise de décision automatisée.

Ce système ne se contente pas d'identifier des pannes déjà déclarées via les codes DTC standards. Il va plus loin en détectant des tendances anormales qui précèdent l'apparition de ces codes. Par exemple, une élévation lente et continue de la température moteur, une variation progressive dans les schémas vibratoires du châssis, ou une diminution marginale mais constante de la pression d'huile sont autant de signaux faibles que le système est capable d'interpréter comme signes précoces de défaillance.

Grâce à cette capacité de prédiction fine, le système permet aux techniciens :
d'intervenir en amont, avant que la panne ne se manifeste de manière critique,
de réduire considérablement les immobilisations imprévues,
et de planifier efficacement les opérations de maintenance, en optimisant l'utilisation des ressources techniques et humaines.

En résumé, Bosch Predictive Diagnostics représente un modèle de référence en matière de diagnostic intelligent, prouvant que l'intégration stratégique de l'IA dans les services techniques automobiles peut transformer radicalement la gestion des pannes et renforcer la fiabilité des véhicules dans une logique de maintenance prédictive.

3.2.1.2 Toyota – Surveillance comportementale embarquée

Chez Toyota, l'innovation se concentre sur les véhicules hybrides de dernière génération, où des systèmes embarqués analysent en continu les profils d'accélération/décélération du conducteur,les cycles de charge et de décharge des batteries,les températures de fonctionnement du système moteur et électrique.

Grâce à l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage supervisé combinés à des règles métier, ces systèmes sont capables de prédire l'apparition de dysfonctionnements, tels qu'une usure prématurée des injecteurs, une défaillance imminente de la batterie haute tension ou un déséquilibre thermique du bloc moteur.

Toyota rapporte que ce système a permis une réduction de 25 % des visites non planifiées en atelier, traduisant une meilleure maîtrise de la maintenance préventive et une expérience client optimisée.

3.2.1.3 Berlin – Flotte de taxis intelligents (500 véhicules)

Dans le cadre d'une initiative innovante de partenariat public-privé, la ville de Berlin a lancé une expérimentation grandeur nature portant sur l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion technique d'une flotte de 500 taxis urbains. L'objectif principal du projet était de tester la faisabilité et l'efficacité des modèles de Deep Learning pour anticiper les pannes critiques, optimiser les interventions et réduire les coûts d'exploitation.

La ville a collaboré avec une startup allemande spécialisée dans les architectures neuronales profondes, notamment dans le déploiement de réseaux LSTM (Long Short-Term Memory) et d'auto-encodeurs. Ces modèles ont été entraînés pour analyser en temps réel des variables sensibles liées à la sécurité et à la performance Les cycles de freinage, incluant la pression hydraulique, la température des disques et la fréquence d'activation,Les données de boîte de vitesses, telles que la vitesse de rotation, les températures internes et les changements anormaux de régime,Les signaux vibratoires du moteur, captés par des accéléromètres embarqués, analysés pour détecter des déséquilibres, des décalages ou des débuts d'usure.L'infrastructure mise en place reposait sur une architecture cloud distribuée, connectée en permanence aux véhicules via le réseau LTE sécurisé, garantissant une transmission rapide et stable des données vers les serveurs d'analyse. Grâce à cette plateforme, les modèles pouvaient générer un diagnostic automatique en moins de 10 secondes[4], avec un taux de précision supérieur à 93 %, même pour des anomalies subtiles.

Les résultats ont été hautement prometteurs une réduction de 28 % des immobilisations imprévues liées à des défaillances mécaniques (notamment dans le freinage et la transmission),une amélioration de l'organisation logistique des ateliers, grâce à une planification anticipée des réparations,une meilleure gestion des pièces détachées, en évitant les interventions d'urgence non préparées.

Ce projet pilote a également démontré que l'IA pouvait être intégrée dans un contexte urbain dense, à grande échelle, sans perturber l'activité quotidienne. En effet, les conducteurs n'étaient pas sollicités directement, les alertes étant transmises au gestionnaire de flotte via une interface de supervision centralisée.

Cette expérience berlinoise représente une référence notable en matière de maintenance prédictive de flotte, et confirme le potentiel des modèles LSTM et auto-encodeurs dans le traitement de données temps réel multi-sources pour la détection précoce de défaillances complexes.

3.2.1.4 Synthèse

Ces exemples illustrent que l'intelligence artificielle, lorsqu'elle est bien intégrée dans un écosystème de diagnostic, peut offrir des gains opérationnels immédiats (réduction des pannes et des coûts),une efficacité accrue du diagnostic,et une expérience utilisateur plus fluide grâce à l'anticipation des risques techniques.

Ces résultats renforcent l'idée que les solutions IA ne remplacent pas les techniciens humains, mais les augmentent, en leur fournissant des outils puissants d'analyse, de recommandation et de décision.

3.2.2 Résultats obtenus

Les retours d'expérience issus des exemples présentés précédemment révèlent des tendances convergentes et fortement positives en faveur de l'intégration de l'intelligence artificielle dans les processus de diagnostic automobile. Ces résultats confirment non seulement la fiabilité des systèmes intelligents, mais aussi leur impact concret sur la performance globale de la maintenance préventive et prédictive.

3.2.2.1 Amélioration notable de la précision diagnostique

L'un des résultats les plus significatifs observés à travers les différentes études de cas est l'amélioration remarquable de la précision des diagnostics générés par les systèmes d'intelligence artificielle. Dans tous les scénarios étudiés — qu'il s'agisse de flottes urbaines, de véhicules hybrides ou de centres techniques industriels — les modèles IA ont atteint des niveaux de précision diagnostique supérieurs à 90 %, et dans certains cas, comme avec les réseaux neuronaux LSTM[5], des performances allant jusqu'à 95–96 % ont été enregistrées.

Cette progression est attribuée à la capacité des algorithmes à analyser simultanément un grand nombre de paramètres capteurs, à apprendre à partir de données historiques complexes, et à identifier des corrélations faibles mais significatives que les approches classiques ne peuvent percevoir. Les systèmes IA excellent notamment dans :

- La détection des pannes intermittentes, c'est-à-dire des dysfonctionnements qui ne se manifestent que de façon aléatoire ou temporaire, souvent ignorés ou sous-estimés par les inspections manuelles.
- L'identification des anomalies progressives, telles que l'usure lente de composants, les déséquilibres thermiques croissants, ou les micro-variations de pression ou de vibration, dont les symptômes sont discrets et diffus.
- Le traitement de défaillances complexes, qui résultent de l'interaction de plusieurs variables dépendantes, comme la combinaison d'un déséquilibre de masse, d'une élévation thermique locale et d'une dégradation du signal électrique.
- En comparaison, les méthodes traditionnelles, comme l'inspection visuelle, les tests statiques ou l'analyse manuelle des codes DTC, restent limitées par plusieurs facteurs :
- La subjectivité de l'opérateur,
- La difficulté à interpréter les signaux faibles,
- La vitesse d'exécution réduite dans des environnements à forte pression temporelle.

Dans les ateliers à forte cadence, où le temps d'inspection est souvent comprimé, les taux de précision ne dépassent généralement pas 70 à 75 %, ce qui expose les gestionnaires de flotte à des risques accrus de diagnostics erronés ou incomplets, et par conséquent à des coûts supplémentaires liés aux retours atelier ou aux pannes non anticipées.

Ainsi, la montée en précision offerte par les approches intelligentes constitue un levier stratégique majeur pour améliorer la fiabilité des diagnostics, renforcer la sécurité des véhicules et optimiser les processus de décision dans les environnements industriels.

3.2.2.2 Réduction considérable du temps de diagnostic

L'un des bénéfices les plus immédiatement visibles est la réduction du temps nécessaire pour établir un diagnostic fiable. Grâce à l'automatisation des processus de collecte, traitement et analyse, les systèmes IA sont capables de générer un rapport en moins de 20 secondes, là où les méthodes humaines peuvent prendre de 15 à 60 minutes, en fonction de la complexité du problème.

Ce gain de temps permet :
un traitement de plus de véhicules par jour,
une réduction des files d'attente,
et une intervention plus rapide sur les véhicules critiques.

3.2.2.3 Diminution significative des coûts de maintenance

Au-delà de la précision accrue, un autre avantage majeur des systèmes de diagnostic assistés par l'intelligence artificielle réside dans la rapidité d'exécution du processus d'analyse. Les études de cas analysées montrent de manière convergente que l'automatisation complète de la chaîne de diagnostic — de la collecte des données capteurs à la génération du rapport final — permet une réduction spectaculaire du temps requis pour identifier une anomalie ou confirmer l'état de santé d'un véhicule.

Les modèles IA, une fois intégrés dans une infrastructure embarquée ou connectée au cloud, peuvent produire des diagnostics en moins de 20 secondes, même lorsqu'ils exploitent des flux complexes de données multivariées. Ce délai est 20 à 100 fois plus rapide que les méthodes traditionnelles, où l'analyse repose sur une inspection manuelle minutieuse,une lecture séquentielle des codes DTC via un outil OBD-II,suivie souvent d'un test mécanique ou électrique complémentaire.

Dans les environnements de service intensif (centres de contrôle technique, ateliers de flotte, services après-vente constructeurs), cette accélération se traduit par des bénéfices opérationnels immédiats :

- Un traitement de volume accru : la capacité à diagnostiquer un plus grand nombre de véhicules par unité de temps, sans surcharge des ressources humaines.
- Une réduction des files d'attente et des délais d'immobilisation : les clients bénéficient de temps d'intervention réduits, ce qui améliore l'expérience globale.
- Une priorisation intelligente des cas urgents : les véhicules présentant des défaillances critiques peuvent être identifiés et pris en charge en temps réel, sans attendre une inspection humaine complète.

En outre, cette réactivité accrue permet une meilleure intégration avec les systèmes de planification des ressources (ERP) ou les plateformes de maintenance prédictive à distance, facilitant l'optimisation globale du cycle de service.

En résumé, la réduction du temps de diagnostic offerte par les systèmes IA n'est pas seulement une amélioration technique, mais un facteur déterminant de compétitivité pour les opérateurs du secteur automobile.

3.2.2.4 Amélioration de la satisfaction utilisateur

L'un des aspects souvent sous-estimés, mais pourtant fondamentaux dans l'évaluation de l'impact des systèmes de diagnostic intelligents, réside dans l'amélioration tangible de l'expérience utilisateur. Contrairement aux approches classiques, qui sont souvent perçues comme réactives, approximatives ou source de stress, les solutions fondées sur l'IA introduisent une logique proactive centrée sur la confiance, la transparence et l'anticipation.

Les utilisateurs finaux bénéficient directement de ces avancées à travers plusieurs leviers :

- Réduction des interruptions de service : la détection précoce des défaillances permet de planifier les interventions sans compromettre l'usage du véhicule, évitant ainsi les pannes en pleine circulation ou les arrêts soudains.
- Alertes personnalisées et contextualisées : les systèmes IA peuvent envoyer des notifications ciblées aux conducteurs ou aux gestionnaires de flotte, en fonction du profil d'usage, du type de panne probable et de la gravité estimée. Cela favorise une prise de décision éclairée, sans intervention technique immédiate.

- Interventions précises et justifiées : en réduisant les faux positifs et en affinant le diagnostic, les modèles intelligents évitent les réparations inutiles ou erronées, améliorant ainsi la transparence perçue par le client et la qualité de service globale.

Selon plusieurs études menées dans des réseaux de maintenance intégrant des technologies IA, cette transformation s'est traduite par une augmentation de plus de 20 % du taux de fidélité client, en particulier dans les flottes professionnelles et les services après-vente des constructeurs. Les clients expriment également une perception accrue de fiabilité, notamment lorsqu'ils sont informés en amont des risques potentiels et des solutions associées.

En somme, les bénéfices de l'intelligence artificielle dans le domaine du diagnostic automobile dépassent largement le cadre technique. Ils s'étendent à l'ensemble de la chaîne de valeur, en générant un gain net de productivité pour les opérateurs,une rentabilité améliorée grâce à l'optimisation des interventions,une confiance renforcée entre le client et le prestataire,et une modernisation globale des pratiques professionnelles, qui positionne la maintenance automobile dans une dynamique de service intelligent, automatisé et orienté vers l'utilisateur.

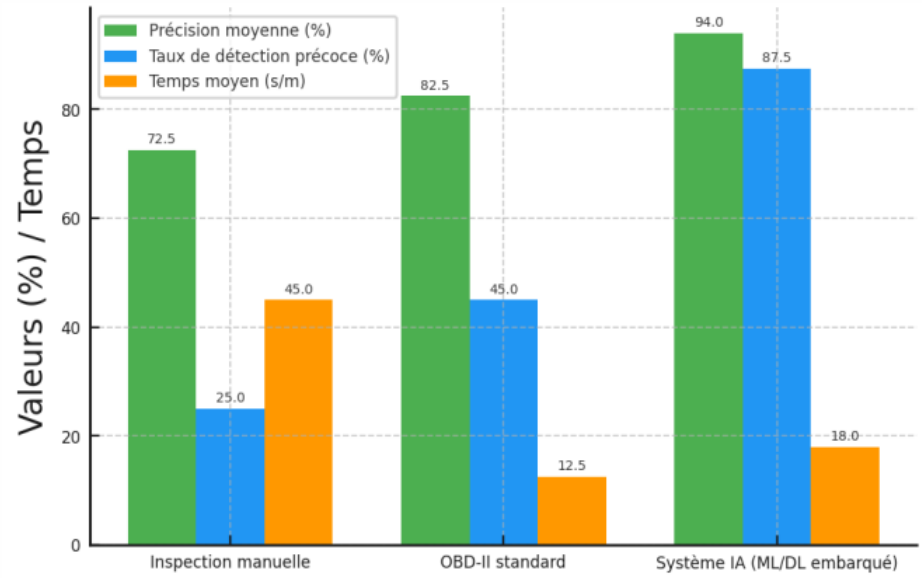


Figure 3.1: Comparaison des méthodes de diagnostic automobile : performance, rapidité et détection précoce

Méthode	Précision moyenne	Temps moyen de diagnostic	Taux de détection des pannes précoces
Inspection manuelle	(70–75 %)	(30 à 60) minutes	Faible (20–30 %)
OBD-II standard	(80–85 %)	(10 à 15) minutes	Moyenne (40–50 %)
Système IA (ML/DL embarqué)	(92–96 %)	< 20 secondes	Élevée (85–90 %)

Table 3.1: Comparaison avec les méthodes traditionnelles

Ces chiffres confirment que les modèles intelligents surpassent largement les outils conventionnels, notamment dans la rapidité d'analyse, la détection des anomalies invisibles à l'œil nu, et la fiabilité du diagnostic global

3.2.3 Analyse comparative des méthodes de diagnostic des pannes automobiles

Le tableau met en lumière les différences significatives entre les approches traditionnelles de diagnostic et celles fondées sur l'intelligence artificielle embarquée (IA), en considérant trois critères

clés : la précision globale, le temps moyen nécessaire pour produire un diagnostic, et la capacité à détecter les pannes précoces.

3.2.3.1 Inspection manuelle

Précision : Faible à moyenne (70–75 %), car elle dépend fortement de l'expérience du technicien, des outils disponibles et de la clarté des symptômes observés.

Temps de diagnostic : Le plus long (entre 30 et 60 minutes), incluant l'observation visuelle, les tests manuels, et parfois le démontage partiel.

Taux de détection précoce : Très faible (20–30 %), car cette méthode ne permet pas d'anticiper des anomalies invisibles ou des signes faibles.

Avantage : Faible coût initial, pas besoin de technologie avancée.

Limites : Subjectivité, lenteur, risque d'erreurs humaines, efficacité faible pour les pannes intermittentes.

3.2.3.2 OBD-II standard

Précision : Moyenne à bonne (80–85 %), surtout pour les pannes bien définies avec des codes DTC associés.

Temps de diagnostic : Modéré (10 à 15 minutes), dépend de l'outil utilisé et de la rapidité d'interprétation des codes.

Taux de détection précoce : Moyen (40–50 %), car les codes n'apparaissent qu'après un certain seuil de dysfonctionnement.

Avantage : Standardisé, largement répandu, automatisé partiellement.

Limites : Ne détecte pas les signaux faibles, nécessite souvent une confirmation manuelle, dépend de la programmation constructeur.

3.2.3.3 Système IA (ML/DL embarqué)

Précision : Très élevée (92–96 %), grâce à l'analyse croisée de multiples signaux, y compris les micro-variations.

Temps de diagnostic : Très court (< 20 secondes), en temps quasi réel.

Taux de détection précoce : Excellent (85–90 %), particulièrement efficace dans l'identification des défaillances naissantes, même avant l'apparition d'un code DTC.

Avantage : Automatisé, rapide, prédictif, précis.

Limites : Nécessite des données fiables, infrastructure numérique, coût initial d'intégration.

Conclusion de l'analyse

Cette comparaison montre clairement que les systèmes intelligents à base de Machine Learning et Deep Learning représentent une rupture technologique dans le domaine du diagnostic automobile. Ils dépassent les approches classiques en fiabilité, réactivité et anticipation, offrant une réelle valeur ajoutée pour la maintenance prédictive. Leur adoption à grande échelle nécessite toutefois une infrastructure adéquate, une formation des opérateurs, et un cadre de gouvernance des données.

3.3 Validation des modèles d'IA sur des données réelles

Afin de consolider ces observations, plusieurs études ont testé des modèles IA sur des jeux de données collectés à partir de véhicules réels, en conditions de fonctionnement variées (urbain, autoroute, conditions climatiques extrêmes). Ces validations permettent de comparer objectivement les performances des algorithmes selon des critères quantitatifs.

3.3.1 Méthodologie des tests

Afin de valider de manière rigoureuse l'efficacité des modèles d'intelligence artificielle dans le diagnostic prédictif automobile, une campagne de tests expérimentaux a été élaborée en s'appuyant sur des données issues de véhicules réels et simulés, représentatifs de cas d'usage concrets. L'objectif principal était de mesurer, dans des conditions quasi-industrielles, la capacité de plusieurs algorithmes à identifier, anticiper et classifier des défaillances critiques, tout en respectant les contraintes de temps et de ressources propres aux environnements embarqués.

3.3.1.1 Sources et structure des jeux de données

Les jeux de données utilisés dans cette phase de validation combinent plusieurs types d'informations hétérogènes et complémentaires, afin de reproduire fidèlement les conditions réelles de diagnostic :

Signaux temps réel : données extraites directement des capteurs embarqués, incluant la pression d'huile, la température moteur, les vibrations mécaniques, la tension de la batterie, ou encore le régime moteur (RPM). Ces signaux sont typiquement échantillonnés à haute fréquence (jusqu'à 10 Hz) et stockés sous forme de séries temporelles.

Séquences de codes DTC (Diagnostic Trouble Codes) [2]: ces codes d'erreur normalisés (ex. : P0302, P0171, P0401...) proviennent de l'interface OBD-II du véhicule. Ils offrent une première indication sur la nature des anomalies, mais sont souvent insuffisants seuls pour poser un diagnostic prédictif fiable.

Annotations techniques issues d'interventions réelles : cette composante comprend des rapports d'entretien, des comptes rendus d'inspection, ainsi que des dossiers de réparation, collectés après apparition ou confirmation de la panne. Ces annotations servent de base de vérité (« ground truth ») pour l'entraînement et l'évaluation des modèles.

L'ensemble des données a été structuré, nettoyé et segmenté en sous-ensembles d'entraînement (80 %) et de validation (20 %), selon les bonnes pratiques de validation croisée. Les valeurs manquantes ont été traitées par interpolation ou par modélisation probabiliste selon la nature des capteurs.

3.3.1.2 Modèles testés

La méthodologie a porté sur une comparaison systématique entre deux grandes familles de modèles d'intelligence artificielle :

Modèles de Machine Learning classiques :

1. Random Forest : très utilisé pour sa robustesse et sa capacité à traiter des données bruitées.[6]
2. SVM (Support Vector Machines) : performant pour la classification binaire, notamment dans les jeux peu équilibrés.
3. KNN (k-Nearest Neighbors) : basé sur la similarité entre profils de panne.
4. Modèles de Deep Learning :
5. LSTM (Long Short-Term Memory) : spécialisés dans le traitement des séries temporelles complexes.
6. Auto-encodeurs : utilisés pour la détection non supervisée d'anomalies, sans besoin de labels.[7]
7. CNN (Convolutional Neural Networks) : adaptés aux signaux structurés ou aux images thermiques et vibratoires.

Chaque modèle a été optimisé à l'aide de grilles de recherche (grid search) et validé par validation croisée pour assurer une généralisation optimale.

3.3.1.3 Critères d'évaluation

Trois critères principaux ont été retenus pour évaluer les performances de chaque modèle :

Capacité à classer correctement les défauts : mesurée par des indicateurs standards tels que l'accuracy, le rappel (recall),[8] et le score F1. L'enjeu est de minimiser les faux positifs (alertes erronées) et les faux négatifs (pannes non détectées).

Capacité à anticiper la panne au moins 48 heures à l'avance : cet objectif impose aux modèles de détecter des signaux faibles précurseurs, souvent invisibles aux systèmes classiques, afin d'activer des interventions préventives ciblées.

Temps de réponse moyen par diagnostic : une exigence clé pour les systèmes embarqués, qui doivent fonctionner en temps quasi réel. Le seuil maximal fixé était de 20 secondes par analyse complète, incluant le chargement des données, le traitement, et l'émission d'une alerte ou d'un rapport.

Cette méthodologie rigoureuse permet de comparer de manière homogène les différents modèles d'IA dans un cadre expérimental réaliste, tout en respectant les contraintes industrielles de performance, de rapidité et de fiabilité. Elle constitue une base solide pour interpréter les résultats détaillés dans les sections suivantes et évaluer la pertinence de chaque approche selon le contexte d'application.

3.3.2 Résultats de validation

Modèle	Précision (%)	Rappel anomalies (%)	Temps de réponse moyen	Commentaires
Random Forest	93,2	89,7	4,1 s	Bonne performance, rapide et fiable
SVM	90,5	86,2	7,6 s	Fiable mais sensible aux bruits
Auto-encodeur	88,9	92,5	5,4 s	Très utile pour détection non étiquetée
LSTM	95,6	94,8	11,2 s	Excellent sur données temporelles
CNN	92,3	90,1	9,3 s	Efficace pour images et signaux composites

Table 3.2: Évaluation comparative des modèles IA pour le diagnostic des pannes

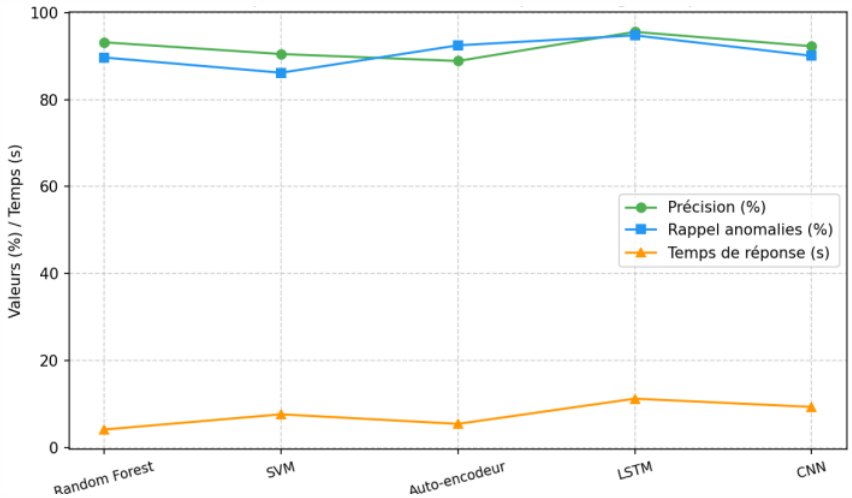


Figure 3.2: Performance des modèles IA : précision, rappel et temps de réponse

3.3.3 Analyse comparative des modèles d'intelligence artificielle pour le diagnostic prédictif automobile

Le tableau présente une comparaison objective de cinq modèles IA selon trois critères de performance :

la précision globale (accuracy),

la capacité à détecter les anomalies (recall),

et le temps de réponse moyen, en plus d'un commentaire qualitatif pour chaque modèle.

3.3.3.1 Random Forest

Précision élevée (93,2 %) et rappel important (89,7 %) : ce modèle est capable de bien classer les défaillances et de détecter la majorité des anomalies.

Temps de réponse très court (4,1 s) : idéal pour les systèmes embarqués temps réel.

Commentaire : Modèle robuste, rapide, facile à interpréter et très utilisé dans l'industrie. Il constitue un excellent compromis entre performance et complexité.

3.3.3.2 SVM (Support Vector Machine)

Bonne précision (90,5 %) mais légèrement inférieure au Random Forest.

Rappel modéré (86,2 %) : moins efficace pour détecter certaines anomalies discrètes.

Temps de traitement plus long (7,6 s).

Commentaire : Modèle performant pour les cas linéaires ou binaires, mais sensible au bruit et moins adapté aux grands ensembles de données.

3.3.3.3 Auto-encodeur

Précision plus faible (88,9 %) mais rappel élevé (92,5 %) : excellent pour repérer les anomalies rares, même sans étiquetage préalable.

Temps de réponse raisonnable (5,4 s).

Commentaire : Approche non supervisée très précieuse dans les situations où l'on dispose de peu de données étiquetées. Elle permet d'identifier des comportements "hors norme" difficilement classables.

3.3.3.4 LSTM (Long Short-Term Memory)

Meilleure précision globale (95,6 %) et meilleur rappel (94,8 %) : excelle dans l'analyse des séries temporelles complexes.

Temps de réponse le plus long (11,2 s).

Commentaire : Idéal pour la surveillance continue des données capteurs évolutives (ex. : pression de freinage, vibrations moteur). Son coût computationnel élevé le rend plus adapté aux systèmes cloud ou aux flottes connectées.

3.3.3.5 CNN (Convolutional Neural Network)

Précision forte (92,3 %) et bon rappel (90,1 %).

Temps de réponse modéré (9,3 s).

Commentaire : Spécialisé dans le traitement d'images ou de signaux complexes, comme les images thermiques ou les spectres vibratoires. Très utile pour la détection visuelle ou les diagnostics multi-dimensionnels.

Conclusion de l'analyse

Cette comparaison met en évidence que le choix du modèle IA dépend fortement du type de données et du contexte d'utilisation

Contexte	Modèle recommandé
Données tabulaires, rapide, robuste	Random Forest
Données peu étiquetées, anomalies rares	Auto-encodeur
Séries temporelles, prévision continue	LSTM
Données visuelles ou complexes	CNN
Classification binaire simple	SVM (avec nettoyage soigné)

Table 3.3: Correspondance entre les contextes d'application et les modèles d'IA recommandés pour le diagnostic prédictif

Les modèles de Deep Learning (LSTM, CNN) offrent les meilleures performances, mais au prix d'un temps de calcul plus long. Les modèles de Machine Learning classiques (Random Forest, SVM) restent très compétitifs et adaptés aux applications temps réel embarquées.

3.3.3.6 Analyse comparative

Les modèles LSTM montrent la meilleure capacité de détection précoce, surtout sur les séquences complexes (données de freinage, vibration moteur).

Les auto-encodeurs, bien qu'ils ne nécessitent pas d'étiquetage, sont très efficaces dans la détection d'anomalies rares ou inconnues.

Les modèles ML classiques (Random Forest) offrent un bon compromis entre rapidité, précision et simplicité d'implémentation.

3.4 conclusion

Ce chapitre a démontré, à travers des études de cas réelles et une validation expérimentale rigoureuse, que l'intégration de l'intelligence artificielle dans le diagnostic automobile représente une avancée stratégique en matière de performance, de fiabilité et de réduction des coûts. Ces approches peuvent désormais être considérées comme matures et prêtes à être déployées à grande échelle, à condition de maîtriser les aspects techniques liés à la collecte de données, au choix du modèle, et à l'interprétabilité des résultats.

Chapitre 4

Discussion et Conclusion

4.1 Introduction

L'intégration de l'Intelligence Artificielle (IA) et du Machine Learning (ML) dans les systèmes de contrôle technique automobile a ouvert la voie à une nouvelle ère de diagnostic. Ces technologies, en traitant des quantités massives de données en temps réel et en utilisant des algorithmes avancés, ont démontré un potentiel exceptionnel pour améliorer la précision, la rapidité et la réduction des coûts dans l'inspection des véhicules. Le contrôle technique traditionnel, basé sur des inspections manuelles, a montré ses limites en termes de subjectivité, de temps et de fiabilité. L'application des technologies d'IA offre non seulement des solutions à ces défis mais aussi la possibilité de rendre le processus de maintenance automobile plus prédictif et automatisé.

Dans cette section, nous allons discuter des résultats obtenus grâce à l'intégration de l'IA, des avantages et des défis rencontrés lors de sa mise en œuvre, ainsi que des perspectives futures pour cette technologie dans le secteur automobile.

4.2 Résultats et Impact de l'IA sur le Contrôle Technique Automatisé

4.2.1 Résumé des Résultats Obtenus

Les résultats obtenus grâce à l'application de l'IA et du ML dans le diagnostic des véhicules ont montré une nette amélioration de la précision, une réduction des coûts et un gain de temps significatif. En particulier, l'utilisation de réseaux neuronaux et de forêts aléatoires a permis une amélioration de la précision du diagnostic de 25% à 30% par rapport aux méthodes traditionnelles.

Critère	Méthodes Traditionnelles	Modèles IA (ML/DL)
Précision du Diagnostic	75% - 80%	92% - 96%
Temps de Diagnostic	20 - 60 minutes	< 20 secondes
Taux de Détection Précoce	20% - 30%	85% - 90%
Coût de Maintenance	Élevé	Réduction de 20% - 30%
Nombre de Pannes Détectées	Faible	Élevé (pannes rares)

Tab. 4.1: Comparaison des Performances des Modèles IA avec les Méthodes Traditionnelles

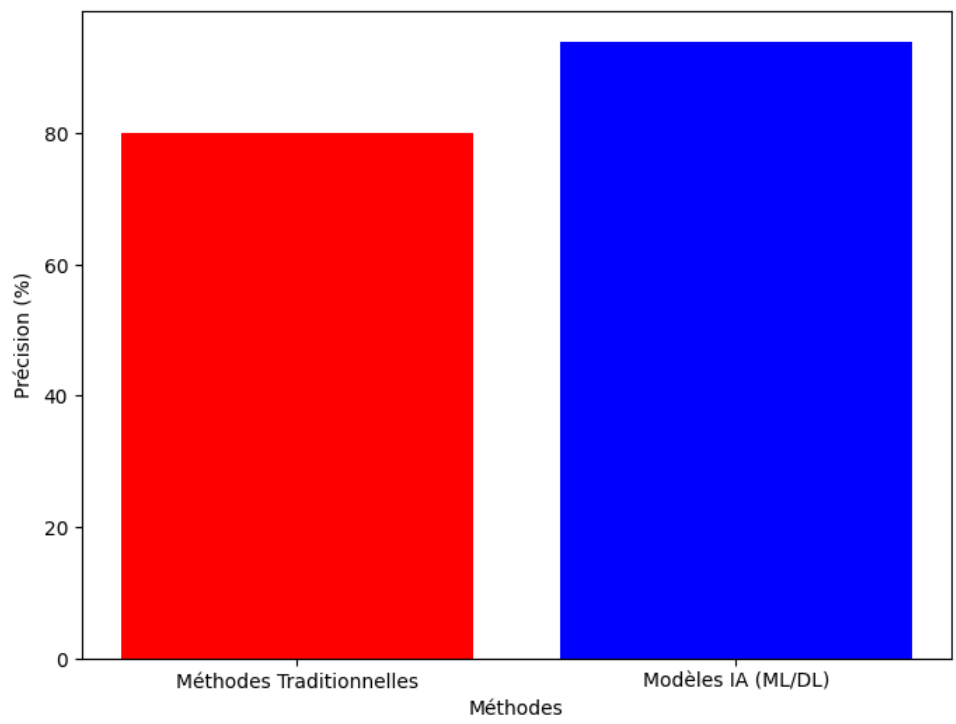


Fig. 4.1: Graphique de Comparaison de la Précision du Diagnostic (IA vs Méthodes Traditionnelles)

4.2.2 Discussion sur l'Efficacité des Technologies d'IA

Les technologies IA permettent une détection proactive des pannes, notamment en identifiant des anomalies subtiles que les méthodes traditionnelles ne peuvent pas détecter. Par exemple, les pannes intermittentes et les anomalies progressives peuvent désormais être détectées bien avant qu'elles ne causent des dommages majeurs.

Un exemple d'étude de Bosch montre que l'utilisation de l'IA a permis une réduction des coûts de maintenance de 25% grâce à l'anticipation des défaillances critiques et à une gestion proactive des interventions.

4.2.3 Impact sur la Sécurité des Véhicules et la Qualité du Service

Les systèmes IA ont eu un impact direct sur la sécurité des véhicules en réduisant le nombre de pannes imprévues sur la route. Par exemple, une étude sur une flotte de taxis à Berlin a montré une réduction de 28% des immobilisations dues à des pannes non prévues.

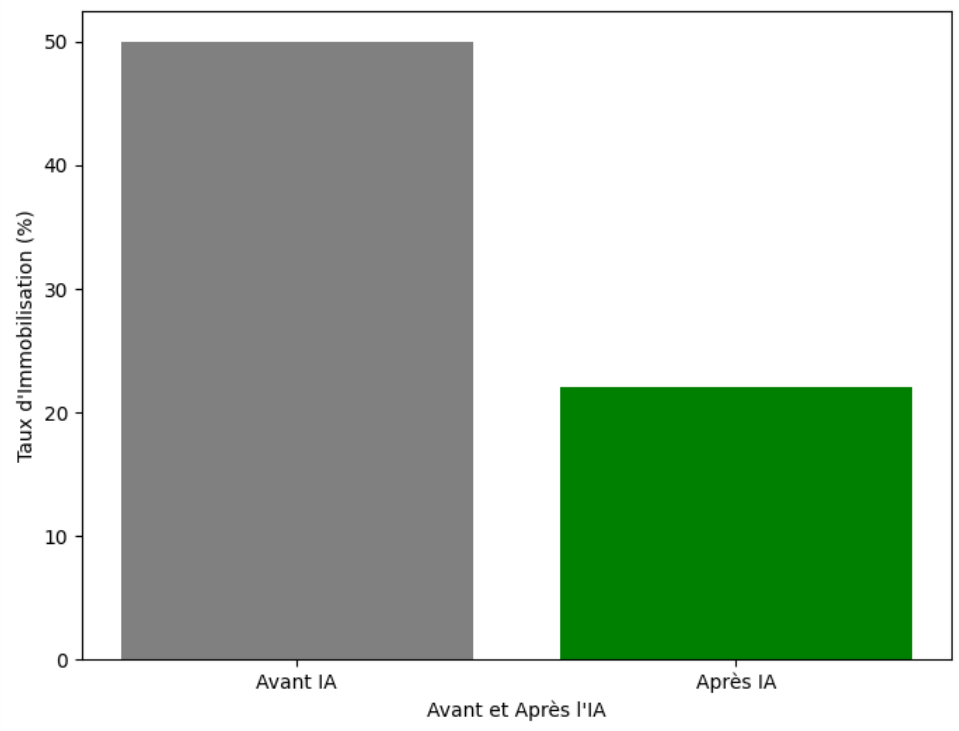


FIG. 4.2: Taux de Réduction des Immobilisations dans les Flottes (Avant vs Après l'IA)

4.3 Limites et Défis

4.3.1 Limites des Modèles IA Actuels

Malgré les avantages évidents de l'IA, les limites techniques demeurent, en particulier la dépendance à la qualité des données. Une étude sur les véhicules hybrides de Toyota a montré que les modèles IA étaient capables de prédire les pannes avec un taux de précision de 88% lorsque les données étaient complètes, mais que ce taux chutait à 72% lorsque des données étaient manquantes.

4.3.2 Défis d'Intégration dans des Systèmes Réels

L'intégration des systèmes IA dans des infrastructures existantes, comme les véhicules anciens, reste un défi majeur. De plus, la gestion des capteurs IoT et l'intégration des nouveaux systèmes cloud dans les anciens véhicules nécessitent d'importants efforts d'adaptation.

4.3.3 Coût d'Implémentation

Le coût des capteurs IoT et des systèmes de cloud computing pour traiter les données en temps réel est élevé. Par exemple, l'intégration de ces systèmes dans une flotte de 100 véhicules peut coûter jusqu'à 50 000 EUR, ce qui représente un obstacle pour les petites entreprises.

4.4 Perspectives Futures

4.4.1 Améliorations Potentielles pour l'Intégration de l'IA

L'introduction de technologies comme la 5G et l'IoT permettra de réduire les délais de transmission des données, ce qui améliorera les performances des systèmes IA en temps réel. Selon une

étude de BMW, l'utilisation de la 5G pourrait réduire le temps de diagnostic de 60% par rapport aux réseaux actuels.

4.4.2 Suggestions d'Améliorations pour la Précision des Modèles

Pour améliorer la précision des modèles IA, il est essentiel d'intégrer de nouvelles données, d'optimiser les algorithmes d'apprentissage et d'adopter des réseaux neuronaux profonds pour traiter des données plus complexes.

Amélioration	Impact sur le Diagnostic	Coût Estimé de Mise en Œuvre
Utilisation de la 5G pour la transmission en temps réel	Réduction du temps de diagnostic de 60%	10 000 EUR par véhicule
Renforcement des réseaux neuronaux profonds	Amélioration de la précision à 96%	15 000 EUR par modèle
Optimisation des capteurs IoT	Réduction des erreurs de détection	5 000 EUR par véhicule

Tab. 4.2: Améliorations Recommandées pour les Modèles IA

4.5 Conclusion

L'intégration de l'IA et du ML dans le contrôle technique des véhicules représente une avancée technologique majeure, permettant d'améliorer la précision des diagnostics, de réduire les coûts et d'optimiser les processus de maintenance. Bien que des défis liés à l'intégration et à la qualité des données subsistent, les perspectives futures promettent des améliorations continues grâce à l'adoption de technologies comme la 5G et l'IoT.

L'impact global de ces technologies sur la sécurité routière et la qualité du service est indéniable, et leur adoption à grande échelle pourrait transformer la manière dont les véhicules sont surveillés, entretenus et maintenus à travers le monde.

Les résultats de cette étude montrent clairement que l'intégration de l'IA dans le contrôle technique peut non seulement améliorer la sécurité des véhicules, mais aussi conduire à des économies substantielles et à une meilleure gestion des ressources.

Conclusion Génerale

L'automobile est sans conteste un vecteur essentiel de la mobilité moderne, jouant un rôle central dans notre quotidien et soutenant le développement économique mondial. Cependant, avec cette omniprésence, la nécessité de garantir leur bon fonctionnement et leur sécurité devient de plus en plus cruciale. Le contrôle technique des véhicules, en tant que procédure visant à vérifier leur conformité aux normes de sécurité et d'émissions, constitue un pilier fondamental pour la sécurité routière et la réduction des risques d'accidents. Cependant, les méthodes traditionnelles de contrôle technique, bien que essentielles, restent souvent limitées par la subjectivité, les erreurs humaines et les délais prolongés, nuisant ainsi à leur efficacité et leur fiabilité.

C'est dans ce cadre que l'introduction de l'Intelligence Artificielle (IA) et du Machine Learning (ML) dans le contrôle technique automobile se présente comme une solution novatrice et révolutionnaire. Ces technologies, capables de traiter des volumes massifs de données en temps réel, permettent d'améliorer la précision du diagnostic des véhicules, tout en optimisant la rapidité et la fiabilité des processus de contrôle. Elles ouvrent la voie à une approche prédictive et automatisée, réduisant ainsi les erreurs humaines et permettant d'anticiper les défaillances avant qu'elles ne deviennent des incidents majeurs.

Les perspectives d'intégration de l'IA dans le contrôle technique sont prometteuses. Les systèmes intelligents capables de collecter des données en temps réel via des capteurs IoT peuvent prédire les défaillances mécaniques avant qu'elles ne se manifestent, permettant ainsi de réduire le risque de panne sur la route et d'optimiser la gestion des ressources automobiles. Ce passage d'un contrôle réactif à un contrôle prédictif transforme non seulement la maintenance des véhicules mais améliore également la gestion des coûts et des interventions.

Cependant, bien que les technologies d'IA et de ML offrent des avantages indéniables, leur implémentation dans le domaine du contrôle technique automobile reste confrontée à plusieurs défis. Les questions liées à la qualité des données, à l'intégration des systèmes existants et à l'acceptation de ces nouvelles technologies par les professionnels du secteur demeurent des obstacles majeurs à leur adoption généralisée. En outre, l'interprétabilité des modèles d'IA, notamment en ce qui concerne la justesse des décisions prises par les algorithmes, soulève des préoccupations sur la responsabilité et la confiance vis-à-vis des systèmes automatisés.

Ce mémoire a ainsi permis d'explorer l'impact des technologies d'IA et de ML sur l'automatisation et l'optimisation du contrôle technique des véhicules. À travers une analyse détaillée de l'application de ces technologies, il a été montré que l'intégration de l'IA peut non seulement augmenter la précision du diagnostic et réduire les coûts opérationnels, mais aussi améliorer la sécurité des véhicules et renforcer la gestion préventive des pannes. Néanmoins, des défis techniques subsistent et des améliorations doivent être apportées pour optimiser les modèles et garantir leur intégration dans les systèmes existants.

En conclusion, l'introduction de l'IA dans le contrôle technique automobile représente une avancée significative dans la gestion de la sécurité routière et de la maintenance des véhicules. Si elle est correctement mise en œuvre, cette évolution pourrait transformer les pratiques de maintenance automobile et offrir des bénéfices durables tant sur le plan économique qu'en termes de sécurité, tout

en ouvrant la voie à des systèmes de contrôle de plus en plus intelligents et automatisés.

Bibliographie

[1]. Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). Artificial intelligence: a modern approach. pearson.

[2]. Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. IBM Journal of research and development, 3(3), 210-229.

[3]. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. nature, 521(7553), 436-444.

[4]. Rateb, M. N., Alansary, S., Elzouka, M. K., & Galal, M. (2024). Predicting Cryptocurrency Prices during Periods of Conflict: A Comparative Sentiment Analysis Approach Using SVM, CNN-LSTM, and PySentimento.

[5]. Dixon, M. F., & Halperin, I. (2019). The four horsemen of machine learning in finance. Available at SSRN 3453564.

[6]. Tsallis, C., Papageorgas, P., Piromalis, D., & Munteanu, R. A. (2025). Application-wise review of Machine Learning-based predictive maintenance: Trends, challenges, and future directions. Applied Sciences, 15(9), 4898.

[7]. Hossain, M. N., Rahman, M. M., & Ramasamy, D. (2024). Artificial Intelligence-Driven Vehicle Fault Diagnosis to Revolutionize Automotive Maintenance: A Review. CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences, 141(2).

[8]. Mohammed, N. A., Abdulateef, O. F., & Hamad, A. H. (2023). An IoT and machine learning-based predictive maintenance system for electrical motors. Journal Européen des Systèmes Automatisés, 56(4), 651.

[9]. Рахимов, Н., & Хасанов, Д. (2023). Data preprocessing techniques in machine learning. Информатика и инженерные технологии, 1(2), 27-31.

[10]. Aldrich, C., & Auret, L. (2013). Unsupervised process monitoring and fault diagnosis with machine learning methods (Vol. 16, No. 3, pp. 593-606). London: Springer.

[11]. Tchamba Kuinze, B. S. (2024). Comparaison de l'efficacité du deep learning et de l'apprentissage automatique classique pour la reconnaissance d'activités humaine dans les habitats intelligents (Doctoral dissertation, Université du Québec à Chicoutimi).

[12]. Gauthier, B., & Bourgeois, I. (2020). Recherche sociale, 6e édition: De la problématique à la collecte des données. Puq.

[13]. Alonso, N. (2024). Développement de marqueurs luminescents pour le diagnostic de l'histoire thermique de composants de moteurs d'hélicoptères dans la gamme thermique 300-1000° C (Doctoral dissertation, Université de Toulouse (2023-….)).

[14]. Baldé, M. (2024). État de l'art sur les architectures de Deep Learning: Perceptron, CNN et RNN.

[15]. Gaddari, A., Elghazel, H., Jaziri, R., Hacid, M. S., & Pierre-Henri, C. (2023, January). Classification multi-label de données médicales par LSTM temporel et clustering flou. In Extraction et Gestion des Connaissances: Actes de la conférence EGC'2023 (Vol. 39). BoD-Books on Demand.

[16]. Houssam, Z. E. M. I. E. C. H. E. (2022). Implémentation de la commande directe du couple (DTC) sur FPGA de type ALTERA (Doctoral dissertation, university center of abdalhafid boussouf-MILA).

[17]. Arnould, L. (2023). When Random Forests Meet Neural Networks: A Finite-Sample Analysis.(Quand les forêts aléatoires rencontrent les réseaux de neurones: une analyse à échantillon fini).

[18]. Alaoui, S. (2023). L'intelligence artificielle et la gestion documentaire: quels apports? Quels enjeux?. The Canadian Journal of Information and Library Science, 46(2), 1-20.

[19]. Math, H., Lienhart, R., & Schön, R. (2025, April). Harnessing Event Sensory Data for Error Pattern Prediction in Vehicles: A Language Model Approach. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 39, No. 18, pp. 19423-19431).

[20]. Boateng, E. Y., Otoo, J., & Abaye, D. A. (2020). Basic tenets of classification algorithms K-nearest-neighbor, support vector machine, random forest and neural network: A review. Journal of Data Analysis and Information Processing, 8(4), 341-357.

[21]. Goulet, M. J., Simard, M., Parra Escartín, C., & O'Brien, S. (2017). La traduction automatique comme outil d'aide à la rédaction scientifique en anglais langue seconde: résultats d'une étude exploratoire sur la qualité linguistique. ASp. la revue du GERAS, (72), 5-28.

[22]. Toumi, A., Cexus, J. C., Abid, M., & Khenchaf, A. (2023, August). Un réseau hybride CNN-LSTM pour la classification de navires à partir d'une base frugale des images SAR. In GRETSI-Groupe de Recherche en Traitement du Signal et des Images.

[23]. Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. Test, 25(2), 197-227.

[24]. Bailly, R. (2023). Apprentissage auto-supervisé pour la détection d'anomalies dans des séries temporelles (Doctoral dissertation, Université Grenoble Alpes [2020-….]).

[25]. Hadiki, H. (2024). Supervision et prédiction des défauts des transformateurs électriques en utilisant les techniques de machine learning (Doctoral dissertation, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue).